

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

Микони С. В., Соколов Б. В., Юсупов Р. М.

**КВАЛИМЕТРИЯ МОДЕЛЕЙ
И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ
КОМПЛЕКСОВ**

Москва
2018

УДК 519.4
ББК 22.18
К32

Микони С. В., Соколов Б. В. Юсупов Р. М.

Квалиметрия моделей и полимодельных комплексов : монография
С. В. Микони, Б. В. Соколов, Р. М. Юсупов. — М. : РАН, 2018. — 314 с.

ISBN 978-5-907036-32-1

DOI:10.31857/S9785907036321000001

Монография посвящена изложению теоретических и прикладных основ нового раздела квалиметрии — квалиметрии моделей (моделеметрии). В ней уточняются и систематизируются понятия и термины, используемые при моделировании сложных объектов естественной и искусственной природы. Подчеркивается роль субъекта моделирования в организации и проведении эффективного моделирования. Излагаются концептуальные и методологические основы оценивания качества моделей и полимодельных комплексов (ПМК). Описываются различные методы оценивания качества моделей и ПМК. Приводятся практические примеры приложения предложенных подходов и методов.

Книга рассчитана на научных работников, управленческий и инженерно-технический состав, занятый в сфере исследования, проектирования и управления сложными объектами. Она может быть полезна преподавателям, аспирантам и студентам высших учебных заведений.

Рецензенты:

Советов Б.Я. доктор технических наук, профессор,
заслуженный деятель науки и техники РФ

Алексеев А.В. доктор технических наук, профессор

ISBN 978-5-907036-32-1

© Микони С. В., Соколов Б. В.,
Юсупов Р. М., 2018

СОДЕРЖАНИЕ

Список сокращений	5
Введение	8
1. ОБЪЕКТ, МОДЕЛЬ, МОДЕЛИРОВАНИЕ: ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ	12
1.1. Модели и моделирование сложных объектов: термины и определения	12
1.2. Объект и модель	16
1.3. Формализованное определение модели	23
1.4. Виды моделирования	34
1.5. Этапы моделирования	37
2. РОЛЬ СУБЪЕКТА В СИСТЕМЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ	42
2.1. Субъект моделирования	42
2.2. Формализация моделирования процессов познания и созидания	46
2.3. Классификация типов моделей	54
3. ОСНОВНЫЕ СВОЙСТВА И ПОКАЗАТЕЛИ КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ	64
3.1. Свойства моделей и полимодельных комплексов	64
3.2. Обобщенные свойства моделей и полимодельных комплексов	68
3.3. Показатели адекватности моделей и полимодельных комплексов	72
3.4. Показатели сложности моделей и полимодельных комплексов	76
3.5. Основные задачи, решаемые в квалиметрии моделей и полимодельных комплексов	82
4. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КВАЛИМЕТРИИ МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ	87
4.1. Основные подходы к обобщенному описанию моделей и полимодельных комплексов	87
4.2. Системное моделирование сложных объектов: основное содержание, особенности реализации и перспективы развития	104

4.3. Обобщенное описание и управленческая интерпретация основных проблем квалиметрии моделей и полимодельных комплексов	125
4.4. Основные направления повышения качества моделей и полимодельных комплексов, основанные на их параметрической и структурной адаптации	132
5. МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КВАЛИМЕТРИИ МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ	151
5.1. Особенности оценивания качества моделей	151
5.2. Методы оценивания качества моделей и полимодельных комплексов	160
5.3. Рекомендации по выбору метода оценивания качества модели	178
5.4. Пример оценивания качества модели	183
5.5. Групповое оценивание моделей по шкале качества	185
5.6. Метод многокритериального выбора моделей на основе явных и неявных экспертных знаний	190
6. ПРИМЕРЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПО ОЦЕНИВАНИЮ КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ	198
6.1. Выбор проекта по трудоемкости изготовления	198
6.2. Групповая экспертиза качества моделей	202
6.3. Анализ качества модели оценивания	205
6.4. Оценивание качества онтологической модели	212
6.5. Решение задачи оптимизации показателей качества моделей, алгоритмов и программ системного моделирования процессов автоматизированного управления космическими аппаратами	216
6.6. Решение задачи оценивания качества и параметрической адаптации моделей оперативного прогнозирования наводнений	250
6.7. Оценивание качества моделей и методов определения технического состояния объекта	262
Заключение	293
Литература	296
Предметный указатель	310

Список сокращений

АИ – анализ иерархий
АИМ – аналитико-имитационное моделирование
АМ – аналитическое моделирование
АПО – активный подвижный объект
АСМ – автоматизированная система мониторинга
АСУ – автоматизированная система управления
ВАР – вербальный анализ решений
ВП – выполнение плана
ГИТ – гибридные интеллектуальные технологии
ГА – генетический алгоритм
ГМ – гибридное моделирование
ГПА – гибкая программа анализа
ДИЦ – достижение идеальной цели
ДРЦ – достижение реальной цели
ДСАМ – динамический системный альтернативный мультиграф
ДЦ – достижение цели
ЕШИК – единая шкала изменения качества
ЖЦ – жизненный цикл
ЗРВ – зона радиовидимости
ИВК – информационно-вычислительный комплекс
ИЗ – инструментальное знание
ИЗИ – измерительная информация
ИИ – искусственный интеллект
ИИМ – иерархия имитационных моделей
ИИТ – интеллектуальная информационная технология
ИМ – имитационное моделирование
ИмС – имитационная система
ИнС – информационное состояние
ИНС – искусственные нейронные сети
ИС САМ – инструментальные средства систем автоматизации моделирования
ИТ – информационная технология
КА – космический аппарат
КСр – космическое средство
КФС – киберфизическая система
ЛОР – лицо, обосновывающее решения
ЛПР – лицо, принимающее решение
ЛТС – локальная телекоммуникационная сеть
МАИС – модели, направленные на активизацию использования интуиции и опыта специалистов
МАП – многоатрибутная полезность
МКВ – методы критериального выбора
МО КМО – многомерное оценивание на конечном множестве объектов
МП – максимальная полезность

МПр – максимальный приоритет
МФПС – модели формализованного представления систем
НИ – навигационная информация
НКА – навигационный космический аппарат
НКСр – наземное космическое средство
НКУ – наземный комплекс управления
НТСр – наземные технические средства
НФ – нормирующая функция
ОБО – объект обслуживания
ОВ – операция взаимодействия
ОМ – онтологическая модель
О-модель – операционная модель
ОП – объект познания
ОрКСр – орбитальное космическое средство
ОрСКА – орбитальная система космических аппаратов
ОУ – объект управления
ОФ – обобщающая функция
ОЦ – отклонение от цели
ПЗ – плановое задание
ПМК – полимодельный комплекс
ПО – пункт обслуживания
ПР – принятие решения
ПрО – предметная область
ПУ – пункт управления
ПУСД – проактивное управление структурной динамикой
РС – развивающаяся ситуация
САПР (англ. CAD – Computer Aided System) – система автоматизированного проектирования
СВИРЬ – система выбора и ранжирования
СКФС – социальная киберфизическая система
СлА – служебная бортовая аппаратура КА
СлО – сложный объект
СМ – системное моделирование
С-модель – структурная модель
СОТО – сложный организационно-технический объект
СР – среда
СТО – сложный технический объект
СТС – сложная техническая система
СУ – система управления
СУД – система управления движением
СФ-модель – структурно-функциональная модель
СФО-модель – структурно-функциональная операционная модель
СФОМ-модель – структурно-функциональная операционная модель в среде моделирования
ТМД – темпоральная модель данных
ТС – техническое состояние
ТТО – технико-технологическое оборудование

ТЦУ – технологический цикл управления
УО – условная оптимизация
УП – управляющая подсистема
УСД – управляемая структурная динамика
Ф-модель – функциональная модель («черный ящик»)
ФОЦ – функция отклонения от цели
ФП – функция полезности
ФПр – функция принадлежности
ЦА – целевая бортовая аппаратура
ЦВП – частотно-временные поправки
ЦУП – центр управления полетами
D-модель – описательная (англ. Descriptive) модель
DH-модель – (англ. Descriptive Hand) ручная описательная модель
DM-модель – (англ. Descriptive Machine) машинная описательная модель
E-модель – (англ. Executable) исполнимая модель
CAE (англ. Computer-Aided Engineering) – система инженерного анализа
PDM (англ. Product Data Management) – система управления данными об изделии
CASE (англ. computer-aided software engineering) – набор инструментов и методов программной инженерии для проектирования программного обеспечения
CAM (англ. Computer-aided manufacturing) – компьютерная подготовка производства
UML (Unified Modeling Language) – объектно-ориентированный язык моделирования
RAD – (англ. Rapid Application Development) – быстрая разработка приложений

Введение

К настоящему времени теория, методы и технологии создания (использования) различных классов моделей развиты достаточно хорошо. Исследования в этой отрасли научных знаний продолжают с неослабевающей интенсивностью, охватывая всё новые и новые классы моделей и предметные области. Однако, в современных условиях, к сожалению, практически остаётся нерешённой проблема оценивания качества моделей, анализа, упорядочения и организации взаимодействия различных классов моделей (полимодельных комплексов (ПМК)), обоснованного синтеза новых моделей, либо выбора из числа уже существующих моделей наиболее предпочтительных, предназначенных для решения конкретных прикладных задач. Дополнительную сложность указанная проблема приобретает в том случае, когда при оценивании качества моделей и ПМК приходится учитывать фактор времени. Это касается, прежде всего, тех объектов-оригиналов, у которых под действием различных причин (объективных, субъективных, внутренних, внешних и т.п.) наблюдается существенная структурная динамика. В этих условиях для того, чтобы модель сохраняла свою точность и полезность, необходимо проводить адаптацию параметров и структуры данной модели к изменяющимся условиям. А для этого, заранее, на этапе синтеза модели в состав её параметров и структуры требуется вводить дополнительные элементы (избыточность), которые на этапе непосредственного использования модели позволят управлять качеством модели, снизят чувствительность модели и соответствующих показателей качества к изменениям состава, структуры и содержания исходных данных. Однако, для конструктивного решения проблемы оценивания и управления качеством моделей (выбора наиболее предпочтительных моделей), с нашей точки зрения, надо, в первую очередь, решить следующие основные задачи:

- провести описание, классификацию и выбор системы показателей, оценивающих качество моделей и полимодельных комплексов;
- разработать обобщённое описание (макроописание) различных классов моделей (макромодели);
- разработать комбинированные методы оценивания показателей качества моделей (полимодельных комплексов), заданных с использованием числовых и нечисловых (номинальных, порядковых) шкал;
- разработать методы и алгоритмы решения задач многокритериального анализа, упорядочения и выбора наиболее предпочтительных моделей (полимодельных комплексов), управления их качеством с целью оптимизации соответствующих показателей и характеристик моделей и ПМК.

Перечисленные задачи, методологические и методические основы их формализации и решения, дополненные разработкой понятийно-терминологической и методологической базы, могут, с нашей точки зрения, рассматриваться как компоненты новой междисциплинарной теории, которую назовём квалиметрией моделей и ПМК (моделеметрией) [1-4]

В настоящее время роль и значение такого понятия, как качество постоянно возрастает и находится в развитии под влиянием прогрессивных тех-

нологий, потребностей рынка, конкуренции продукции и производителей на рынке. В связи с этим за последние два-три десятилетия проблемы, связанные с оцениванием качества продукции, стали предметом интенсивных исследований, проводимых в такой новой научной отрасли знаний, как качествоведение, в которой изучаются закономерности получения и обработки информации о качестве объекта на всех этапах его жизненного цикла [5-7]. К наиболее типичным разделам качествоведения можно отнести: анализ качества, оценивание качества, управлением качеством и др. При этом количественный подход характерен для квалиметрии – одного из основных разделов качествоведения, в котором разрабатываются методологические и методические основы количественного оценивания качества продукции, средства обеспечения единства форм оценивания указанного качества и достижения требуемой точности [8-9].

История становления и развития отечественной квалиметрии насчитывает уже более полувека [5]. Успешно развиваются многие ее прикладные направления вплоть до квалиметрии человека и образования. К настоящему времени уже предложена понятийно-терминологическая и методическая база теоретической квалиметрии, различных видов прикладной квалиметрии, которые разрабатываются для соответствующих предметных областей.

Центральным понятием как качествоведения, так и квалиметрии является понятие качества – под которым, согласно Международному стандарту ISO 8402-2000, мы будем в дальнейшем понимать *совокупность характеристик объекта, определяющих его способность удовлетворять установленным или предполагаемым потребностям* [5-7,10]. В области создания и применения новых информационных технологий уже давно ведутся исследования, посвящённые оцениванию качества соответствующей продукции. Результаты указанных исследований находят своё отражение в соответствующих Международных стандартах и отечественных ГОСТах [10]. Так, например, в международном стандарте ISO 9126:1991 «Информационная технология. Оценка программного продукта. Характеристики качества и руководство по их применению» [10] и последующих стандартах, его развивающих (ISO 9126:1-4, ISO 14598 – 1-6: 1998-2000), приводятся модели и метрики качества программных продуктов [11, 12]. Анализ полученных в данной области результатов показывает, что к настоящему времени для уровня машинной модели (программы) существуют методические средства, позволяющие оценивать её качество [12]. Требуется разработка такого же рода средств оценивания качества моделей (методов, моделей, алгоритмов и методик). Более того, требуется разработка моделей, методов, алгоритмов и методик оценивания качества самих технологий моделирования.

Ведущим понятием квалиметрии моделей, так же как и теоретической квалиметрии, является понятие качества модели, под которым (по аналогии с ГОСТ-ми и Международными стандартами [10-12]) мы будем в дальнейшем понимать *свойство или совокупность свойств модели, обуславливающих её пригодность для использования по назначению*.

В теоретической квалиметрии принято различать прямые и обратные задачи квалиметрии. Под ними понимают соответственно задачи анализа

качества продукции и задачи синтеза заданных (требуемых) её свойств. В основе решения прямой задачи лежит измерение качества продукции, в основе обратной задачи – управление качеством продукции с целью придания ей необходимых свойств. Однако, в отношении квалиметрии моделей необходимо учитывать следующее: сами модели являются основным предметом разработки и создаются как с целью анализа уже существующих объектов-оригиналов, так и с целью их синтеза. Поэтому в квалиметрии моделей основополагающую роль играют обратные задачи теоретической квалиметрии. Данный аспект определяет необходимость согласования позиций квалиметрии продукции вообще, и квалиметрии моделей как продукции определённого класса. Это может быть предметом одного из направлений дальнейших исследований и одним из отличительных признаков квалиметрии моделей как самостоятельного раздела прикладной квалиметрии. Важнейшим элементом разрабатываемой теории (квалиметрии модели) является её понятийно-терминологическая база, а также содержательное и формальное определение свойств моделей (полимодельных комплексов), к которым, в первую очередь, могут быть отнесены такие их основные свойства как *адекватность, простота и оптимальность, гибкость, адаптивность, универсальность и проблемная ориентация моделей, надёжность, унификация, простота, открытость и доступность модели, их интеллектуальность, эффективность машинной реализации, сложность, идентифицируемость, устойчивость, чувствительность, управляемость, наблюдаемость моделей, их инвариантность, развиваемость (самоорганизация и самообучение).*

По нашему мнению, разработка квалиметрии моделей должна идти параллельно в двух основных взаимодействующих и взаимно обогащающих направлениях исследований. В рамках первого направления должны разрабатываться общие вопросы квалиметрии моделей, которые базируются на результатах, получаемых в рамках большого числа частных прикладных теорий оценивания и управления качеством моделей (второе направление исследований), развиваемых в каждой из предметных областей.

В предлагаемой коллективной монографии представлены результаты исследований ее авторов, проведенные в указанных двух направлениях. При этом основными *объектами исследования* в данной монографии (объектами оценивания качества) являются *модели, полимодельные комплексы, а также сам процесс моделирования и информационные технологии его поддерживающие*. Они рассматриваются **в первом разделе книги. Второй раздел** посвящён роли субъекта в организации и проведении моделирования и оценивании его качества. Рассмотрению свойств моделей и системы показателей, предназначенных для их оценивания и оптимизации, посвящён **третий раздел книги**. Многообразие моделей и методов моделирования требует высокого уровня обобщения. Вопросы обобщённых подходов к описанию и оцениванию как моделей, так и полимодельных комплексов, а также организации системного моделирования сложных объектов рассматриваются в **четвёртом разделе книги**. Главная особенность данного обобщённого описания и исследования состоит в оригинальной управленческо-динамической интерпретации ситуации, складывающейся в процессе

организации и проведения моделирования, элементами которой являются объект-оригинал и его модель (модели), внешняя среда, а также субъекты, участвующие в моделировании. В *пятом разделе монографии* представлены конкретные методы, алгоритмы и методики расчета и анализа показателей качества и эффективности моделей и полимодельных комплексов. В заключительном, *шестом разделе*, приводятся практические примеры оценивания качества и эффективности моделей и полимодельных комплексов для различных предметных областей, в том числе, при многокритериальном оценивании и анализе качества моделей, методов и алгоритмов решения задач комплексного планирования распределения функций управления космическими средствами, диагностики их состояния, оперативном предупреждающем прогнозировании наводнений, в области управления недвижимостью и проектной деятельностью.

Кроме основных авторов, в написании отдельных разделов монографии принимали участие д.т.н. доцент Павлов А.Н. Им написан подраздел 5.6. К.т.н. Потрясаев С.А. является соавтором подраздела 6.5, а д.т.н. профессором Зеленцовым В.А., к.т.н. Потрясаевым С.А., аспирантами Пимановым И.Ю., Соболевским В.А. и Семеновым А.Е. написан подраздел 6.6. Подраздел 6.7. написан д.т.н. доцентом Копкиным Е.В. Значительную помощь при подготовке рукописи к изданию оказали Иконникова А.В. и Закревская Е.Г. Авторы выражают благодарность рецензентам профессору Советову Б.Я. и профессору Алексееву А.В., взявшим на себя труд знакомства с рукописью книги и сделавших ряд полезных замечаний.

Результаты исследований, представленные в данной коллективной монографии, были получены при частичной финансовой поддержке нескольких грантов Российского научного фонда (РНФ) и Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ). В частности, исследования по разделу 4 и подраздел 6.6. выполнены при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 17-11-01254), исследования по пунктам 6.5.1-6.5.8 выполнены при поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 16-19-00199), исследования по пункту 6.5.3 выполнены при финансовой поддержке Минобрнауки РФ (госзадание №2.3135.2017/4.6), исследования по пунктам 6.5.4-6.5.6 выполнены при поддержке гранта РФФИ проект №17-29-07073-офи-м, исследования по пунктам 6.5.7 – за счет госбюджетной темы 0073-2018-0003, исследования по разделам 1, 2, 4, и подразделам 6.1, 6.2, 6.3, 6.4 выполнены при поддержке грантов РФФИ проекты 10-01-00439, 13-01-00912, 17-01-00139 и госбюджетных тем 0073-2018-0001, 0073-2018-0001.

1. ОБЪЕКТ, МОДЕЛЬ, МОДЕЛИРОВАНИЕ: ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ

1.1. Модели и моделирование сложных объектов: термины и определения

Понятия *модель* и *моделирование* употребляются во всех областях человеческого знания и определяются в зависимости от контекста. К наиболее простым их определениям относятся: «модель – это упрощенное целевое отображение оригинала» [1], а «моделирование – это замещение одного объекта другим с целью получения информации о важнейших свойствах объекта-оригинала с помощью объекта-модели» [2]. В дальнейшем изложении эти понятия детально обсуждаются и конкретизируются применительно к сфере их эксплуатации.

Модели окружающего и внутреннего мира человека возникли на заре человеческой цивилизации. В первую очередь, к ним относятся художественные образы, отражающие жизнь людей. Вначале это были простейшие художественные модели человеческого быта, зафиксированные на твердых носителях (наскальные рисунки, папирусы и т. п.). Затем появились текстовые модели на языках древних народов. Позднее художественные модели оформились в произведения живописи и литературы, скульптуры и кинематографии. Качество художественных моделей оценивали те, кто с ними соприкасался. Оценка качества произведений искусства влияла на их стоимость. Профессионально оцениванием качества художественных моделей стали заниматься искусствоведы и литературные критики.

С развитием человеческой цивилизации возникла потребность в научных моделях. Они совершенствовались по мере углубления исследования окружающего мира. Примером может служить геоцентрическая модель Вселенной Аристотеля-Птолемея, отражавшая восприятие человеком движения небесных тел. В процессе дальнейших исследований Коперник предложил гелиоцентрическую модель Вселенной, отражающую объективное расположение звезд Солнечной системы.

В широком смысле целями моделирования являются познание окружающего мира, конструирование и использование искусственного мира. К искусственному миру относится все то, что создается человеком: организация общества, политика и экономика, искусство и наука, орудия труда и быта.

Техническая составляющая искусственного мира представляет собой совокупность любых изделий, создаваемых человеком, – от каменного топора первобытного человека до современных сложнейших киберфизических систем (Cyber physical systems) [3] и информационных сервисов. Здесь понятие *техническая составляющая* употреблено в широком смысле согласно русскому значению греческого слова *техника*, означающему *искусство, мастерство, умение*. Другими словами, в техническую составляющую мы бу-

дем включать, если это не будет оговорено, и программно-математическое, информационное, организационное и прочее обеспечение соответствующих искусственных систем. Эти понятия относятся ко всем участникам создания и применения современных сложных объектов. Венцом современных сложных объектов, подвергаемых моделированию, является *социо-кибер-физическая система* (Cyber physical social system) [4], объединившая техническую составляющую искусственного, а также физическую и социальную составляющие естественного мира.

Поясним употребленный выше термин *система*, поскольку любой моделируемый объект и его модель будем рассматривать как систему. Понятие система, так же, как и модель, имеет множество определений. Один из первых исследователей систем Людвиг фон Бергаланфи определил систему как *совокупность элементов, находящихся в определенных отношениях друг с другом и со средой* [5]. Недостатком этого определения является отсутствие в нем понятия целостности. В работе [6] под системой понимается *целостность, определяемая некоторой организующей общностью*, а под организующей общностью – объединение усилий (задач) частей целого для достижения общей цели. Объекты неживой природы как системы характеризуются целостностью, но не имеют собственной цели. Цель им задает использующий их человек так же, как и вновь создаваемым техническим объектам.

В [6] целостность понимается как *внутреннее единство* системы, ее носительная автономность и независимость от окружающей среды. Внутреннее единство системы возникает как результат взаимодействия ее составляющих между собой и с внешней средой. В англоязычной литературе эффект возникновения свойств системы, не присущих ее частям, получил название *эмерджентность* (англ. emergence от emerge – возникать). Отметим, что смысл слова *возникновение* включает в себя не только случайные временные, но и причинные факторы появления целостных свойств, что не соответствует, например, их целенаправленному формированию в объектах искусственного происхождения.

Создание и использование систем требует решения большого числа прикладных задач, связанных с анализом их свойств, наблюдением за их состоянием, выработкой необходимых управляющих воздействий. Для решения данных задач на практике широко используются различные классы моделей и технологий моделирования.

Моделирование объектов искусственного и естественного происхождения выполняется на всех этапах их жизненного цикла. На этапе *создания системы* возможными целями моделирования являются:

- формирование свойств будущей системы;
- комплексирование подсистем, входящих в состав системы;
- проверка модели на соответствие требований к ее разработке (верификация модели);
- проверка модели на соответствие системе-оригиналу (валидация модели);
- определение неизвестных свойств системы;
- определение характеристик системы-оригинала;

- синтез облика системы с использованием соответствующей модели и методов;
- определение оптимальных в смысле эффективности функционирования режимов системы-оригинала.

На этапе *эксплуатации* системы целями моделирования являются: анализ возможностей ее перехода в нештатные и критические состояния, планирование и прогнозирование состояний объектов, принятие решений по оперативному управлению, модернизации или утилизации. На этапе утилизации системы моделируются способы ее разборки, повторного использования отдельных частей, а также складирования отходов с наименьшим ущербом для окружающей среды.

С вступлением человечества в информационное общество основным средством моделирования стали компьютеры. Модели, разрабатываемые на компьютере, разделились на два основных класса: модели, применяемые для исследования проектируемых и реально существующих объектов. Кроме того, современные ИТ технологии позволяют удовлетворять информационные и эмоциональные потребности человека с использованием соответствующих компьютерных моделей (электронные часы, компьютерные виртуальные игры). Информационные продукты, предназначенные для удовлетворения информированных потребностей человека, в настоящее время стали вытеснять выполнявшие эту функцию устройства [7, 8]. Революцией в этом плане следует считать появление айфона, программное обеспечение которого реализует функции календаря, часов, записной книжки, компаса, сканнера, фотоаппарата, игр и других средств, предназначенных для удовлетворения информационных потребностей человека.

Компьютерные модели (модели, реализованные на компьютере средствами программного обеспечения) стали не только предметом потребления, но и ведут активную самостоятельную жизнь (Artificial life), как автономную («умный дом»), так и сетевую в глобальной сети Интернет (Internet Things, Industrial Internet of Things). Заметим, что слово *Internet* в термине *Internet Things* не имеет прямого отношения к знаниям, содержащимся во всемирной паутине данных, информации и знаний (World Wide Web). Под ним понимается сеть устройств (Web of Things), объединяющая разнородные источники данных и информации, к числу которых можно отнести, например, различного рода датчики и сенсоры [9].

Важнейшей задачей моделирования на современном этапе развития общества является многовариантное прогнозирование поведения сложных объектов в динамически меняющейся обстановке. Моделирование позволяет не только избежать непроизводительных затрат на натурные эксперименты, но и предвосхищать будущее согласно теории опережающего отражения действительности П. К. Анохина [10]. Примерами таких задач является прогнозирование коллективного поведения дорогостоящих объектов, например, группировки космических аппаратов, исследование эффективности организационных систем и т. п. Моделирование является одним из возможных средств изучения состояния сложных объектов и окружающего их мира. Примерами подобных задач являются: прогнозирование погоды, изучение эффекта «ядерной зимы» и т. п.

Понятие *сложный объект* (СЛО) всегда использовалось в литературе для того, чтобы подчеркнуть отличие того или иного объекта от более простого. При этом отсутствуют общепринятые определения этого понятия. При введении понятия *сложный объект* (система) наиболее распространенным является вербальный подход, сопровождаемый введением тех или иных описательных положений, с помощью которых обосновывается принадлежность объекта к различным по сложности классам. Таким образом, объект называется сложным с гносеологических позиций, если его познание требует совместного привлечения многих моделей, многих теорий, а в некоторых случаях – и многих научных дисциплин (междисциплинарного исследования), и реализации в модельных представлениях установки на глубокий учет неопределенностей вероятностного и не вероятностного характера.

Наиболее характерным проявлением сложности объекта является полимодельность, используемая при его описании. Проведение исследований не на одной модели, а на комплексе различных моделей может рассматриваться как определенная парадигма (гр. *paradeigma* – пример, образец) проведения системно-кибернетических исследований в современной науке. Целесообразно различать следующие виды сложности [1]:

а) структурная сложность, определяемая по числу элементов объекта, числу и разнообразию связей между ними, количеству иерархических уровней и общему числу подсистем в составе системы;

б) сложность функционирования (поведения), определяемая характеристиками множества состояний, правилами перехода из состояния в состояние, характеристиками воздействий среды на объект и обратного воздействия объекта на среду, степенью неопределенности перечисленных характеристик и правил;

в) сложность выбора поведения в многоальтернативных ситуациях, который определяется характеристиками целенаправленности системы, гибкостью ее реакции на заранее неизвестные воздействия среды;

г) сложность развития, определяемая характеристиками соответствующих эволюционных и скачкообразных процессов;

д) сложность моделирования, проявляющаяся, во-первых, в необходимости постоянно проводить параметрическую и структурную адаптацию моделей (полимодельных комплексов), описывающих заданную предметную область, так как они со временем перестают соответствовать объекту-оригиналу, и, во-вторых, в постоянном поиске гибких технологий организации и проведения системного моделирования исследуемых процессов и комплексов.

Выделение того или иного аспекта сложности в связи с особенностями какого-либо объекта и целями исследования его свойств и поведения в ряде случаев правомерно. Так, например, в ряде работ за основу принимается структурный аспект и предлагается считать сложными объекты, имеющие четко выраженные функциональные подсистемы. В других работах к сложным относят объекты, подверженные существенному воздействию факторов неопределенности, а в третьих – в качестве основного признака сложного объекта принимается наличие в его составе элементов, на которых возложены функции принятия управленческих решений.

Известно, что задача является сложной для решения, если ее размерность (число переменных модели) превышает 7 ± 2 . При оценивании отдельной аналитической и алгоритмической модели рассматривается только количественный аспект сложности. Применительно к системам сложность рассматривается как в количественном, так и в качественном аспектах. Качественный аспект сложности отражает разнообразие типов элементов и связей объекта (системы). Системы с высокой степенью разнообразия элементов и связей относят к классу сложных объектов, имеющих свои градации сложности [11]. Сложность системы с однородными элементами и связями рассматривается только в количественном аспекте. При превышении некоторого порога их количества, зависящего от уровня системы моделирования, систему называют *большой*.

1.2. Объект и модель

К объектам моделирования относится все то, что составляет внутренний и внешний (окружающую среду) мир субъекта, а также процессы самопознания (рефлексию). В ходе познания человек постоянно создавал и совершенствовал модели внешнего и внутреннего мира.

Наряду с познанием естественной среды обитания, он организовывал искусственную среду обитания, начиная со строительства своего жилища. В процессе хозяйственной деятельности множилось разнообразие изделий искусственной природы. Вначале это были орудия ручного труда. Им на смену пришли орудия труда, использующие внешнюю энергию. На первых порах это была энергия воды, ветра и солнца. На этом этапе сформировался механистический подход к изготовлению орудий труда, породивший механистическую научную картину мира.

В XIX в. метафизическую механистическую научную картину мира сменила парадигма относительности всего сущего. Видоизменились ключевые представления о пространстве, времени, причинности, непрерывности, отвергнуто однозначное противопоставление субъекта и объекта, восприятие оказалось зависимым от системы отсчета, в которую входят и субъект, и объект, от способа наблюдения и т. д.

В хозяйственной деятельности новая научная картина мира претворилась в создание (открытие) новых источников энергии – электричества и ядерной энергии. Промышленная революция XX в. привела к созданию мощнейших энергоемких объектов, кульминацией которых стала ракетно-космическая техника, позволившая вывести деятельность человека за пределы действия гравитационных сил.

Во второй половине XX в. начала формироваться информационная картина мира. Функционирование сложнейших технических изделий требовало обработки огромного объема информации, неприемлемого для ручного труда. Эта проблема была решена с помощью бурно развивающейся информатики. Достижения информатики, искусственного интеллекта и робототехники привели к созданию активных автономных объектов, функционирующих без участия человека. Сформировалась мировая информационная сеть Интернет, позволившая не только объединить мировое знание, но и обеспечить взаимодействие активных информационных объектов.

Проблемы размерности и многообразия объектов моделирования на начальном этапе решаются их разбиением на классы (классифицированием). Самая общая классификация делит объекты моделирования на следующие классы:

- объекты *естественной* и *искусственной* природы (относительно причин их возникновения);
- *вещественные, энергетические, информационные* объекты (относительно способа их существования);
- *сосредоточенные* (монолитные) и *распределенные* объекты (относительно их распределения в пространстве);
- *неорганизованные, организованные* объекты (относительно упорядочения связей между ними);
- *пассивные* и *активные* объекты (относительно способности решать задачи целеполагания).

К объектам *естественной* природы относятся все объекты неживой и живой природы, включая человека. К объектам *искусственной* природы относятся изделия и услуги, создаваемые непосредственно человеком (либо опосредованно, например, с использованием различно рода аппаратно-программных средств – компьютеров, роботов и т. п.).

Под монолитным объектом понимается объект, чьи части (элементы, блоки) сосредоточены в едином пространстве и имеют, как правило, общее энергообеспечение. Занимаемое пространство ограничено общим корпусом (структурой), расположенным в конкретном месте с фиксированными географическими координатами для объектов искусственной природы и общим помещением (территорией) для организаций.

Распределенные объекты независимо от их природы (материальной, энергетической, информационной) характеризуются, в общем случае, иерархически – сетевой архитектурой. Наиболее разветвленная и гибкая архитектура присуща информационным сетям, примером которых является всемирная информационная паутина, получившая название Интернет.

Неорганизованные объекты характеризуются отсутствием связей между ними. Иными словами, они автономны и неуправляемы извне. Их поведение определяется влиянием внешней и внутренней сред.

Организованные объекты характеризуются наличием связей между ними. Связи делятся на сетевые (в пределе каждый с каждым) и иерархические (возможна их комбинация). В иерархической (многоуровневой) структуре связи делятся на вертикальные (с объектами соседних уровней) и горизонтальные (между объектами одного уровня). Связь может иметь любую природу: *материальную, энергетическую, информационную*.

Информационная связь может реализовывать любые отношения между элементами системы: подчинения, обслуживания, сотрудничества, конкуренции, противоборства и пр.

Реальные и воображаемые (виртуальные) объекты обладают свойствами, присущими части или всем перечисленным классам. В настоящее время объекты искусственного происхождения все больше приближаются по своим свойствам к венцу творения Природы – человеку. Поэтому кажется естественным использовать модели подсистем человека для исследования и

проектирования технических объектов. Приведем примеры сложных объектов, подлежащих моделированию.

Монолитные объекты: человек, автомобиль, локомотив, самолет, ракета и т. д.

Распределенные объекты:

- человеческое общество;
- системы электро-, водо-, газоснабжения РФ;
- группировка космических аппаратов, мобильных роботов;
- отрасль городского хозяйства;
- дорожная инфраструктура;
- компьютерная сеть и т. д.

С точки зрения материального воплощения объекты делятся на реально существующие и несуществующие (виртуальные). К несуществующим в явном виде относятся объекты, находящиеся на одной из стадий проектирования, возникновения либо использования (например, календарный план-график производства на промышленном предприятии). Целью проектирования объектов является, во-первых, синтез самого объекта (его параметров, структуры, законов, методов и алгоритмов его функционирования), и, во-вторых, получение новых знаний об окружающем его мире, в том числе субъектов, его создающих и эксплуатирующих.

Объекты моделирования различаются совокупностью свойств, характеризующих их качество. В стандарте ИСО 8402–94 [12] качество продукции определено как «совокупность *свойств* и характеристик продукции или услуги, которые придают им способность удовлетворять обусловленные или предполагаемые потребности потребителя».

Свойство (атрибут) – это то, что *необходимо* принадлежит предмету (присуще ему), выражает его внутреннюю природу. Применительно к объекту естественного происхождения следует различать *собственные* свойства, присущие ему изначально, и *потребительские* свойства, которые формирует человек для удовлетворения своих потребностей. У объекта искусственного происхождения эти свойства совпадают, поскольку задаются изначально его создателем.

В соответствии с названием предлагаемой монографии, *модель* является одним из ее ключевых понятий. Оно широко употребляется во всех областях человеческой деятельности. Приведем лишь несколько самых разнообразных примеров использования данного понятия.

Понятие *модель* в промышленности применяется по отношению к совокупности каких-либо серийно производимых одинаковых изделий (модельный ряд). 3D-модель применяется в компьютерной графике. В сфере проектирования и производства одежды моделью называют человека, демонстрирующего ее варианты (манекенщицу). Фотомоделью называют человека, снимающегося для публикации в средствах массовой информации.

В научно-технической литературе модели, применяемые в различных отраслях знания, определяются по-разному. В науке и технике *модель* – это *упрощенный объект*, сохраняющий те или иные важнейшие свойства системы-оригинала и предназначенный для их изучения.

В информатике *модель* – это система, исследование которой служит средством для получения информации о *другой* системе. Согласно ГОСТ 34.003-90 информационная модель – это модель объекта, представленная в виде информации, описывающей существенные для данного рассмотрения параметры и переменные величины объекта, связи между ними, входы и выходы объекта и позволяющей путем подачи на модель информации об изменениях входных величин моделировать возможные состояния объекта. В широком (общенаучном) смысле под информационной моделью понимают информацию, характеризующую существенные свойства и состояния объекта, процесса, явления, а также взаимосвязь с внешним миром.

В теории моделей *модель* – это теоретико-множественная структура, наделяющая содержанием формулы и высказывания формальной теории.

В работе [14] определение модели привязано к проектированию: «модель – это предвосхищенное представление проектировщика об объекте исследования». Здесь следует заметить, что, помимо проектирования новых объектов, модели создаются для исследования свойств существующих объектов. С этой точки зрения определение модели в работе [14] не может претендовать на всеобщность.

Основным недостатком вышеприведенного определения модели в науке и технике является отсутствие в нем упоминания об объекте-оригинале. И это сделано не случайно. Действительно, у человека, собравшегося создать нечто новое, отсутствует объект-оригинал в явном виде. Исходной информацией о замысле модели является некоторая совокупность известных автору проекта моделей, на основании которой формулируется новая модель. Это как во сне – факты реальной жизни сплетаются в причудливую смесь. И в этом смысле ни о каком прямом соответствии объекту-оригиналу говорить не приходится.

Похожая ситуация наблюдается с моделями предпочтений лица, принимающего решение (ЛПР), используемых в системах поддержки принятия решений. Действительно, у ЛПР отсутствует образец предпочтений в явном виде. Он формулирует их на основе своей системы ценностей, приобретенной за время восприятия им окружающего мира. Под воображаемым объектом-оригиналом будем понимать совокупность человеческих мыслей (идей), подлежащих моделированию.

В работе [2] определено основное назначение модели – «сделать возможными некоторые выводы о поведении реальной системы», поскольку модель допускает значительно более широкие исследования по сравнению с натурными экспериментами над объектами, а именно – она дает информацию для прогнозирования поведения объекта.

Под **качеством модели** будем понимать совокупность свойств и характеристик модели, определяющих его способности удовлетворять обусловленные или предполагаемые потребности субъекта, использующего модель.

Обратим внимание на то обстоятельство, что, кроме определения модели «в науке и технике», в приведенных определениях модели не фигурирует моделируемый объект. Подчеркивается только необходимость соответствия модели объекту-оригиналу. Следовательно, объект-оригинал сам по себе не характеризует модель, а находится с ней в отношении частичного соответствия.

По отношению к существующему объекту модель вторична. Они находятся в отношении (Объект, Модель). Когда объект создается человеком, модель объекта формируется в его голове. Объекта как такового еще нет, он – в будущем. Здесь мы имеем отношение (Модель, Объект). В философии – это проблема «курицы и яйца» – что первично? Одни начинают от Бога (идеализм), другие от эволюции Вселенной (материализм).

Проблема первичного и вторичного в функциональном анализе решается с применением отображения (функции). Отображение $f: X \rightarrow Y$ называется биективным (или взаимно-однозначным), если для *каждого* элемента из Y *есть прообраз* в X (сюръективность) и он является *единственным* (инъективность).

Отображение f^1 множества X в себя называется *обратным*, если композиция f^1 и f является тождественным преобразованием:

$$f^1(f(x)) = f(f^1(x)) = x.$$

Отображение f , имеющее обратное отображение f^1 , называется *взаимно-обратным*, или биекцией (рис. 1.1).

В отображении $f: X \rightarrow Y$ множество X представляет собой область определения ($X = D_R$), а множество Y – область значений ($Y = I_R$). Элемент $y = f(x)$ называется образом элемента x при отображении f . Элемент $f^1(y) \in x$ называется *прообразом* элемента y при обратном отображении f^1 из множества Y в множество X . Рассмотрим два варианта интерпретации прообраза и образа объектом и моделью относительно моделируемых свойств объекта.

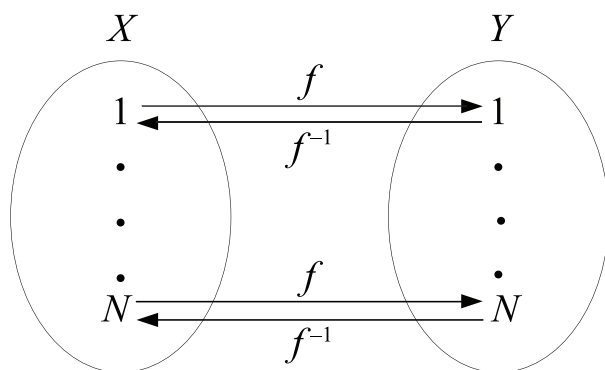


Рис. 1.1. Иллюстрация взаимно-однозначного отображения.

1. Прообразу прямого отображения f поставим в соответствие *Модель*:
 \equiv (Прообраз, Модель), а его образу – моделируемый *Объект*:
 \equiv (Образ, Объект).

Прямое отображение f представим *прямой задачей* моделирования (от модели *в голове* к будущему объекту), заменив отношение (Прообраз, Образ) на (Модель, Объект):

(Прообраз, Образ) \equiv (Модель, Объект).

2. Прообразу обратного отображения f^{-1} поставим в соответствие *Объект*:

≡ (Прообраз, Объект), а его образу – *Модель* объекта:

≡ (Образ, Модель).

Обратное отображение f^{-1} представим *обратной задачей* моделирования (от *существующего* объекта к его модели), заменив отношение (Прообраз, Образ) на (Объект, Модель): (Прообраз, Образ) ≡ (Объект, Модель).

Графически прямая и обратная задачи моделирования¹ представлены на рис. 1.2.

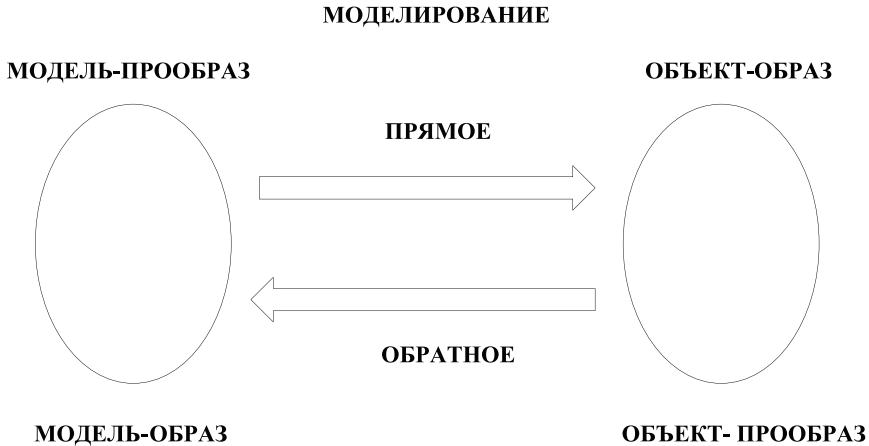


Рис. 1.2. Процессы прямого и обратного моделирования.

С точки зрения философии, имеем диалектическое единство между моделью и объектом. Модель предвосхищает объект и процессы его использования на различных этапах жизненного цикла, а также является его интеллектуальной или физической копией при его изучении.

С точки зрения соотношения образа и его прообраза, модель определяется как *образ существующего или прообраз будущего объекта, соответствие с которым устанавливает лицо, выполняющее моделирование*.

Естественно, что качество модели зависит от знаний этого лица. Образ существующего объекта отражает свойства, подлежащие моделированию, а прообраз содержит свойства будущего объекта. Это определение устраняет принципиальное различие между объектом и моделью. Различие между ними заключается лишь в степени соответствия относительно рассматриваемых свойств и временем, в течение которого устанавливается нужная степень соответствия. Однако такое определение модели не раскрывает ее содержания, что будет сделано позже.

В задаче прямого моделирования (от модели к объекту), решаемой в процессе проектирования объекта, проблема соответствия решается при

¹ Направленность моделирования условна.

переходе от одного уровня представления модели к последующему. Например, при проектировании компьютерной программы осуществляется переход от исходных требований, представленных на естественном или формальном языке (спецификации), к структурно-функциональной схеме решения задачи, а от нее к программе на языке высокого уровня. Каждый из переходов неоднозначен и, если доказана правомерность последующего представления, необходимо подтверждать соответствие между моделями соседних уровней (верифицировать переход) с помощью теоретических доказательств, а, в конечном счете, опытным путем с применением тестирования модели.

Завершающей моделью проектирования является опытный образец объекта, который и подвергается испытаниям на соответствие исходным требованиям, предъявляемым к свойствам создаваемого (используемого) объекта. Мера соответствия и определяет качество проектирования, изготовления и использования объекта. Разные проекты сопоставляются не только по степени их соответствия исходным требованиям, но и по составу формируемых свойств будущего объекта. Проекты с различным составом свойств сопоставимы только по количеству свойств и их важности для решения поставленной задачи.

Следует отметить, что прообраз объекта, с которого начинается проектирование, не возникает на пустом месте, а является следствием изучения существующих объектов подобного типа. Этот фактор свидетельствует о цикличности моделирования. Прообраз (модель) будущего объекта формируется в результате изучения предыдущих объектов, а полученный объект является предметом моделирования для изучения его свойств: существующий объект → модель-образ → модель-прообраз → новый существующий объект.

В задаче обратного моделирования (от объекта к модели), решаемой в процессе познания объекта, проблема соответствия (адекватности) решается на каждой стадии приближения модели к свойствам объекта. Качество модели оценивается степенью достижения необходимого соответствия моделируемым свойствам. В этой задаче отправной точкой является объект, состав свойств которого фиксирован при его проектировании и может меняться в процессе применения.

Из приведенных выше определений модели можно сделать вывод об отсутствии в них существенных признаков, общих для любых разновидностей модели. Эти признаки должны не только указывать на сходство частных определений модели, но и связывать модель с моделированием, ради выполнения которого и создается модель.

Очевидно, что найти то общее, что объединяет все модели, можно только, исключив из них предметный смысл. А таким свойством обладают только математика и философия. Математика «очищена» от смысла вообще, а философия – от его подробностей. Все особенности предметных моделей должны служить модификаторами базового понятия *модель*. На языке математической логики это понятие должно обладать *общезначаимостью*, т. е. быть применимым к любым частным понятиям.

1.3. Формализованное определение модели

1.3.1. Логико-алгебраическая модель

Как следует из подраздела 1.2, существует большое количество определений понятия *модель*, употребляемых в разных сферах ее применения. Отсюда возникает необходимость их обобщения. В предыдущем разделе понятие модель было определено на основе отношения (Объект, Модель). Однако существует необходимость в определении содержания самого понятия *модель* на основе его формализации.

В работе [15] предложено формализованное определение модели пятеркой символов $\langle O, N, Z, Is, L \rangle$ со следующим их содержанием: O – объект-оригинал, N – субъект моделирования (наблюдатель по Эшби), Z – цель моделирования, Is – инфраструктура моделирования, L – язык описания отношения объект-модель. Предложенная авторами пятерка символов описывает фактически не саму модель объекта O с присущими ей базовыми свойствами, а *систему моделирования*, включающую, в том числе, наблюдателя N и сформулированную им цель моделирования Z с той поправкой, что N играет роль не наблюдателя, а *активного* участника процесса. Эти поправки свидетельствуют о необходимости, с одной стороны, отделить объект от модели, а модель – от системы моделирования, а с другой стороны, формализовать связь между ними.

За основу наиболее общего определения модели примем язык предикатов первого порядка. Предикат (лат. praedicatum – сказанное) – **языковое выражение**, обозначающее какое-либо свойство или отношение. Иными словами, язык, как средство мышления, *первичен*. Предикат – это и есть первичная модель некоторой стороны окружающего мира. Самых общих предикатов всего два: **быть** (to be) и **делать** (to do). Недаром эти два глагола играют в английском языке роль вспомогательных. Они и приходят на помощь при формировании любых предложений независимо от их смысла.

Отметим два важных свойства этих глаголов. На основе глагола *быть* формируются атрибутивные отношения (объект *есть* быстрый, экономичный и т. п.). На основе переходного глагола *делать* формируется субъект-объектное отношение (кто *делает* что). Отсюда следуют одноместный предикат **Быть** (x) и двухместный предикат **Делать** (x, y). Предикат **Быть** (x) обладает только унарной связью – рефлексией на себя, а предикат **Делать** (x, y) – бинарной связью (Субъект, Объект).

Произвольное множество предикатов P входит в состав многосортной алгебраической системы (структуры), представляемой четверкой множеств [16]:

$$\langle A, C, F, P \rangle, \quad (1.1)$$

где: A – множество предметных переменных (носитель), C – множество констант, F – множество функций, P – множество предикатов. Согласно [17], многосортная алгебраическая система является моделью языка предикатов первого порядка Ω . Ее элементы – суть результатов интерпретации этого

языка с применением функций D (сортов или типов), $Cnst$ (констант), Fn (функций), Pr (предикатов):

$$D: \pi \rightarrow A_\pi, \pi \in Srt;$$

$$Cnst: c_{nst} \rightarrow c;$$

$$Fn: fn \rightarrow f;$$

$$Pr: pr \rightarrow p.$$

Элемент π множества Srt называется *сортом* объекта. Ему соответствует *тип* переменной в программировании. Для каждого сорта фиксируется множество предметных переменных $a_\pi^1, \dots, a_\pi^n \in A_\pi$ (носитель²) и констант $c_\pi^1, \dots, c_\pi^k \in C_\pi$. Множество констант C_π характеризует *диапазон значений* соответствующей переменной (домен в базе данных).

Функциональному символу fn сопоставляется n -местная функция (алгебраическая операция) $f: C_1 \times \dots \times C_n \rightarrow C$. Задать n -арную (n -местную) операцию на множестве C – значит задать правило, которое любому упорядоченному набору из n элементов множества C ставит в соответствие однозначно определенный элемент того же множества C .

Предикатному символу pr сопоставляется $(n+1)$ -одноместный предикат $p: C_1 \times \dots \times C_n + 1 \rightarrow B$. В модели (1.1) он играет роль логической функции. Двоичный предикат имеет всего два значения: истина и ложь (true, false). В двоичной (булевой) логике они часто обозначаются через 1 и 0: $B = \{1, 0\}$. В нечеткой логике, предложенной Л. Заде, значения предиката могут принимать любые промежуточные значения между нулем и единицей: $B \in [0, 1]$. Они трактуются как *частичная истина*. Поскольку предикат имеет смысл некоторого свойства P объекта x , он может интерпретироваться функцией принадлежности $\mu_p(x)$, $0 \leq \mu_p(x) \leq 1$.

Содержательная разница между вычислительной и логической функцией (предикатом) обуславливается их ролью: первая применяется для *вычисления* значения переменной, а предикат – для *исчисления* истинности полученного значения. При этом возможен переход от n -местной функции $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = y$ к $(n+1)$ -одноместному предикату тогда и только тогда, когда предикат $p(x_1, x_2, \dots, x_n, y)$ истинен. Например, функции $+(2, 2) = 4$ соответствует предикат $+(2, 2, 4) = \text{true}$, а функции $+(2, 2) = 5$ – предикат $+(2, 2, 5) = \text{false}$.

Функция принадлежности отражает частичную истину при классифицировании объектов. Например, принадлежность оцениваемой модели M на 80% классу моделей высокого качества представляется функцией принадлежности $\mu_{DM}(M) = 0,8$.

В силу тождественности (изоморфизма) n -местного отношения $R \subset C_1 \times \dots \times C_n$ и $(n+1)$ -одноместного предиката $p: C_1 \times \dots \times C_{n+1} \rightarrow B$ справедлива другая форма записи алгебраической системы $\langle A, C, F, R \rangle$, в которой символ предикатов заменен на символ отношений R .

Пару $\langle F, R \rangle$ называют сигнатурой системы. Использование только одного из этих символов представляют собой частные случаи алгебраической системы. К ним относятся, соответственно, реляционная система (модель) $\mathbf{B} = \langle A, C, R \rangle$ и алгебра $\mathbf{A} = \langle A, C, F \rangle$ [17].

² Носитель можно считать вырожденной алгебраической системой с пустым набором операций и отношений.

1.3.2. Базис моделей

1.3.2.1. Структурная модель

Структурная модель наследует реляционную систему \mathbf{B} , отражая связи между элементами системы. Элементы с именами из множества C принадлежат носителю A , а связи между элементами $a \in A$ принадлежат отношению смежности R_c :

$$M_c = \langle A, C, R_c \rangle. \quad (1.2)$$

При интерпретации символов A и R_c реляционной системы множествами вершин V и связей E между ними (ребер и/или дуг) переходим к модели графа $G = (V, C, E)$.

Граф называется *помеченным*, если множество C содержит имена его вершин и связей, и *взвешенным* (нагруженным), если множество C содержит численные оценки вершин и связей. Метками являются имена вершин и дуг (ребер) графа. Граф, в котором метками служат переменные, инвариантен относительно предметных областей. Графическое изображение реляционной системы является наглядной моделью любой структуры. Согласно этой роли непредметно помеченный граф представляет *структурную составляющую* модели, которую назовем **С-моделью**.

Пример 1.1. Зададим С-модель следующими множествами: $A = \{a_1, \dots, a_{11}\}$, $R_c = \{(a_1, a_7), (a_2, a_7), (a_3, a_8), (a_4, a_8), (a_7, a_9), (a_8, a_9), (a_9, a_{10}), (a_5, a_{10}), (a_{10}, a_{11}), (a_{11}, a_6)\}$, $C = \emptyset$. Пустое множество C означает отсутствие значений переменных a_i , $i = 1, \dots, 11$.

Граф G , соответствующий отношению смежности R_c , изображен на рис. 1.3.

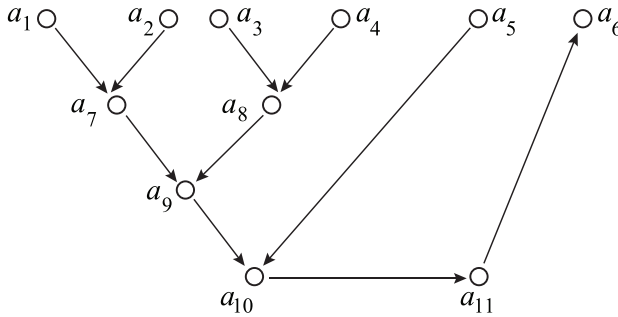


Рис. 1.3. Помеченный граф G , представляющий С-модель.

Дуги графа G задают направленность потоков информации (энергии, вещества). Это позволяет выделить входные, промежуточные и выходные вершины графа:

$A = A_{in} \cup A_{int} \cup A_{out}$. Входные вершины характеризуются нулевой полу-степенью захода $\deg^-(a_i) = 0$, а выходные вершины – нулевой полустепенью исхода $\deg^+(a_i) = 0$. Согласно этим условиям, $A_{in} = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$, $A_{int} = \{a_7, a_8, a_9, a_{10}, a_{11}\}$, $A_{out} = \{a_6\}$.

Ориентированный граф G задает частичную упорядоченность событий. В отличие от него, в неориентированном графе (неорграфе) не представля-

ется возможным отделить входы от выходов, а, следовательно, и определить *последовательность* обработки информации (энергии, вещества).

Граф, помеченный переменными, отражает лишь взаимодействие элементов системы, но не характеризует тип этого взаимодействия, что делает его инвариантным по отношению к любым предметным областям. Таким образом, С-модель востребована для анализа структурного подобия между моделью и объектом-оригиналом.

Примерами С-модели, представленной орграфом, являются дерево целей и блок-схема алгоритма. Неориентированным графом описывается, например, топологическая структура компьютерной сети. Объект, характеризуемый несколькими свойствами (атрибутами), представляется звездным графом. Между собой сущности связываются ребрами. Структурные модели такого вида кладутся в основу моделей реляционных баз данных, называемыми диаграммами «сущность-связь» (ER-диаграммы). Учитывая разные свойства вершин в диаграмме «сущность-связь», эта модель является неоднородной.

В программировании С-модель именуется *структурой данных*. ER-диаграмма, например, представляет собой умозрительную форму структуры данных. Для ее машинного представления применяется унифицированный объектно-ориентированный язык моделирования UML (Unified Modeling Language).

1.3.2.2. Функциональная модель

Любая функция $f \in F$ в алгебре $\mathbf{A} = \langle A, C, F \rangle$ представляет собой отображение области ее определения в область значений. Представим носитель A через множества определения X и значений Y функции f : $X \subset A$, $Y \subset A$. Пусть функция $f: X \times \dots \times X \rightarrow Y$ отображает в область значений Y n аргументов x_1, \dots, x_n : $y = f(x_1, \dots, x_n)$. Если нас интересует только связь между входными и выходными переменными, выражение $y = f(x_1, \dots, x_n)$ представляет собой функциональную модель (**Ф-модель**).

Исходя из принятых обозначений, Ф-модель описывается тройкой символов:

$$M_{\Phi} = \langle X, Y, F \rangle, \quad (1.3)$$

где $X \cup Y = A$. В частном случае $X = Y = A$.

Выразим отображение $f: X \rightarrow Y$ через функциональное отношение между переменными x и y : $y = f(x)$. Если переменные x и y имеют конечное число значений k , такое, что $k < |X|$ и $k < |Y|$, то для представления области определения X функции f следует применить $n = \log_k |X|$ k -значных входных переменных, а для представления области значений функции f потребуется $m = \log_k |Y|$ k -значных выходных переменных, причем $n \neq m$, если $|X| \neq |Y|$, и $n = m$, если $|X| = |Y|$.

Применительно к машинным кодам, выраженным через двоичные переменные ($k = 2$), области определения и значений функции f , заданные одним байтом, имеют 256 значений. Для их представления требуется $n = m = \log_2 256 = 8$ переменных, что и соответствует восьмиразрядной двоичной сетке (байту). Входная или выходная информация, содержащаяся в байте, представляется соответствующими векторами входных или выходных переменных: $\mathbf{x} = (x_1,$

$\dots, x_8)$ или $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_8)$. В векторной форме функциональная зависимость описывается формулой $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$.

Функция f может иметь любую сложность. Ф-модель определяет лишь способ задания соответствия между областями определения и значений функции. По этой причине она именуется «*черным ящиком*» – известно «*что*» получается, но неизвестно «*как*». Пользователь обычно и воспринимает объект использования как «*черный ящик*». Ему безразлично, *как* устроен объект. Важно знать, что можно получить на его выходах, задав входное воздействие.

В математической интерпретации термин «ящик», как модель «вещи в себе или для нас», имеет три разновидности: *черный*, *серый* и *белый*. В понятие черного ящика вкладывается неизвестность формальной модели функции ψ , осуществляющей отображение $\psi: X \rightarrow Y$. Под *серым* ящиком понимается тот факт, что получена приближенная функция ϕ , например, в виде многочлена или уравнения регрессии, воспроизводящая отображение $\phi: X \rightarrow Y$. Под *белым* ящиком понимается известность реальной функции f , осуществляющей отображение $f: X \rightarrow Y$.

В случае $|F| = 1$ модель «черного ящика» называется однофункциональной, а при $|F| > 1$ — многофункциональной. Примером многофункциональной модели является система команд компьютера.

Ф-модель системы S , находящейся под воздействием субъекта управления и внешней среды, описывается пятеркой:

$$M_s = \langle X_{\text{и}}, X_{\text{у}}, X_{\text{вс}}, Y, F \rangle. \quad (1.4)$$

В модели (1.4), в графическом виде представленной на рис. 1.4, область определения $X = X_{\text{и}} \cdot X_{\text{у}} \cdot X_{\text{вс}}$ функции $f \in F$ представлена тремя составляющими, соответствующими трем видам входных воздействий на систему: информационным, управляющим и воздействиям внешней среды (например, помех).

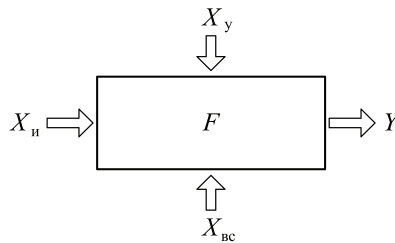


Рис. 1.4. Ф-модель системы S .

В отношении вида обрабатываемой информации Ф-модели делятся на модели: *детерминированные* и *недетерминированные*, *непрерывные* и *дискретные*. К классу недетерминированных Ф-моделей относятся *стохастические*, *нечеткие* и *интервальные* модели, отражающие различные виды неопределенности.

В Ф-модели применяются различные интерпретации функции. Тип функции $f \in F$ выбирается в зависимости от природы отображаемой информации. Для отображения *количественной* информации применяются *вычислительные* функции, для *качественной* – *логические*, для *словесной* (вербальной) – *лингвистические*, для *образной* – *графические* (граф, график, диаграмма).

Многофункциональная модель объединяет различные типы функций.

В искусственном интеллекте Ф-модель называют *реактивной*, поскольку она отражает только реакции объекта на внешние стимулы (условный рефлекс). В этом смысле Ф-модель представляет собой примитивную модель поведения (*поведенческую*).

Степень детальности представления функций объекта может быть различной, если одни функции раскрываются подробнее, чем другие. Например, микросхемы на материнской плате компьютера реализуют функции блочного, регистрового и вентильного уровней. Поведение человека также может рассматриваться на разных уровнях: характера, привычек, отдельных поступков. Каждому уровню детальности соответствует свой сорт π переменных Ф-модели. Многоуровневый объект описывается *многосортовой* Ф-моделью.

С точки зрения системного анализа Ф-модель представляет систему в целом в виде «черного ящика», содержимое которого не раскрывается.

1.3.2.3. Операционная модель

В алгебре \mathbf{A} функциям ставятся в соответствие одноименные операции, например, сложение или умножение. Свойства операций определяются относительно элементов носителя A , являющихся их аргументами. Элементами носителя могут быть числа, которые делятся на *натуральные* N , *целые* Z , *рациональные* Q , *вещественные* (действительные) R . Относительно числа операций, соблюдения сочетательного (ассоциативного) и перестановочного (коммутативного) законов, наличия нейтрального и обратных элементов алгебры имеют различную вычислительную мощность.

По имени известной функции можно установить результат отображения f . Например, в таблице умножения двум сомножителям 5 и 5 ставится в соответствие результат 25. Этот результат можно получить только в том случае, если Ф-модель *разрешима*. Этой проблеме, в частности, посвящена работа [18]. Применительно к численному решению задачи, *функция называется вычислимой, если существует вычисляющий ее алгоритм*. Он отвечает требованиям определенности, конечности числа шагов, массовости и результативности. Заметим, что в широком смысле под алгоритмом понимается набор правил, предназначенный для решения некоторой задачи. Например, алгоритм технологического процесса оформляется в виде технологической карты. Обобщая вычислимость на параллельные вычисления, назовем модель, раскрывающую функцию через совокупность последовательных и/или параллельных операций, *операционной* или *О-моделью*.

Пошаговое выполнение алгоритма влечет изменение внутреннего состояния объекта действия – от $q(t)$ к $q(t+1)$. Эти изменения привязываются к моментам времени $t = 0, 1, 2, \dots$, где $t = 0$ фиксирует начальное состояние объекта. Закономерность смены состояний описывается *функцией переходов* f_n , дополняющей *функцию выхода* объекта f_b .

Полагая $f_n, f_b \in F$ и $q \in Q$, получаем следующее расширение Ф-модели, соответствующее модели конечного автомата:

$$M_{KA} = \langle X, Y, Q, f_n, f_b, t \rangle \quad (1.5)$$

В векторной форме модель конечного автомата МКА записывается как:

$$\mathbf{q}(t) = f_{\Pi}(\mathbf{q}(t-1), \mathbf{x}(t)),$$

$$\mathbf{y}(t) = f_{\text{в}}(\mathbf{q}(t), \mathbf{x}(t)) \text{ — для автомата Мили и}$$

$$\mathbf{y}(t) = f_{\text{в}}(\mathbf{q}(t)) \text{ — для автомата Мура.}$$

В теоретико-множественной форме функции переходов и выходов КА имеют вид:

$$f_{\Pi}: X \cdot Q \rightarrow Q;$$

$$f_{\text{в}}: X \cdot Q \rightarrow Y \text{ (автомат Мили);}$$

$$f_{\text{в}}: Q \rightarrow Y \text{ (автомат Мура).}$$

В соответствии с разделением времени t на такты $t-1, t, t+1, \dots$ модель конечного автомата $M_{\text{КА}}$ является *дискретной*. Графически она описывается графом переходов, отражающим смену внутренних состояний при внешних воздействиях и формировании реакций на них.

В отличие от Ф-модели модель конечного автомата $M_{\text{КА}}$ характеризует не правило, а *процесс* реализации функции, т. е. является ее О-моделью. Последовательность выполнения операций, реализующая выраженную функцией переходов причинно-следственную связь между состояниями автомата, позволяет отнести О-модель к классу динамических моделей.

С развитием параллельных вычислений алгоритм получил расширительное толкование как *набор инструкций, описывающих порядок действий исполнителя для достижения некоторого результата* [19]. Операционная модель (О-модель) параллельных вычислений определяет, например, процесс перемещения меток в такой дискретно-событийной СФ-модели, как сеть Петри. В искусственном интеллекте О-моделью описывается процесс *логического вывода* следствия.

В предметных областях О-модель определяется как «упорядоченная совокупность (система) взаимосвязанных действий, направленных на достижение определенной цели» [20]. Примерами О-модели в предметных областях являются инструкции и технологические карты. По существу, О-моделью обобщаются такие понятия, как метод, алгоритм, инструкция и т. п. Иными словами, О-модель, формализуя процедуры, относится к моделям *процедурного* типа.

1.3.3. Структурно-функциональная модель

Из трех типов элементарных моделей решающая роль принадлежит Ф-модели. В [21] она именуется «черным ящиком». Ф-модель отвечает на первичный вопрос: «Как объект реагирует на внешние воздействия?». Однако для моделирования функционирования объекта этого знания недостаточно. В понятие черного ящика вкладывается неизвестность формальной модели функции ψ , осуществляющей отображение $\psi: X \rightarrow Y$. Необходимо знать если не саму функцию ψ , то хотя бы приближение φ к ней, например, в виде многочлена или уравнения регрессии. Если функция φ найдена, то модель черного ящика переходит в модель серого ящика.

Связи между переменными известной функции φ отражают структуру модели, преобразуя исходную Ф-модель в структурно-функциональную модель или СФ-модель серого ящика. Однако структура серого ящика не по-

добна структуре белого ящика в силу различия реализаций функций φ и ψ . Оптимизация режима функционирования требует знания реальной СФ-модели моделируемого объекта. Под белым ящиком понимается известность реальной функции f , осуществляющей отображение $f: X \rightarrow Y$.

Итак, согласно своему названию структурно-функциональная модель (СФ-модель) совмещает свойства структурной и функциональной моделей. СФ-модель представляет собой композицию Ф-моделей, связи между которыми описываются С-моделью. На связях С-модели формируются функции *соотнесения* и *измерения*. Функции соотнесения представляются помеченным, а функции измерения – взвешенным графом. Метка связи двух вершин графа представляет собой имя отношения, в котором находятся эти вершины. По степени отвлеченности от предмета рассмотрения отношения делятся на *предметные* и *отвлеченные* (абстрактные). Примером предметного отношения является «А атакует В». Модели с предметными отношениями называют семантическими сетями. Примерами отвлеченных отношений являются: род-вид, целое-часть, класс-элемент, сущность-свойство, цель-средство, причина-следствие. По существу, семантическая сеть является разновидностью онтологической модели.

Функции измерения представляются *взвешенным* графом. Вес связи количественно характеризует либо расстояния между вершинами графа, либо *пропускную способность* его ребер. Модели с весами ребер в роли пропускной способности относятся к потоковым моделям. Первичной характеристикой потока через дугу графа является величина непрерывного потока либо интенсивность дискретного потока, например, потока заявок. Вторичными характеристиками потока являются, например, время достижения им смежной вершины или стоимость транспортировки.

Для преобразования С-модели (1.2) в СФ-модель метки, входящие в носитель структуры, ассоциируются с функциями, реализуемыми Ф-моделями, входящими в СФ-модель. Поскольку элементами структуры являются вершины и ребра графа, для ассоциации меток с реализуемыми ими функциями используются отношения:

$$R_{fv} \subset A \times F, R_{fv} = \{(a_i, f_i)\}, a_i \in A, f_i \in F, i = \overline{1, n} \text{ и} \\ R_{fe} \subset E \times F, R_{fe} = \{(a_i, a_j), f_{ij}\}, a_i, a_j \in A, f_{ij} \in F, i \neq j, i, j = \overline{1, n}.$$

Функции СФ-модели рассматриваются с точки зрения их роли в модели.

С учетом объединения С-модели с Ф-моделью и разделения множества отношений на три подмножества $R = R_c \cup R_{fv} \cup R_{fe}$ СФ-модель имеет вид:

$$M_{сф} = \langle A, R_c, R_{fv}, R_{fe}, C, F \rangle. \quad (1.6)$$

Для построения СФ-модели на основе С-модели необходимо дополнительно сформировать множество функций F и два множества ассоциаций R_{fv} и R_{fe} . В качестве примера построим теоретико-множественную СФ-модель на основе С-модели, рассмотренной в примере 1.1.

Пример 1.2. Представим схему решения выражения $y = (6 \cdot x_1 + 3 \cdot x_2) \cdot 5$ СФ-моделью. Анализ этого выражения показывает идентичность его структуры со структурой, изображенной на рис. 1.3. Это выражение имеет пять аргументов (пять входных вершин графа): две переменные – x_1 и x_2 и три

константы – 6, 3 и 5. Оно содержит три операции умножения (\times), одно сложение и операцию присваивания значения выражения (пять промежуточных вершин графа) выходной переменной y (одна выходная вершина графа). Таким образом, носитель A СФ-модели и отношение смежности R_c можно заимствовать из примера 1.1.

Создание теоретико-множественной СФ-модели на основе известных множеств A , F , C , R_c заключается в формировании множеств R_{fv} , R_{fe} выражения (1.6).

1. Множество функций F расширим переменными, считая их за разновидность функции одной переменной, и функциями связей: $F = \{x_1, x_2, \times, +, :=, \text{пд}\}$. Функция «пд» связи (a_i, a_j) означает передачу данных от i -й вершины графа к j -й вершине.

2. В примере множество констант C содержит целые числа 6, 3, 5: $C = \{6, 3, 5\}$.

3. На основе множеств A и F сформируем двумерное множество $R_{fv} = \{(a_1, 6), (a_2, x_1), (a_3, 3), (a_4, x_2), (a_5, 5), (a_6, y), (a_7, \times), (a_8, \times), (a_9, +), (a_{10}, \times), (a_{11}, :=)\}$.

4. На основе множеств A и R_c сформируем двумерное множество $R_{fe} = \{(a_i, a_j, \text{пд})\}$, $i, j = 1, 11$, отражающее присвоение всем дугам графа роли передачи данных.

Теоретико-множественная СФ-модель, построенная путем конкретизации выражения (1.6), пригодна для ввода в ЭВМ, являясь машинно-ориентированной (компьютерной) моделью. Этот пример показывает возможность порождения конкретных компьютерных моделей на основе частных формальных моделей алгебраической системы путем конкретизации их символов и их интерпретации свойствами предметного знания.

Графическая СФ-модель схемы решения выражения $y = (6 \cdot x_1 + 3 \cdot x_2) \cdot 5$ изображена на рис. 1.5. Наряду с меткой a_i , $i = 1, 11$, каждой вершине графа присвоена переменная, либо константа, либо одна из их операций: умножения, сложения и присвоения вычисленного значения. Функциональные модели, входящие в состав СФ-модели, на рисунках обычно именуются блоками, благодаря чему СФ-модели в проектировании получили название блок-схем. Блок-схемы востребованы в силу своей наглядности и обозримости.

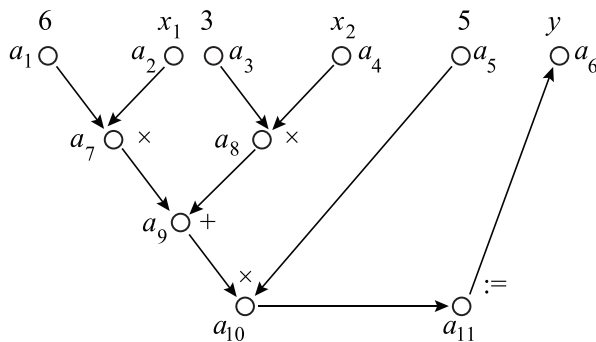


Рис. 1.5. СФ-модель схемы решения выражения $y = (6 \cdot x_1 + 3 \cdot x_2) \cdot 5$.

Согласно терминологии искусственного интеллекта, модель $M_{сф}$ не содержащая констант, является СФ-моделью-*прототипом*. Модель-прототип с означенными переменными представляет собой СФ-модель-*экземпляр*.

Подчеркнем диалектическую взаимосвязь между Ф- и СФ-моделями. Ф-модель отражает целостные (внешние) свойства объекта, а СФ-модель – внутренние свойства целого при раскрытии «черного ящика». Различие между ними заключается во взгляде на объект моделирования – *извне* или *изнутри*.

В искусственном интеллекте СФ-моделью описывается *семантическая* сеть, чьи вершины помечены именами понятий, а связи — отношениями между понятиями. В зависимости от типов связи различают следующие виды семантических сетей [22]:

- *классифицирующие* (родо-видовая, партитивная связи);
- *функциональные* (связь *аргумент-функция*);
- *сценарии* (причинно-следственные связи, в том числе *цель-средство, действие-орудие*);
- *ситуационные* (пространственно-временные связи) и др.

1.3.4. Разрешимая модель

Ф- и СФ-модели содержат информацию о том, *какие* свойства объекта оригинала моделируются, а О-модель – *как* решить задачу моделирования. Согласно теории разрешимости, ни Ф-модель, ни СФ-модель не результативны в отсутствие О-модели. Именно она используется в моделировании с целью получения результата и в этом смысле является связующим звеном между моделируемыми свойствами объекта и реализующей их системой моделирования.

К моделям с отсутствующей О-моделью относятся, например, картины, схемы, диаграммы, слова, символы, формулы и пр. Человек сам в роли оператора выводит необходимые ему заключения на основе имеющихся у него культурных и научных моделей. Различием этих моделей у разных людей («культурного и научного багажа») и объясняется различное восприятие ими одного и того же объекта. Различие индивидуальных моделей этого объекта и сред моделирования не могут приводить к одинаковым результатам.

Таким образом, исходя из формального описания модели в языке предикатов первого порядка четверкой $\langle A, C, R, F \rangle$, можно утверждать, что для выполнения моделирования Ф-модель и СФ-модель должны содержать *операционную* составляющую. В совокупности с ней разрешимые модели обозначаются как ФО- и СФО-модели.

В силу своей общности формальная модель может рассматриваться как *прообраз* модели любого назначения. Иными словами, любая конкретная модель *наследует* базовые свойства формализованной модели (структуру, функции и способ их выполнения), трактуя их в соответствии со своим назначением. Это утверждение справедливо и для такого нетривиального примера, как картина художника. По причине непрерывности изображения структура картины сводится к комплексу топологий, а функции модели

тракуются красками, применяемыми для раскраски топологий. Эта модель является описательной, а ее активация осуществляется в мозгу оценивающего ее человека.

К разновидностям СФО-модели отнесём класс моделей, названный в работе [23] классом логико-управляемых моделей, включающим, в общем случае, в себя: модели со структурной реконфигурацией, модели интеллектуального управления, модели знания, логико-динамические модели, импульсные динамические модели, модели автоматных и нейронных сетей, модели управляемых систем и сетей массового обслуживания, модели сетей Петри, а также модели, построенные на грамматиках. Характерной особенностью данного гибридного класса моделей является то, что в нем объединяются аксиоматики таких фундаментальных и прикладных теорий, как топология, высшая алгебра, теория управления динамическими системами, инженерия знаний.

1.3.5. Выполнимая модель

ФО- и СФО-модели, не подготовленные к выполнению в среде моделирования, относятся к классу *описательных* или *D-моделей* (от *Descriptive*). Они существуют, но не погружены в среду моделирования. Примером может являться знание человеком иностранного языка, но невозможность ментально воспользоваться им без должной практики. Для этого человеку нужно сделать «перезагрузку» мозга в нужную языковую среду и поупражняться в этой среде. Примером *D-модели* в программировании является исходный текст программы.

Описательная модель, погруженная в среду моделирования, т. е. представленная на ее языке, относится к классу *выполнимых* или *E-моделей* (от *Executable model*). Примером *E-модели* является компилированная программа, готовая к выполнению. Соответствующие файлы имеют расширения языка программирования и выполнения (*.exe от executive). Выполняемая версия модели активна в породившей ее системе моделирования.

Поскольку среда моделирования также описывается моделью, существует необходимость введения понятия *модель среды моделирования*. В широком смысле под ней будем понимать любую естественную или искусственную среду. Примером естественной среды моделирования является мозг человека, а искусственной среды – все то, что им создано, например, программная система моделирования. Именно ее и будем понимать в узком смысле под моделью среды моделирования («машинной» ***М-моделью***). Она, в свою очередь, может быть выражена через модели, входящие в базис моделей и их комбинации.

Машинной формой О-модели (ОМ-моделью) является, например, структурированный запрос, запрограммированный на языке SQL (Structural Query Language). Примером выполнимой ФО-модели (ФОМ-моделью) служит модуль динамической библиотеки в программной системе. Примером выполнимой СФО-модели в объектно-ориентированном программировании (СФОМ-моделью) является *класс*, объединяющий структуру данных и операции над ними.

Все разновидности моделей, описанных выше, сведены в табл. 1.1. В верхней половине таблицы приведены пять разновидностей описательных моделей, а в нижней половине – пять разновидностей выполнимых моделей, встроенных в среду моделирования. Из них самодостаточными (разрешимыми) являются *описательные* ФО- и СФО-модели и *выполнимые* ФОМ- и СФОМ-модели.

Табл. 1.1. Разновидности моделей.

Вид модели	С-модель	Ф-модель	О-модель	М-модель
С-модель	✓			
Ф-модель		✓		
О-модель			✓	
ФО-модель		✓	✓	
СФО-модель	✓	✓	✓	
СМ-модель	✓			✓
ФМ-модель		✓		✓
ОМ-модель			✓	✓
ФОМ-модель		✓	✓	✓
СФОМ-модель	✓	✓	✓	✓

Разновидности моделей, включая М-модель, приведенные в табл. 1.1, представляют собой комбинации С-, Ф-, О-моделей, что позволяет назвать их *базисными* моделями или *собственными* свойствами любой модели. Фактически они уточняют три типа моделей, предложенных в [21]. Они необходимы и достаточны для моделирования любого объекта как изолированно, так и в составе среды моделирования и не зависят от сферы применения.

1.4. Виды моделирования

Классифицирование моделирования на виды, прежде всего, должно исходить из его назначения. Оно заключается в экспериментальном исследовании свойств либо существующего, либо проектируемого объекта с использованием созданной модели. Исходя из назначения, логично разделить моделирование на *познавательное* (познание неизвестных свойств) и *проективное* (подтверждение ожидаемых свойств). В области искусственного интеллекта познавательное моделирование получило название *когнитивного* моделирования, что связано с организацией имеющегося знания, приспособленной под получение нового знания (когнитивные графика и карты и т. п.), что способствует усилению познавательных способностей человека.

При более конкретном назначении наименование решаемой задачи или созданной для ее решения модели переносится на имя вида моделирования. В [22] моделирование меняющейся ситуации было названо *ситуационным* моделированием. Однако в отсутствие общепринятой классификации моделей отсутствует и строгость в именовании видов моделирования. В частности, в [24] компьютерное моделирование социальных процессов называется

математическим, несмотря на использование для решения конкретных задач имитационных и эвристических моделей.

Конечно, не любое свойство модели удобно напрямую переносить на наименование моделирования. Например, имена однородных, мягких, формальных, детерминированных, статических, вычислительных, научных моделей не принято переносить на наименование процесса их моделирования. Вместе с тем, по имени используемых моделей получили распространение такие виды моделирования, как: *компьютерное, аналитическое, имитационное, численное, символьное или знаковое, физическое*. В области мягких вычислений относительно применяемых моделей различают такие виды моделирования, как *эволюционное* и *мультиагентное* моделирование, использующих в качестве моделей, соответственно, модель смены поколений и многоагентные модели.

В работе [25] Л. Заде подчеркивает, что «в мягких вычислениях весьма важно то, что составляющие их методологии являются в большей степени взаимодополняющими (синергетическими), чем соперничающими... Более того, существует много проблем, которые не могут быть решены только каким-то одним средством: нечеткой логикой, нейровычислениями, генетическими вычислениями или вероятностными рассуждениями». Моделирование с применением совокупности моделей искусственного интеллекта Л. Заде назвал «гибридным».

На практике, прежде всего, для решения прикладных задач, связанных с реальными секторами экономики, наибольшее распространение получило имитационное моделирование [26–28]. Это связано с тем, что современные инструментальные средства автоматизации процессов имитационного моделирования предоставляют специалистам из различных предметных областей широкие возможности, позволяющие им самостоятельно, не прибегая к помощи профессиональных программистов, построить и исследовать требуемую модель, используя при этом свой профессиональный язык. Данные инструментальные средства позволяют также провести верификацию (от англ. *verify* – проверять) и валидацию (от англ. *validate* – подтверждать) построенной модели. Верификация модели – это подтверждение того, что определенные требования к ней были выполнены, а валидация модели – это проверка того, насколько она отвечает ожиданиям и потребностям пользователя.

К основным недостаткам имитационной модели относятся частный характер получаемых результатов, привязанный к конкретным исходным данным, и принципиальная необходимость (в силу недостаточной теоретической проработки) осуществления многократных экспериментов, состоящих в имитации процессов в системе при различных данных о воздействиях на нее и требующих во многих случаях практики весьма значительного машинного времени. Даже при многократном экспериментировании фундаментальность выводов, получаемых на имитационной модели, может существенно уступать фундаментальности выводов, получаемых на аналитической модели, если, конечно, удастся доказать достаточную адекватность последней.

Важным достоинством аналитического моделирования является возможность получения на его основе фундаментальных результатов, которые

могут быть распространены как на различные случаи использования моделируемой системы в тех или иных ситуациях, так и на случаи рассмотрения других систем данного класса. Основной недостаток аналитического моделирования связан с тем, что для его проведения применительно к сложным системам необходимой оказывается существенная идеализация как элементов, составляющих систему, так и системы в целом. При этом наибольшая идеализация сопряжена со случаями чисто аналитического решения задачи и меньшая, со случаями, когда модель сопрягается с алгоритмом ее численного исследования.

В подразделе 6.5 будут приведены примеры логико-динамических моделей управления, которые являются, с одной стороны, аналитическими моделями, с другой стороны, получение с их помощью конкретных решений из-за большой размерности последних возможно только на основе численных итерационных процедур. Так или иначе, идеализация аналитических моделей может приводить к неполной адекватности получаемых результатов решаемой проблемы. В этом случае аналитические результаты целесообразно использовать в качестве *первого приближения* при поиске окончательных решений на других классах моделей.

Поиск путей преодоления перечисленных недостатков как аналитического, так и имитационного моделирования привел к развертыванию широких исследований в области так называемого аналитико-имитационного моделирования, который является частным случаем системного моделирования. В работе [26] системное моделирование определено как «целостная совокупность методов построения и исследования моделей на базе имитации и их технологической и программной поддержки».

В работе [29] системное моделирование трактуется гораздо шире и рассматривается как методология и технология полимодельного описания различных классов объектов, а также комбинированного использования методов, алгоритмов и методик многокритериального анализа, синтеза и выбора наиболее предпочтительных управленческих решений, связанных с созданием, использованием и развитием рассматриваемых объектов в различных условиях динамически изменяющейся внешней и внутренней обстановки. Основное достоинство системного моделирования состоит в том, что комбинированное использование альтернативных моделей, методов и алгоритмов позволяет взаимно компенсировать их объективно существующие недостатки и ограничения, одновременно усилив их положительные качества.

Что касается технологического и программного уровня поддержки системного моделирования, то в настоящее время *процесс моделирования* в системах автоматизированного проектирования (САПР), основанный на совместном использовании модели изделия специализированными пакетами программ (геометрические (CAD/CAM), инженерно-физические (CAM/CAE) и информационные (CAPP/ PDM)), получил наименование *комплексного* (лат. complex – тесно связанный) моделирования.

Под *общей технологической* поддержкой системного моделирования понимается объединение средств автоматизации проектирования и использования объекта в единую систему, взаимосвязанную по форматам обрабатываемых данных, а также методам их анализа и дальнейшего исполь-

зования. Применительно к проектированию объектов машиностроения, общая технологическая поддержка системного моделирования предполагает совместное использование систем типа: MatCAD – для аналитического моделирования, Unified Modeling Language (UML) – для концептуального моделирования, CAD/CAM – для геометрического моделирования, CAM/CAE – для инженерно-физического моделирования, CAPP/PDM – для информационного моделирования. Применительно к проектированию информационных систем общая технологическая поддержка системного моделирования осуществляется с применением CASE-технологии.

1.5. Этапы моделирования

Этапы моделирования согласуются с этапами любого исследования [27]. Они включают:

- 1) постановку задачи и планирование эксперимента;
- 2) предварительный анализ имеющихся данных, информации, знаний, условий и методов решения задач данного класса;
- 3) создание модели для решения поставленной задачи;
- 4) формулировку исходных гипотез;
- 5) планирование и организацию эксперимента;
- 6) проведение эксперимента;
- 7) анализ и обобщение полученных результатов;
- 8) проверку исходных гипотез на основе полученных фактов;
- 9) окончательную формулировку новых фактов и законов;
- 10) получение объяснений или научных предсказаний;
- 11) корректировку модели.

Выполнение каждого этапа сопровождается верификацией модели. Под верификацией (лат., от *verus* – истинный, *facio* – делаю) понимается способ подтверждения истинности результата на предмет его соответствия предъявленным требованиям с применением теоретических положений, алгоритмов, тестов и т. п. Если какое-либо требование не выполняется, осуществляется возврат к предыдущим этапам моделирования.

Планирование эксперимента включает следующие этапы.

1. *Установление цели эксперимента.* Основной целью эксперимента при создании модели объекта-оригинала является определение соответствия между ними.

2. *Определение необходимых ресурсов* для проведения эксперимента (имеющиеся или доступные системы моделирования, сроки работ, финансовые ресурсы).

3. *Выявление и выбор входных и выходных параметров* на основе сбора и анализа предварительной (априорной) информации. Входные параметры (факторы) могут быть детерминированными, т. е. регистрируемыми и управляемыми (зависимыми от наблюдателя), и случайными, т. е. регистрируемыми, но неуправляемыми. Наряду с ними на состояние исследуемого объекта могут оказывать влияние нерегистрируемые и неуправляемые параметры, которые вносят систематическую или случайную погрешность в результаты измерений.

4. Определение области возможного изменения входных параметров и видов воздействий на модель. Установление *требуемой точности результатов измерений* (выходных параметров).

Точность экспериментальных данных также существенно зависит от объема (числа) испытаний – чем испытаний больше, тем (при тех же условиях) выше достоверность результатов.

Для ряда случаев (при небольшом числе факторов и известном законе их распределения) можно заранее рассчитать минимально необходимое число испытаний, проведение которых позволит получить результаты с требуемой точностью.

5. Составление *плана и проведение эксперимента* – количество и порядок испытаний, способ сбора, хранения и документирования данных.

Порядок испытаний важен в процессе поисковых исследований: в зависимости от выбранной последовательности действий при экспериментальном поиске оптимального соотношения параметров объекта или какого-то процесса может потребоваться больше или меньше опытов, что подобно математическим задачам численного поиска оптимальных решений. Наиболее хорошо разработаны методы одномерного поиска (однофакторные однокритериальные задачи), такие как метод Фибоначчи, метод золотого сечения.

В тех случаях, когда систематически действующие параметры сложно учесть и проконтролировать, их преобразуют в случайные, специально предусматривая случайный порядок проведения испытаний (рандомизация эксперимента). Это позволяет применять к анализу результатов методы математической теории статистики.

6. *Статистическая обработка результатов эксперимента*, построение математической модели поведения исследуемых характеристик. Статистическая обработка результатов включает:

- определение доверительного интервала математического ожидания и дисперсии (или среднего квадратичного отклонения) величин выходных параметров (экспериментальных данных) для заданной статистической надежности;

- проверка на отсутствие ошибочных значений (выбросов) с целью исключения сомнительных результатов из дальнейшего анализа. Проводится на соответствие одному из специальных критериев, выбор которого зависит от закона распределения случайной величины и вида выброса;

- проверка соответствия опытных данных ранее априорно введенному закону распределения. В зависимости от этого подтверждаются выбранный план эксперимента и методы обработки результатов, уточняется выбор математической модели.

Для оценивания степени взаимосвязанности факторов или выходных параметров проводят корреляционный анализ результатов испытаний. В качестве меры взаимосвязанности используют коэффициент корреляции: для независимых или нелинейно зависимых случайных величин он равен или близок к нулю, а его близость к единице свидетельствует о полной взаимосвязанности величин и наличии между ними линейной зависимости.

При обработке или использовании экспериментальных данных, представленных в табличном виде, возникает потребность получения проме-

жуточных значений. Для этого применяют методы линейной и нелинейной (полиномиальной) интерполяции (определение промежуточных значений) и экстраполяции (определение значений, лежащих вне интервала изменения данных).

7. *Объяснение полученных результатов* и формулирование рекомендаций по их использованию, уточнению методики проведения эксперимента. Снижение трудоемкости и сокращение сроков испытаний достигается применением автоматизированных экспериментальных комплексов.

Подготовка к моделированию начинается с создания ручной описательной *DH*-модели (Hand) и завершается созданием исполняемой *E*-модели, ориентированной на конкретную систему моделирования. Блок-схема перехода от описательной ручной *DH*-модели к описательной машинной *DM*-модели (Machine) и выполнения моделирования показана на рис. 1.6. Манипуляции над моделями показаны двойными стрелками.

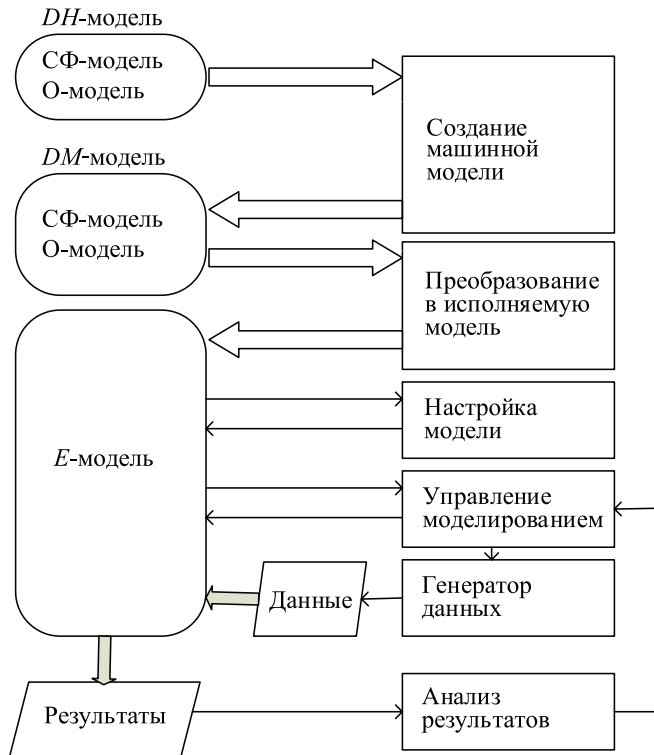


Рис. 1.6. Создание машинной модели и выполнение моделирования.

На начальном этапе ручная описательная *DH*-модель переносится на машинный носитель. Машинная описательная *DM*-модель компилируется в исполняемую *E*-модель, готовую к выполнению в системе моделирования. Согласно табл. 1.1, она представляет собой СФОМ-модель. Исходные данные для моделирования определяются исходя из цели машинного эксперимента.

Программа, управляющая экспериментом, организует поступление исходных данных и представляет результаты моделирования. На основе полученных результатов экспериментатор определяет следующую цель моделирования.

Успех моделирования в значительной степени зависит от качества исходных данных. Если не известен ограниченный набор штатных входных воздействий, применяют способы подготовки исходных данных, приведенные в табл. 1.2.

Для систем с малым числом входных воздействий выполняется их полный перебор. Для систем с большим числом входных воздействий выбирается датчик случайных чисел, реализующий обоснованный по результатам экспериментов закон распределения случайных величин. На основе выявления закономерностей системы может быть определен сокращенный перебор входных воздействий.

Табл. 1.2. Методы подготовки исходных данных.

Наименование метода	Трудоемкость	Достоверность	Универсальность
Полный перебор	Экспоненциальная	Полная	Универсален
Псевдослучайная последовательность	Определяется объемом выборки	Пропорциональна объему выборки	Универсален
Сокращенный перебор	Полиномиальная	Полная	Специализирован

В имитационном моделировании наиболее широкое применение получило генерирование псевдослучайной входной последовательности [28, 29]. Такой подход правомерен, когда объектом моделирования является система массового обслуживания, например, станция метрополитена. Пусть поставлена задача переключения эскалаторов вниз-вверх в разные периоды суток. Поскольку на входе и выходе станции существуют приборы регистрации пассажиропотока, по гистограмме исходной статистики находится функция его распределения во времени. Зная функцию, можно подобрать датчик случайных чисел, имитирующий пассажиропоток, и на этих входных данных подобрать такой режим изменения направления движения эскалаторов, который минимизировал бы очередь пассажиров в часы пик.

Таким образом, псевдослучайный подход плодотворен, если имеется исходная статистика о воздействии внешней среды на изучаемый объект. Если же она отсутствует, многие исследователи предпочитают задаться некоторым законом распределения случайных данных и использовать его для изучения свойств модели. Но не всегда такой подход плодотворен. Например, на этапе проектирования изделия отсутствует статистика его неисправностей. Она появится только на этапе его использования. Как строить тест для такого изделия?

Можно, конечно, задавшись типом неисправностей и некоторым законом распределения, воздействовать на объект до тех пор, пока не обнаружится несоответствие правильным значениям реакций на его выходах. Для сложных объектов это может потребовать значительных затрат времени, а при его ограничении вообще не обнаружить неисправность. Однако проекти-

ровщику известна структура объекта. Пользуясь этой информацией, можно построить полный тест на заданный тип неисправностей [30].

Приведенный пример свидетельствует о том, что для исследования свойств изделия можно генерировать входные данные по результатам обнаружения его внутренних закономерностей. Впрочем, для очень сложных систем, таких как операционная система Windows, детерминированный подход тоже не позволяет выявить все ошибки. Выход находят в изготовлении бета-версии, которую бесплатно отдают сотне пользователей. В процессе решения своих задач они находят ошибки, устранение которых позволяет выпустить коммерческую версию системы. Такой подход можно рассматривать как *множественное (в пространстве) моделирование системы на случайных примерах*. В частности, такой подход был использован и при разработке системы выбора и ранжирования СВБР [31]. Тестовыми примерами служили лабораторные работы, выполняемые студентами.

2. РОЛЬ СУБЪЕКТА В СИСТЕМЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ

2.1. Субъект моделирования

Все этапы моделирования, начиная с постановки задачи исследования и заканчивая анализом результатов моделирования, выполняются исследователем, которого следует рассматривать как *субъект* моделирования. Необходимость учета познающего субъекта в задаче моделирования была предложена в работе [1] и детализирована в работах [2, 3]. При моделировании сложных объектов субъект моделирования может быть представлен коллективом людей, каждый из которых выполняет свою роль. К ним, прежде всего, относятся лица (лицо), принимающие решения (ЛПР), в интересах которых осуществляется построение модели СлО и его моделирование на различных этапах жизненного цикла СлО. Кроме того, в состав субъектов входят лица, осуществлявшие непосредственную разработку модели СлО, лица, осуществляющие само моделирование, эксперты, лица, обосновывающие те или иные решения (аналитики) на основе анализа результатов моделирования и представляющие их ЛПР. Здесь нелишне отметить, что успех моделирования в значительной степени зависит от умения работать в команде и ее слаженности. В частности, все перечисленные роли могут выполняться одним человеком, что характерно для исследовательских задач.

Влияние субъекта моделирования на его результативность продемонстрируем на примере формирования понятия. Понятие следует рассматривать как первичную модель знания. Отношение между объектом познания, понятием как результатом познания и обозначением понятия описывается смысловым треугольником Фреге (рис. 2.1). Его вершинами являются: обозначаемая сущность (*denotat*³), отражающее ее понятие (*consept*) и его имя (*designat*). Дугами связываются отношения между ними.

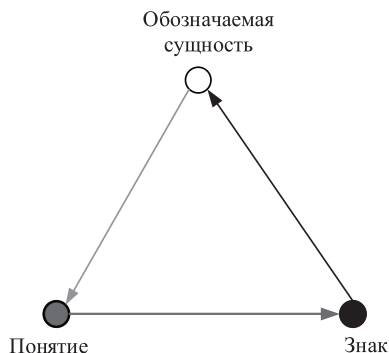


Рис. 2.1. Познавательный треугольник Фреге.

³ Денотат (от лат. *denotatum* — обозначенное) — обозначаемая сущность.

Недостатком этой модели является отсутствие в ней субъекта познавательного процесса, от знаний которого зависит качество формируемого понятия. Ведь новое знание определяется по отношению к уже *известному* знанию. Оно и определяет зависимость результата познания от уровня знания субъектом соответствующей предметной области и общей картины мира, объясняемой с помощью философии, математики и системного анализа. С целью учета влияния знаний субъекта на качество формирования нового понятия включим его в центр смыслового треугольника (рис. 2.2).

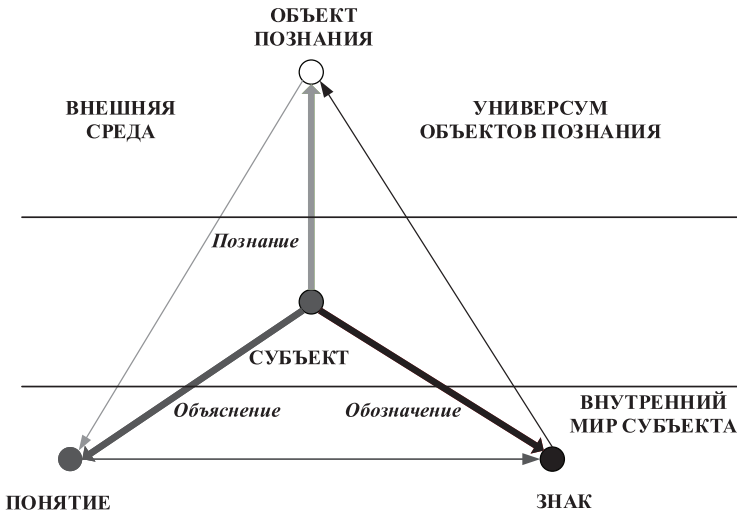


Рис. 2.2. Модель формирования понятия.

Сутью процесса познания субъектом нового объекта знания (вертикальная стрелка на рис. 2.2) является выявление *роли* нового знания по отношению к исходному знанию (внутреннему миру) субъекта с применением отношения «сходство-различие». Поясним это на примере мебели, предназначенной для фиксации сидячей позы человека. Предметы мебели, предназначенной для фиксации сидячей позы, выделяются среди других следующей совокупностью существенных признаков {*Приспособление для фиксации сидячей позы, Плоская поверхность, Ножки*}. Этому набору признаков соответствует простейшая мебель *Табурет*.

Признак *Ножки* отделяет табурет от пня, на котором тоже можно принять сидячую позу. Пусть следует выделить новое понятие *Кресло*. Оно формируется через промежуточное понятие *Стул* = {*Приспособление для фиксации сидячей позы, Плоская поверхность, Ножки, Спинка*} с добавлением признака *Подлокотники* [4]. Заметим, что признаки, характеризующие материал, из которого сделаны стул, табурет и кресло, *не существенны* для их различения. Приведенные примеры мебели образуют в отношении «общее-частное» следующую цепочку понятий: *табурет* → *стул* → *кресло*. Для выявления связей между разнородными понятиями ПрО привлекаются отношения «целое-часть», «причина-следствие» и др.

Нижние вершины смыслового треугольника принадлежат внутреннему миру субъекта познания.левой вершине ставится в соответствие *определение* понятия, как результат объяснения познающим субъектом (левая стрелка от субъекта) роли формируемого понятия по отношению к известным понятиям.

Многословное определение понятия удобно для его понимания, но оно не удовлетворяет требованию краткости. Поэтому оно обозначается (правая стрелка от субъекта) *знаком* (см. правую вершину треугольника). В зависимости от сферы применения знаком может быть: символ, дорожный знак, иконка, слово (термин). Соблюдение смыслового соответствия предлагаемого термина обозначаемому им понятию требует от субъекта познания правил терминологии (науки о терминах) [5].

Зависимость термина от уровня знания субъектом предметной области покажем на примере термина *атом*. Так были названы частицы, из которых состоят молекулы. В момент принятия термина они предполагались *неделимыми*, что и объясняет применение соответствующего греческого слова. В процессе дальнейших исследований оказалось, что атом делится на элементарные частицы (протоны, электроны, нейтроны и т. д.). Тем не менее название *атом* осталось в терминологии физики элементарных частиц. Несмотря на то, что термин оказался ложно ориентирующим по отношению к элементарным частицам, изменять его не стали, что свидетельствует об относительной стабильности терминологии.

Звездный подграф, включенный в модель смыслового треугольника, отражает *задачи*, решаемые субъектом познания в процессе формировании понятия и термина. Задачами нагружены лучи звездного графа, исходящие из вершины познающего субъекта. Направленность дуг треугольника, в который вписан звездный граф, указывает *порядок* действий в процессе формирования термина. Цикл, образуемый этими дугами, повторяется до полного уточнения рассматриваемого понятия в соответствии с текущим уровнем знания субъектом предметной области.

Согласованное в среде специалистов понятие и его обозначение принимается пользователями ПрО на веру, причем определение понятия служит объяснением для правильного использования понятия.

При формировании системы понятий ПрО следует учитывать их неоднородность. Понятия делятся на следующие категории [6]: *предмет, свойство, состояние, процесс, событие, оценка, модификатор, квантификатор, модальность*. Примерами первых пяти категорий являются соответственно следующие существительные: микросхема, надежность, неисправность (неисправное состояние), контроль, включение. Оценка может выражаться прилагательным (исправное состояние) и наречием (отлично, больше). Модификатор может выражаться причастием (быстродействующий прибор), прилагательным (параметрический контроль), числительным (десятый) и существительным (контроль параметра). Примерами имен понятий, относящихся к категориям квантификатор, модальность, являются наречия *часто* и *возможно* соответственно.

Созданию многоуровневой терминологии препятствует нестыковка предлагаемых определений понятий в узких предметных областях с более общими понятиями, а в результате и с аналогичными понятиями, применя-

емых в смежных областях знания. В концентрированной форме терминология, «заточенная» под проблему, изложена в работе [7]. Рассматриваемая в ней проблема заключается в необходимости успешного выполнения военной операции. Особенности терминологии каждой конкретной ПрО закономерны. Однако успех ее понимания специалистами смежных областей определяется общностью существенных признаков понятий.

Моделирование активного поведения субъекта по отношению к внешней среде побудило автора работы [1] обратиться к понятию *ситуация*. Для формализации отношения «субъект-объект» принята синтагма, используемая в ситуационном управлении и представляемая тройкой символов $r(S, O)$ в префиксной записи либо SrO в афиксной записи [6]. Примером принятия ситуационного решения является пошаговое приближение корабля к причалам с целью выбора им приемлемого причала. В этом примере корабль является субъектом действия, а причалы играют роль внешней среды.

Модель «субъект-объект», представленная синтагмой $r(S, O)$, нуждается в конкретизации как объекта, так и субъекта действия. Согласно [8], внешняя среда неоднородна. Среди ее представителей могут оказаться также активные системы, т. е. субъекты действия. В этом случае модель «субъект-объект» расширяется в модель многоагентной системы. В этой модели по отношению к каждому субъекту остальные из них играют роль внешней среды. Это означает, что каждый субъект строит *свою* модель внешней среды на основе своих знаний и предпочтений.

Очевидно, что чем большим знанием обладает субъект, тем точнее моделируется внешняя среда и более рационально его поведение. Процесс субъект-объектного моделирования иллюстрируется рис. 2.3. На основе изучения свойств объекта субъект создает субъектно-объектную модель и моделирует его поведение. Для выполнения этих действий он использует средства моделирования.

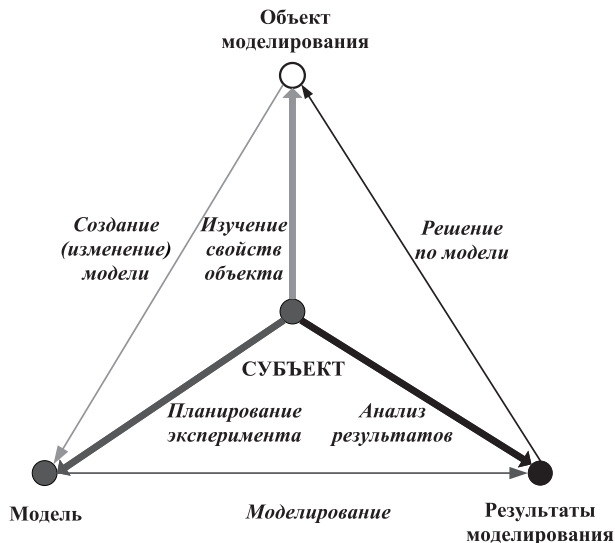


Рис. 2.3. Субъект-объектная модель процесса моделирования.

По результатам моделирования субъект принимает решение о степени соответствия модели объекту-оригиналу. Если она не удовлетворяет субъекта, в модель вносятся изменения, и процедура совершенствования модели повторяется до удовлетворения субъекта степенью адекватности модели.

Более углубленно место и роль человека в системе моделирования продемонстрируем на примере его познавательной и созидательной деятельности. Как отмечено в [9], познавательную и созидательную деятельность человека невозможно представить через огромное многообразие используемых им частных моделей. По примеру [9] покажем необходимость и достаточность предложенного в подразделе 1.3 базиса моделей для формализации процессов познания и созидания.

2.2. Формализация моделирования процессов познания и созидания

2.2.1. Уровни познания

Познание является многоэтапным процессом извлечения информации из первичных данных, полученных в результате прямого взаимодействия с познаваемым явлением, объектом, процессом [9]. Р. Акофф в образной форме предложил различать пять уровней познания [10]: «Содержание людских умов и, следовательно, то, чему можно обучиться, разделяется на пять классов: *данные, информация, знание, понимание, мудрость*». Он представил их в форме ступеней «пирамиды познания» (рис. 2.4).

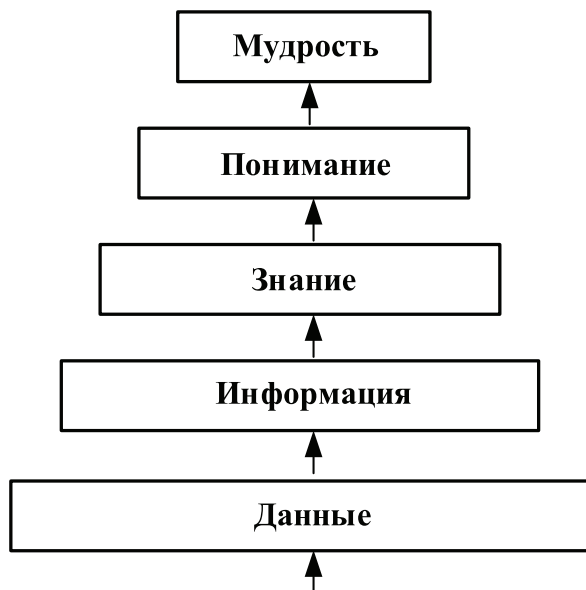


Рис. 2.4. Пирамида ступеней познания по Акоффу.

На каждом уровне познания происходит обогащение знания об объекте познания – от примитивного знания фактов через создание индивидуальной модели знания до мудрости его применения – в соответствии с афоризмом Клода Андриана Гельвеция: «Знание некоторых принципов легко возмещает незнание некоторых фактов» [11]. В [12] правомерно утверждается, что «на каждом уровне познания происходит построение следующей новой модели знания, последовательное углубление переработки исходной эмпирической информации».

В связи с этим представляют интерес действия, которые предпринимаются для перехода к каждой последующей ступени познания. Они диктуются различием ступеней познания, которые заложены в определениях соответствующих понятий [13, 14, 15]. Не приводя и не обсуждая эти определения, проиллюстрируем различия понятий образными примерами.

В образной трактовке [9]: «данные подобны добытой руде, которую предстоит подвергнуть целой серии технологических преобразований, прежде чем получится нужный предмет из металла, содержащегося в добытой руде». Продолжая эту образную трактовку, соотнесем информацию с «нужным предметом из металла». Итак, информация в смысле Р. Акоффа является итогом *добычи* данных, их *обработки* и *классифицирования*. Последняя операция призвана определить информативность обработанных данных путем их соотнесения с известными образцами (Ф-моделями данных). Объединим приведенные операции названием *создание модели данных* (в терминах работы [9] получение модели состава).

В системе Пролог состав базы знаний описывается в секции *domains*. В терминах базиса моделей информация представляет собой носитель *A*, на котором должны быть определены функциональные и иные отношения, причем каждый элемент носителя описывается Ф-моделью. В задачу следующего шага познания входит нахождение связей между элементами носителя. В системе Пролог связи между элементами носителя описываются в секции *clauses*. Итогом этого процесса является создание СФ-модели изучаемого явления. В терминах искусственного интеллекта эта модель характеризует *знание* «как устроено».

Секции *domains* и *clauses* представляют собой декларативную составляющую Пролог-программы. Процедурная часть программы задает способ получения результата, реализующий правила логического вывода и описываемый О-моделью. Эта модель характеризует *знание* «как решать» (*know how*).

Следует отметить, что для подтверждения на практике недостаточно знать найденную закономерность. Нужно еще суметь ею воспользоваться. А это означает встраивание модели знания в систему моделирования и получение результата моделирования. Эта ступень практического познания отсутствует в «пирамиде познания» Р. Акоффа. Она характеризует *умение* как способность выполнять какое-либо действие по определенным правилам в среде моделирования.

Понимание определим как *универсальную операцию мышления, связанную с усвоением нового содержания, включением его в систему установившихся идей и представлений* [16]. В этом определении важна его последняя часть. Для понимания недостаточно только узнать что-то новое.

Важно совместить его с уже имеющимся знанием, обосновать его истинность. В случае непротиворечивости нового знания с имеющимся знанием, оно используется для пополнения имеющегося знания. В случае противоречивости нового знания с имеющимся знанием, оно используется для уточнения (частичной перестройки) имеющегося знания. Пониманию близко и понятие *осмысление*, как процесс принятия решения о пополнении или перестройке имеющегося знания на основе полученного нового знания.

Понятие *мудрость* имеет различные трактовки. Одна из них в бытовом смысле означает умение *грамотно применять свои знания*. А оно предполагает знание моделей внешней среды и умение найти соответствие между моделью конкретного знания и моделью текущего состояния внешней среды. Например, в быту совсем неуместен парадный костюм для работы в огороде и не менее неуместно посещение в спортивном костюме театра или торжественного приема.

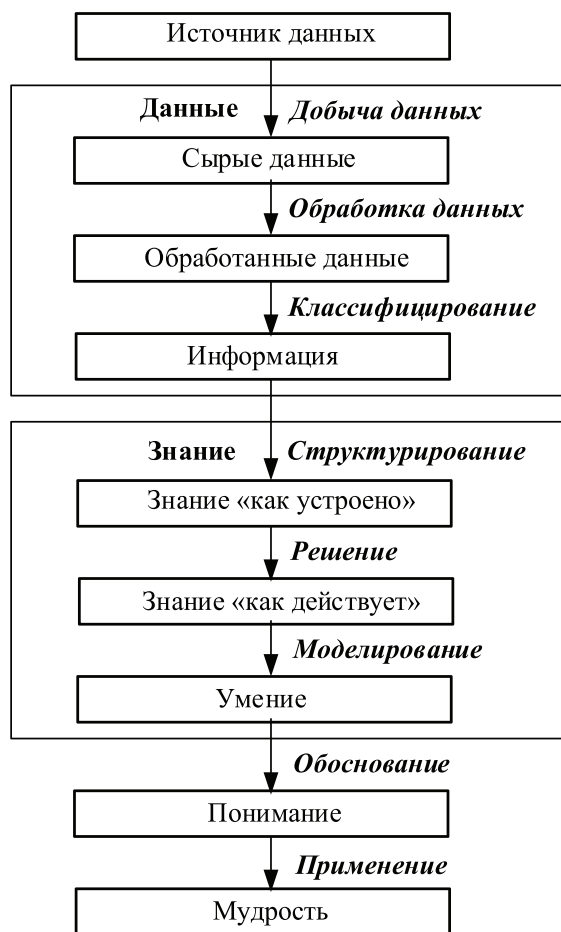


Рис. 2.5. Модель познавательного процесса.

Последовательность этапов познавательного процесса представлена на рис. 2.5.

Процесс получения нового знания разделен на три этапа: формирование модели данных (состава модели знания), создание модели знания и сопоставление полученной модели знания с имеющимся знанием об аналогичных моделях и внешней среде. Операции, применяемые для создания модели данных, объединены в блок *данные*, а операции над моделью знания – в блок *знание*.

Этап *понимание* познавательного процесса требует применения моделей знания, аналогичных модели знания изучаемого явления, а на этапе *мудрость* дополнительно участвуют связанные с ней модели внешней среды.

Проиллюстрируем процесс познания (получения нового знания) на примере проектирования онтологической модели.

2.2.2. Проектирование онтологической модели

Роль первичных данных при создании онтологической модели играют слова естественного языка. Первый этап проектирования (формирование модели данных) реализуется следующей последовательностью шагов.

1. Задание ключевого слова (КС) для поиска связанной с ним информации. За начальное ключевое слово принимается одно из слов наименования модели, например, *управление*.

2. Осуществляется поиск информации по ключевому слову. Результат поиска – избыточная информация (сырые данные), связанная со словом *управление*.

3. Исключается вся информация, не относящаяся к определениям ключевого слова. Отсев ненужной информации можно совместить с поиском слова *управление*, конкретизируя связанную с ним информацию следующим образом: *определение понятия управление*. Результат поиска – обработанная информация в виде определений понятия *управление*.

4. Осуществляется выбор приемлемого определения понятия *управление* по критерию наибольшей общности. Если ни одно из определений не отвечает этому критерию, формулируется новое определение, содержащее существенные признаки всех частных определений. В [17] обобщенное определение (в широком смысле) понятия *управление* сформулировано как: *выработка и осуществление целенаправленных воздействий одного объекта (субъекта управления) на другой объект (объект управления)*.

5. Из принятого определения понятия извлекаются существенные признаки. В определении понятия *управление* ими являются: *выработка воздействий, субъект управления, объект управления, устойчивость, развитие*.

6. Пока не сформулируются определения для всех существенных признаков из определения ключевого слова, очередной существенный признак (СП) принимается за ключевое слово для поиска его определений. Перейти к пункту 1.

7. Процесс расширения понятий ПрО продолжается до достижения ими границ ПрО, определяемых разработчиком модели. В качестве ключевых слов для поиска определений назначаются свойства, характеризующие понятие *управление*, такие, например, как *управляемость* и *наблюдаемость*. Процедура логического вывода родственных понятий может дополняться инородными понятиями такими, например, как *система*, раскрываемое через ее вещественные, энергетические и информационные свойства, *качество*, которым оценивается эта система и т. д. Пока не определены все понятия ПрО, назначить в качестве КС требуемый термин и перейти к пункту 1.

Сформированное множество понятий представляет собой состав модели знания (информацию в терминах Р. Акоффа). Алгоритм создания модели данных как подготовительного этапа в создании модели знания представлен на рис. 2.6.

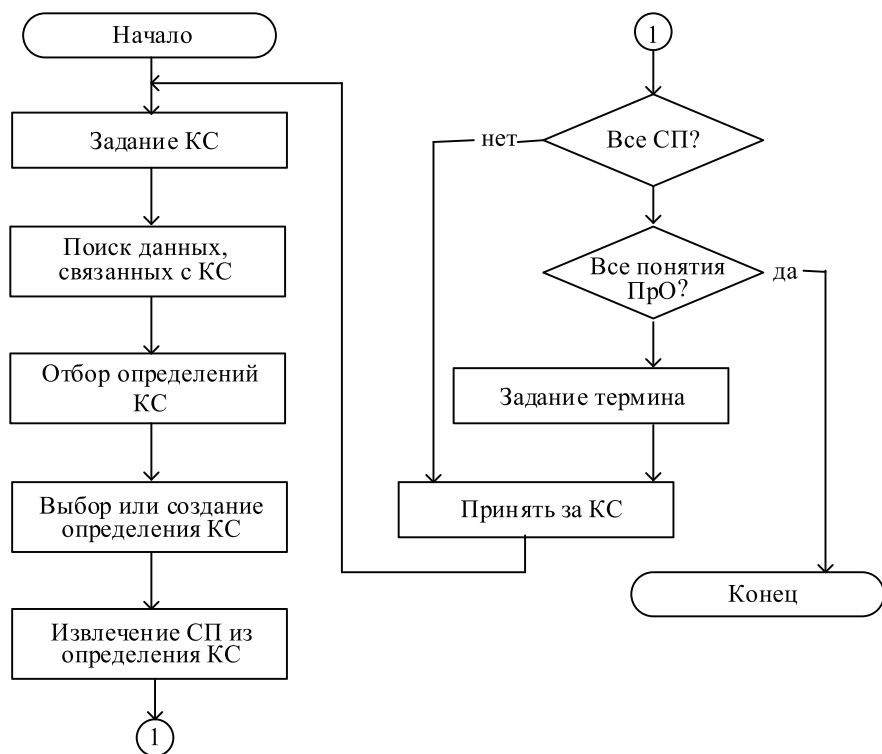


Рис. 2.6. Структурная схема алгоритма создания модели данных.

На втором этапе проектирования онтологической модели находятся связи между понятиями, вошедшими в состав модели. Логические связи между понятиями, установленные в процессе вывода, нельзя принять за окончательное отношение на множестве понятий. Определена лишь их принадлежность изучаемой ПрО, что характеризуется отношением *элемент-класс*.

Между понятиями онтологической модели устанавливаются следующие типы связи: логические (род-вид, целое-часть, объект-атрибут, причина-следствие), предметные, качественные и количественные связи. Количественные оценки характеризуют степень зависимости элементов модели в статических моделях и интенсивность обмена информацией (энергией, веществом) в динамических моделях. Выявление типа связи осуществляется попарным сопоставлением понятий модели. Модель с установленными связями между ее элементами представляет собой знание «как устроено».

Онтологическое моделирование заключается в обходе вершин семантической сети. Знание «как действует» в онтологической модели представляет собой совокупность правил вывода и организацию их применения. В ряде случаев оно оказывается очевидным на интуитивном уровне. Простейшим примером применения правил вывода в семантической сети является на-

хождение причинно-следственной цепочки факторов, последовательная активизация которых приводит к росту или уменьшению выходного фактора.

Знание «как действует» еще не имеет практического воплощения. Оно проявляется в умении воспользоваться моделью полученного знания, что требует освоения средств моделирования. Если ею является мозг пользователя, то требуется ознакомление с моделью и правилами вывода. Если это программная система, необходимо ознакомиться с ее языком и представить модель знания на языке среды моделирования, на котором и осуществляется процесс моделирования.

Третий этап познавательного процесса заключается в сопоставлении полученной модели знания с имеющимся знанием (понимание) и в определении области его применения (мудрость).

Процесс понимания полученного знания заключается в обосновании полученного знания путем его сопоставления с имеющимися онтологическими моделями пользователя и способами их построения. При положительном исходе сопоставления новая модель знания включается в состав существующих моделей.

Согласно определению мудрости, решение о применении полученного знания принимается по результатам сопоставления его модели с текущей моделью внешней среды. При отрицательном исходе сопоставления принимается решение о поиске другой модели знания, согласующейся с текущей моделью внешней среды.

2.2.3. Формализация моделирования процесса познания

Представим процесс познания с применением предложенных типов моделей и приведенного примера проектирования онтологической модели. Прежде всего, следует разделить поэтапно формируемую модель знания об объекте познания (ОП) от знания, используемого для создания этой модели. Назовем это знание *инструментальным* (сокращенно ИЗ), поскольку оно используется как инструмент для формирования нового знания. Каждая процедура перехода от одного к другому этапу познания требует применения своих типовых моделей. Рассмотрим взаимодействие моделей ИЗ и ОП на каждом этапе познавательного процесса. Если предположить, что процесс познания начинается с добычи данных об объекте познания и завершается мудростью, как умением правильно применить полученное знание в конкретной обстановке, то моделирование процесса познания должно охватывать как поэтапно преобразуемую модель знания об объекте познания, так и применяемые на каждом этапе модели инструментального знания. Модели ИЗ и среды моделирования, участвующие в формировании модели знания на каждом этапе познания, сведены в табл. 2.1.

Во втором столбце табл. 2.1 приведены наименования всех этапов познавательного процесса из рис. 2.5. В третьем столбце таблицы приводятся модели инструментального знания, а в последнем – модели среды моделирования, участвующие в формировании модели знания (четвертый столбец таблицы), соответствующей данному этапу познавательного процесса. Поясним их для каждого этапа процесса познания.

Табл. 2.1. Этапы моделирования познавательного процесса.

№ п/п	Этап познания	Модели ИЗ	Модель знания	Модели среды моделирования
1	Сырые данные	СФ- и О-модели поиска источника данных	$\langle A_{cd}, \emptyset \rangle$	СФ-модель хранения, О-модели, загрузки и запроса данных в БД
2	Обработанные данные	О-модель подготовки данных	$\langle A_{od}, \emptyset \rangle$	СФ-модель хранения, О-модели, загрузки и запроса данных в БД
3	Информация	Ф-модели классов О-модель классифицирования	$\langle A_{cd}, F \rangle$ A_k / R_{kl}	СФ-модель хранения, О-модели, загрузки и запроса данных в БД
4	Знание «как устроено»	С-модели отношений О-модели структурирования	$\langle A, R_c, R_{f_1}, R_{f_2}, C, F \rangle$	СФ-модель базы знаний
5	Знание «как действует»	О-модель решения	$\langle X, Y, Q, f_n, f_e, t \rangle$	О-модели вывода знания
6	Умение	М- и О-модели среды моделирования	СФОМ-модель	М- и О-модели среды моделирования
7	Понимание	СФ- и О-модели аналогичного знания	Подтвержденная СФО-модель	Аналогичные СФ-модели базы знаний
8	Мудрость	М- и О-модели ВС	$\langle \text{СФОМ}, M \rangle$	М- и О-модели ВС

1. Сырые данные. Как следует из рис. 2.5, они являются результатом добычи данных из найденного источника данных [18, 19]. На этапе извлечения знания привлекаются многоуровневые СФ- и О-модели поиска источника данных. Применительно к приведенному примеру эти модели представляют каталоги литературных источников и способы поиска нужных данных с применением соответствующих О-моделей. В общем случае результатом поиска является начальная модель знания $\langle A_{cd}, \emptyset \rangle$, где A_{cd} представляет собой множество «сырых» (необработанных) данных, например, слов изучаемой ПрО.

При машинной реализации познавательного процесса данные фиксируются в базе данных (БД), для чего проектируются ER-модель (СФ-модель) и О-модели процедур загрузки и запроса данных.

2. Обработанные данные. «Сырые» данные подвергаются предварительной обработке. В примере обработка заключается в выделении из найденных данных определений очередного термина ПрО. Получаемая модель предметного знания $\langle A_{od}, \emptyset \rangle$ содержит множество обработанных данных A_{od} . Предварительная обработка данных может предшествовать их фиксации в БД с целью экономии ее объема. В примере экономия заключается в запросе не всей информации, а только определений очередного термина.

3. Информация. Под информацией, требуемой для создания онтологической модели, в примере подразумеваются определения всех включенных

в модель понятий. На этом этапе формируется определение, содержащее существенные признаки всех частных определений каждого понятия. Эта операция соответствует формированию класса определений обобщенного понятия. Следовательно, инструментальное знание этого этапа должно содержать Φ -модели понятий-классов.

Процедура классифицирования (формирования классов) выполняется с применением отношения классификации $R_{\text{кл}}$ (С-модели на множестве $A_{\text{од}}$) и О-модели классифицирования. Результатом этого процесса является фактор-множество $A_{\text{од}}/R_{\text{кл}}$. Элементы каждого класса по отношению $R_{\text{кл}}$ представляют собой множество: $A_k/R_{\text{кл}} = \{x/R_{\text{кл}} : x \in A_k\}$, $k = \overline{1, m}$. По терминологии [9] k -й класс $A_k/R_{\text{кл}}$, $k = \overline{1, m}$, представляет собой состав (нуль-граф функций элементов) k -й модели знания.

4. Знание «как устроено». Для структурирования k -й модели знания используются С-модели отвлеченных или предметных типов отношений на множествах данных. На основе Φ -моделей классов и О-модели структурирования создается СФ-модель знания. Для определения взаимосвязи понятий на основе численных данных используется корреляционная матрица. Высокое значение коэффициента корреляции указывает на необходимость анализа на предмет возможной содержательной взаимосвязи понятий. При ее наличии формируется окончательная СФ-модель ПрО.

5. Знание «как действует». Разрешимость СФ-модели ПрО обеспечивается разработкой О-модели. Полученная СФО-модель представляет собой модель знания ПрО.

6. Умение. Умение воспользоваться СФО-моделью полученного знания требует освоения М-модели среды моделирования. С привлечением М- и О-моделей среды моделирования СФО-модель нового знания представляется и решается на языке среды моделирования.

7. Понимание. Для подтверждения правильности полученной модели знания привлекаются СФ- и О-модели аналогичного знания. При положительном исходе сопоставления СФО-модель нового знания включается в состав имеющегося знания.

8. Мудрость. Для решения проблемы применимости нового знания привлекаются М- и О-модели внешней среды. Решение принимается при нахождении соответствия СФОМ-модели знания и М-модели текущего состояния внешней среды (ВС).

2.2.4. Формализация моделирования процесса созидания

Если творческую деятельность принять как создание чего-то нового по отношению к существующему, то этот процесс можно рассматривать как обратный процессу познания. Знание, накопленное в процессе познания существующего, используется для создания доселе не существовавшего объекта или процесса и в этом смысле является инструментальным знанием по отношению к объекту *созидания*. Оно представляется совокупностью СФ- и О-моделей предметной области, в которой создается объект, и совокупностью СФ- и О-моделей внешних по отношению к ней востребованных областей знания.

Отправным моментом для проектирования модели нового объекта является наличие цели у создающего субъекта. Цель, как антитеза выявленной проблеме, характеризует желаемое состояние объекта. В силу неоднозначного соответствия между проблемой и целью, субъект должен уточнить цель путем построения дерева целей. С позиции базиса моделей цель формализуется Φ -моделью намерения субъекта. Операция выбора представляется O -моделью классифицирования на множестве альтернативных целей $\Phi = \{\Phi\text{-модель}_i\}$, $i = \overline{1, N}$.

Следующим этапом созидания является построение дерева целей. Общая цель разделяется на совокупность частных целей. Они могут последовательно делиться на подцели, что соответствует построению СФ-модели, поэтапно конкретизирующей создаваемый объект.

На нижнем уровне дерева целей локальным целям сопоставляются характеризующие их показатели. Так, например, влияние объекта на окружающую среду характеризуется показателями загрязнения земли, воды и воздуха. Каждый показатель формализуется Φ -моделью соответствующего свойства объекта. Системный подход предполагает характеризовать объект с разных сторон, начиная от его назначения и кончая эстетическими свойствами. Всесторонняя характеристика объекта позволяет оценивать его полезность в соответствии с интересами заинтересованных лиц – изготовителей, продавцов, покупателей, эксплуатационников и пользователей.

При моделировании сложных объектов разработчик решает задачи оптимизации объектов, их параметров и режимов функционирования. Наличие многих факторов, оказывающих влияние на успех моделирования, требует типизации моделей. Естественным способом уменьшения разнообразия являются классификации.

2.3. Классификация типов моделей

Ярким примером фактора субъективизма в познавательном процессе являются классификации предметных областей. Они зависят от системообразующих признаков и типа классификации, выбираемых классификатором для решения поставленной задачи. Не являются исключением и классификации моделей, приведенные, например, в работах [20–24]. Они в различной степени отражают ответы на следующие вопросы:

1. К какой области знания или культуры относится модель?
2. Какие свойства объекта-оригинала подлежат моделированию?
3. Каким типом подобия воспользоваться?
4. На каком уровне детализации выполнять моделирование?
5. На каком языке представить модель?
6. В какой среде выполнять моделирование?
7. Какие ресурсы необходимо привлечь?

В ответе на первый вопрос определяется назначение модели. По количеству моделируемых свойств модели делятся на n -аспектные. Для $n = 1$ применяются одноаспектные модели. Какие свойства объекта подлежат моделированию, решается в каждом конкретном случае.

К типам подобия относятся функция, структура и средство замещения объекта-оригинала. Например, физическое моделирование выполняется путем замещения изучаемого физического процесса подобным ему процессом той же физической природы. По детальности представления свойств объекта моделирование может иметь несколько уровней – от концептуального до элементного моделирования.

При ответах на следующие вопросы разработчик, по существу, выбирает инструментарий моделирования. К нему относятся язык, средства и ресурсы моделирования, виды которых переносятся на типы моделей.

В самом широком плане язык представления модели может быть любым. В искусстве – это естественный язык и изобразительные средства. В науке – это формализованный и формальный языки, начиная с математического аппарата как абстрактного формального языка. Язык моделирования зависит также от уровня детализации модели. На концептуальном уровне создания любой модели – это естественный язык.

Средством моделирования в любом случае является человеческий мозг (умозрительное моделирование), физическое устройство, например, аэродинамическая труба для самолетов или бассейн для моделей кораблей, или компьютер, как универсальное средство моделирования.

Ресурсы, привлекаемые для моделирования, определяются сложностью модели. Наиболее доступным и универсальным ресурсом является человеческий мозг. Наиболее сложными и дорогостоящими ресурсами на сегодняшний день являются устройства, предназначенные для изучения свойств элементарных частиц (ядерные реакторы, синхрофазотроны и пр.).

По каждому из этих факторов формируются типы моделей, а в совокупности они представляют разностороннюю характеристику создаваемой модели. Как отмечено ранее, варианты классификаций моделей предлагаются, например, в работах [20–24]. Примерами двух альтернативных подходов к классифицированию моделей могут служить работы [23] и [24].

Авторы классификации [23], специалисты по системному анализу, ставили своей целью облегчить выбор типа модели на начальном этапе ее проектирования. Поэтому на верхнем уровне предлагается разделить модели по способу их создания (формальному или интуитивному) на два класса: модели *формализованного представления систем* (МФПС) и модели, направленные на *активизацию использования интуиции* и опыта *специалистов* (МАИС). К моделям активизации использования интуиции и опыта специалистов (МАИС) авторы относят так называемые мягкие модели, нацеленные на формализацию различных видов неопределенности. По мнению авторов, строгого разделения методов на формальные и неформальные не существует – «можно говорить только о большей или меньшей степени формализованности модели или, напротив, о большей или меньшей опоре на интуицию и здравый смысл».

На следующем уровне модели из групп МФПС и МАИС делятся на классы относительно применяемого для их формализации аппарата. Модели из группы МФПС делятся на классы по их принадлежности к различным разделам математики: функциональному анализу, математической

статистике, теории множеств, математической логике, математической лингвистике и теории графов, и в этом плане ничто не мешает называть их математическими.

В отличие от «жестких» моделей МФПС, модели группы МАИС представляют собой класс так называемых *мягких* моделей. Так в 1994 году Л. Заде предложил называть модели, применяемые в интеллектуальных информационных технологиях, «мягкими вычислениями» (Soft Computing) [25]: «Мягкие вычисления (SC) – это не какая-то отдельная методология. Скорее, это комплекс вычислительных методологий, которые коллективно обеспечивают основы для понимания, конструирования и развития интеллектуальных систем. В этом объединении главными компонентами SC являются нечеткая логика (FL), нейровычисления (NC), генетические вычисления (GC) и вероятностные вычисления (PC). Позднее в этот конгломерат были включены рассуждения на базе свидетельств (evidential reasoning), сети доверия (belief networks), хаотические системы и разделы теории машинного обучения. Очевидно, что этот список остается открытым». Подобно типам жестких моделей, мягкие модели здесь также разделены на группы, основанные на бионической парадигме искусственного интеллекта.

Особенности моделей мягкого типа используются для создания прикладных классификаций МАИС. Так, например, нейросетевые модели нашли наибольшее применение в задачах классификации, генетические вычисления – в задачах оптимизации, вероятностные вычисления – в вероятностном выводе и т. д. Более подробно рекомендации по выбору типа модели даются в так называемых прикладных классификациях МФПС. Выраженные в табличной форме, они связывают конкретные модели с рекомендуемыми общими типами моделей.

Альтернативный подход к систематизации моделей основан на дихотомическом принципе формирования типов [24]. Примерами противопоставления характеристик моделей являются пары: *однородная/неоднородная, формальная/неформальная, детерминированная/недетерминированная* модель и т. д. Преимуществом такого подхода является охват любых терминов, применяемых для характеристики модели, а его недостатком – неоднозначность антиподов. Рассмотрим наиболее распространенные типы моделей в рамках их дихотомического деления. Как правило, смысл типа, принятого за основной, известен. А его антипод по причине своей неоднозначности требует пояснения. Начнем с характеристики модели областью знания, быта или культуры, к которой относится объект-оригинал.

1. *Научная/ненаучная модель.* Научные модели удовлетворяют *познавательные* потребности человека в понимании окружающего его мира и создании искусственного мира. К не научным моделям относятся модели, удовлетворяющие все остальные потребности человека – *бытовые, информационные, художественные, эстетические* и пр. Например, картина художника, скульптура, кинофильм, театральная постановка воздействуют на эмоциональную сферу человека. Здесь отметим поверхностность этого деления, поскольку не научная модель может иметь под собой научную основу. В книге рассмотрению на предмет оценивания качества подлежат научные и прикладные модели.

К способам реализации подобия относятся следующие деления типы моделей.

2. *Имитационная/неимитационная модель.* Имитация (латин. *imitatio*) означает подражание (подобие) настоящему. Подражание и может служить отличительным признаком имитационной модели, означая, что привлекаемые для ее создания средства (формулы или алгоритмы) вторичны. Они применяются для воспроизведения и исследования свойств изучаемого объекта. Антиподом имитационной модели является *математическая модель* и, как ее разновидность, *аналитическая модель*, отражающая известную закономерность.

3. *Математическая/нематематическая модель.* Математическая модель реализует обратное подобие, когда моделируемому объекту свойственна закономерность, заключенная в математической модели. Условием применения математической модели для моделирования свойств объекта является обладание объектом закономерности, отражаемой этой моделью, что называется интерпретацией математической модели. К не математической относится любая модель, не отражающая общезначимой закономерности. К ним, в частности, относятся имитационные модели, «привязываемые» к конкретному объекту и не претендующие на общезначимость. Противопоставление математической и имитационной моделей с точки зрения организации подобия не исключает их взаимодействия, которое имеет место при моделировании сложных объектов. В имитационную модель СЛО математические модели входят в качестве ее составляющих.

Антиподом математической модели относительно способа ее получения является эвристическая (опытная) модель, создаваемая на основе интуитивных умозаключений (эвристик). Под эвристическими методами понимают логические приемы и методические правила научного исследования и изобретательского творчества, которые способны приводить к цели в условиях неполноты исходной информации и отсутствия четкой программы управления процессом решения задачи [26].

В узком смысле слова под *эвристикой* понимают интуитивные (строго не обоснованные) методы решения задач, такие как:

- сократовские беседы с учениками;
- эвристические методы проектирования;
- методы инженерного (изобретательского) творчества;
- эвристический алгоритм, представляющий совокупность приемов поиска сокращенного перебора при решении комбинаторных задач;
- выявление условий ЕСЛИ, ТО при проектировании базы знаний и экспертной системы в конкретной предметной области.

В отличие от математических моделей эвристические модели не обладают общезначимостью в пределах принятой теории, отличаясь своим конкретным применением.

Уровни детализации моделей различают в рамках системного подхода к ее проектированию. Относительно верхнего уровня детализации различают следующую пару моделей.

4. *Концептуальная/неконцептуальная модель.* Перевод видového отличия *conceptual* на русский язык неоднозначен. Это слово можно считать

производным от слов и *concept* (понятие), и *conception* (замысел). Если учесть смысл обоих слов, под концептуальной следует понимать модель, реализующую некоторый замысел и представленную на языке понятий, т. е. на естественном языке. Улучшению понимания замысла способствует представление взаимосвязи понятий в виде структуры. Антиподом естественному языку является язык, представляющий *конструктивную* модель. *Конструктивные* модели конкретизируют концептуальную модель на различных этапах проектирования объекта.

С системных позиций следует рассматривать следующие пары.

5. *Однородная/неоднородная* модель. Неоднородность может быть присуща как структуре, так и функции модели, и потому не требует дополнительных пояснений.

6. *Статическая/нестатическая* модель. Статическая модель не отражает изменение свойств объекта во времени. В этом смысле ей противоположны динамическая и кинематическая модели, описывающие изменения свойств объекта во времени, а также, соответственно, отражающие и не отражающие в явном виде причинно-следственные связи.

К языку представления моделей относятся следующие пары антиподов.

7. *Формальная/неформальная* модель. Формальная модель должна строиться по синтаксическим правилам, сформулированным для конкретной предметной области. Синтаксические правила задают ограничения на построение синтаксически правильных совокупностей — цепочек символов (формул, слов и предложений языка).

Если понимать неформальную модель как не соответствующую синтаксическим правилам языка предметной области, то для нее такая модель становится непригодной. С другой стороны, модель, сконструированная по синтаксическим правилам, может быть лишена смысла, т. е. быть неразрешимой в данной предметной области. Примером являются фразы из произведения Станислава Лема «Звездные дневники Иона Тихого» типа «Эта сипулька для какого сипулькария?». Это синтаксически правильно сконструированное предложение не имеет смысла. Исходя из этого, противопоставлением формальной модели является *содержательная* модель, как смысл, не облеченный в требуемую форму. Такое противопоставление отвечает диалектической взаимосвязи *содержания* и *формы*, из чего следует обоснованность деления моделей на *содержательные* (неформальные) и *формальные*. В науке к формальным моделям относят математические и логические модели. Отметим отличие логических моделей (двоичных и бесконечнозначных, четких и нечетких) математической логики от формальной логики рассуждений.

Здесь обратим внимание на тот факт, что подобно тому, как в природе не существуют химические элементы в чистом виде, в реальной практике абсолютные антиподы встречаются редко. Иными словами, реальная модель, как правило, сочетает противоположные типы в некоторой пропорции. Применительно к рассмотренному делению моделей на формальные (отвлеченные от смысла) модели и не формальные (содержательные) укажем на *формализованную* модель, сочетающую форму со смыслом. В программировании ей отвечают языки программирования, понятные как человеку,

так и компьютеру. В исчислении предикатов слова естественного языка сочетаются с логическими символами.

8. *Символьная/несимвольная* модель. В узком смысле символ противопоставляется числу. К символьным моделям относят, в частности, и математические формулы. Работу с математическими равенствами и формулами, как с последовательностью символов, называют *символьными вычислениями*. Они отличаются от численных расчетов, которые оперируют приближенными численными значениями, стоящими за математическими выражениями. С численными расчетами связывают численную (числовую) модель. По этой причине ее называют также расчетной моделью. За обобщение пары *численная/символьная* модель можно принять пару *вычислительная/лингвистическая* модель.

Математические модели детализируются следующими парами антиподов.

9. *Детерминированная/недетерминированная* модель. В русском переводе этому делению соответствует противопоставление полностью определенной модели и неопределенной моделей. Детерминированные (определенные) модели строятся на основе математических закономерностей, описывающих физико-химические процессы в объекте, поведение которых предсказуемо. Детерминированная модель может применяться для описания объекта, если факторы и отклик по своей природе являются неслучайными величинами, погрешностями измерения которых можно пренебречь.

Недетерминированная модель моделирует различные виды *неопределенности*. Неопределенность может порождаться неполнотой описания ситуации, вероятностным характером наблюдаемых событий, неточностью представления данных, многозначностью слов естественного языка, использованием эвристических правил вывода и др. Наиболее важные виды неопределенности представлены в виде дерева на рис. 2.7.

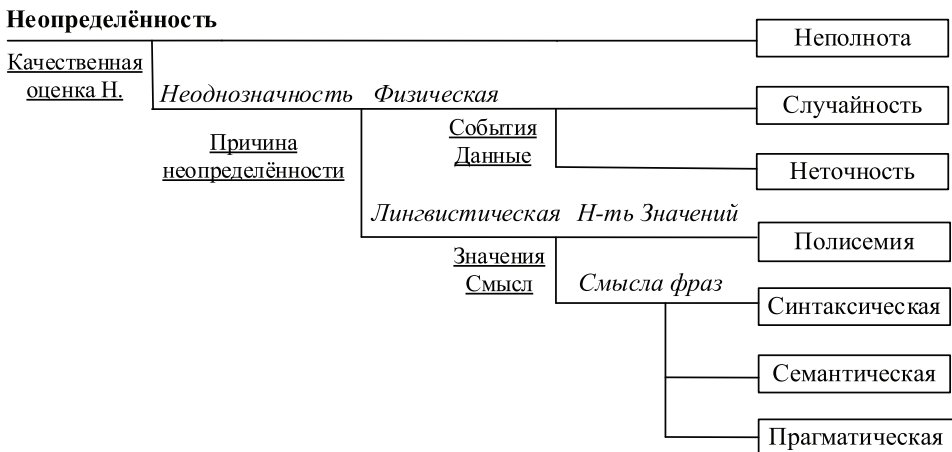


Рис. 2.7. Виды неопределенности.

На первом уровне дерева неопределенность делится на основе качественных оценок, связанных либо с неполнотой знаний, либо с их неоднозначностью. *Неполнота знаний* возникает, когда собрана не вся информация, необходимая для построения модели. К нехватке информации для построения модели, согласно В. И. Арнольду [27], следует отнести также функциональную неопределенность. Под ней понимается свобода выбора функций для вычисления коэффициентов выражения, зависящих от неизвестных факторов. Этот вид неопределенности можно распространить, например, и на подбор функций, усредняющих оценки, полученные по многим критериям [28].

Неоднозначность означает, что истинность данных и результатов не может быть установлена с абсолютной достоверностью. Она порождается либо физическими причинами (физическая неопределенность), либо лингвистическими (лингвистическая неопределенность).

Физическая неопределенность может быть связана со случайностью событий, ситуаций, состояний объекта или неточностью (размытостью) представления данных. *Лингвистическая неопределенность* связана с использованием естественного языка для представления знаний, имеющих качественный характер, и возникает из-за множественности значений слов (полисемия) и смысла фраз. Такого рода неопределенности присутствуют в моделях, включающих человеческие суждения и оценки.

При анализе неопределенности смысла фраз выделяют синтаксическую, семантическую и прагматическую неопределенности [29]. Для оценивания моделей с неопределенностью применяется понятие достоверности. Она характеризуется: вероятностными оценками, коэффициентами уверенности и принадлежности классам.

В работе [30] предлагается трактовать неопределенность, присущую всем видам мягкого подхода, через ее наглядный образ – интервальность. В ней точку следует полагать предельным случаем интервала при совпадении его границ, а интервал – размытой, расплывчатой точкой [23], что дает повод рассматривать его как наглядную трактовку неопределенности. С позиции теории множеств точка — это экземпляр класса, а отрезок прямой – бесконечное множество точек (класс). При представлении интервала фиксированным набором точек мы имеем дискретное множество.

Подобно отношению точки к интервалу обычное множество следует считать предельным случаем расплывчатого (нечеткого) множества. На рис. 2.8 прямоугольной формой представлена характеристическая функция множества A на отрезке $[a, b]$, принадлежащего универсуму точек X на оси x .

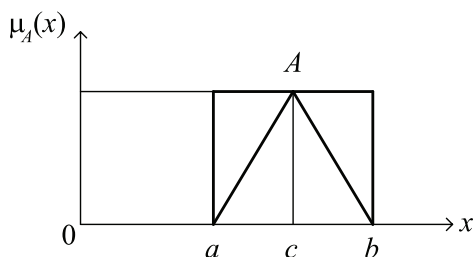


Рис. 2.8. Характеристическая функция принадлежности множества A .

Треугольную форму имеет один из вариантов функции принадлежности с единственной точкой, принадлежащей на 100% множеству A . Из бесчисленного количества вариантов функции принадлежности $0 < \mu_A(x) \leq 1$ на отрезке $[a, b]$ характеристическая функция представляет собой единственный вариант полной принадлежности его точек множеству A и, следовательно, является частным – предельным вариантом функции принадлежности.

Что касается термина *мягкий критерий*, предложенного в работе [31], он также носит обобщающий характер по отношению к «жесткому» критерию. Действительно, имеется единственный вариант жесткого требования к значению x (рис. 2.8), а именно, $x = c$. Остальные требования к значению x являются мягкими: $x > c$ и $x < c$. В первом случае допустимо нахождение x в интервале $(c, b]$, а во втором случае – в интервале $[a, c)$. Однако, поскольку в задачах оптимизации точка c принимается за целевое значение [8], она должна дополнять неравенства $x > c$ и $x < c$: $x \geq c$ и $x \leq c$. А это означает, что критерии $\geq (x, c)$ и $\leq (x, c)$ имеют и жесткий, и мягкий, более общий, варианты.

Классическим примером неопределенности (неоднозначности) *результатов* вычислений являются решения диофантовых уравнений в целых числах, поскольку в них число переменных превышает число уравнений. Для их решения необходимо проводить *рассуждения*, базирующиеся на понятиях теории чисел [32].

10. *Аналитическая/неаналитическая модель*. В работе [23] *аналитическая* модель отождествляется с детерминированной (определенной) моделью. Между тем, аналитика воспринималась авторами этого термина как «операции мысленного или реального расчленения целого (вещи, свойства, процесса или отношения между предметами) на составные части, выполняемые в процессе познания или предметно-практической деятельности человека». В этом определении отсутствует смысл *определенности* добываемого знания. Для примера обратимся к понятию энтропия. Как известно, информационная двоичная энтропия (средняя энтропия сообщения) для независимых случайных событий x с n возможными состояниями, распределенных с вероятностями p_i , рассчитывается по формуле:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p_i \cdot \log_2 p_i. \quad (2.1)$$

Величина $H_i = -\log_2 p_i$ называется *частной энтропией*, характеризующей только i -е состояние. Таким образом, энтропия системы является суммой с противоположным знаком всех относительных частот появления состояния (события) с номером i , умноженных на их же двоичные логарифмы.

Очевидно, что выражение (2.1) представляет собой недетерминированную модель сообщения в силу вероятностной природы переменных p_i , $i = 1, n$. Более того, при $p_i = 1/n$ формула (2.1) количественно характеризует максимальную неопределенность сообщения. Тем не менее эта формула объединяет расчлененные элементы сообщения и, следовательно, по определению аналитики относится к классу аналитических моделей. В качестве объединителей в формуле используются операции умножения и сложения. Они представлены в явной и, более того, в жесткой форме, в отличие от

неявно заданных связей, например, в виде алгоритмов, присущих имитационным моделям. Именно эта особенность является преимуществом последних, которое заключается в удобстве их перестройки.

11. *Жесткая/нежесткая* модель. Естественным антиподом жесткой является *мягкая* модель [30, 33]. Если жесткость модели сопоставить с определенностью отражаемой ею закономерности, то детерминированная модель и является фактическим синонимом жесткой модели, а недетерминированная – синонимом мягкой. Тем не менее и здесь не все так просто. Законы суммы вероятностей независимых случайных событий и произведения вероятностей зависимых событий являются жесткими законами, установленными для мягких данных. Налицо преобразование мягких данных жесткими операциями сложения и умножения, в отличие от мягких операций \min и \max , используемых в многозначной и бесконечнозначной логике.

В установлении соотношения жесткого и мягкого может помочь аналогия этих понятий с действительными и комплексными числами. Действительной оси комплексного числа поставим измеренное или вычисленное значение показателя, а мнимой оси – коэффициент уверенности или коэффициент принадлежности классу. В математической статистике действительной оси соответствует математическое ожидание индивидуальных оценок, а мнимой оси – их усредненный разброс (дисперсия). Мнимой оси можно сопоставить также доверительную вероятность в математической статистике, инструментальную и методическую погрешность в теории измерений.

Так же как и комплексное число сводится к действительному при исключении мнимой части, так и мягкая оценка сводится к жесткой при игнорировании ее разброса, например, при дефазификации нечеткой оценки. В пользу общности мягких измерений и вычислений в свете предложенной аналогии свидетельствует и тот факт, что среди собственных чисел неотрицательной невырожденной неприводимой матрицы только максимальное число оказывается действительным.

Подводя итог изложенному, можно утверждать, что определенность жестких измерений и вычислений является предельным случаем и мягкого их варианта. При исключении неопределенности мы имеем дело с жесткими моделями.

12. При противопоставлении разделов математики модели именуются по используемому в них математическому аппарату: аналитические (в смысле использования теории функционального анализа), статистические, теоретико-множественные, логические, графические (модели теории графов).

Среду моделирования отражают следующие пары моделей.

13. *Физическая/нефизическая* модель. Физическая модель воспроизводит внутреннее или внешнее строение объекта и предназначена для натурных испытаний. Согласно известной триаде «вещество, энергия, информация», физической модели логично противопоставить, прежде всего, информационную модель. Под информационной моделью понимается совокупность информации, характеризующей существенные свойства и состояния объекта, процесса, явления, а также взаимосвязь с внешним миром.

14. *Компьютерная/некомпьютерная* модель. Наиболее существенным признаком, различающим эти модели, является язык их представления. Для ком-

пьютерной модели – это машинно-ориентированный язык высокого уровня, воспринимаемый как человеком, так и машиной через специальную программу (компилятор). Антиподом этого языка является язык символов, принятый в математике и предназначенный для восприятия человеком. Таким образом, относительно языка представления компьютерной модели противостоит *математическая* модель. Конечно, математические символы применяются и в языке высокого уровня, но, встраиваемые в этот язык, они не являются первичными.

Носитель модели, как признак, различающий компьютерную модель от некомпьютерной, не является существенным, поскольку все носители, в конечном счете, материальны.

Отметим условность дихотомического деления моделей на типы в силу пересечения антиподов, принадлежащих различным парам. Тем не менее дихотомический принцип позволяет более разносторонне охарактеризовать модель по сравнению с типизацией по слишком общему принципу их создания (формальному или интуитивному). Характеристика модели представляет собой набор из наиболее присущих ей типов. При этом список типов открыт для пополнения. Помимо перечисленных типов моделей для их именования могут привлекаться частные свойства моделируемого объекта. Например, модель, отражающая способность объекта к упреждающим решениям, может быть названа проактивной [34].

Отметим также различную степень общности перечисленных типов. Наибольшей общностью обладает класс *информационных* моделей. Он включает все виды моделей, кроме физических. Например, такие модели, как математическая, имитационная, концептуальная, лингвистическая и пр., *в широком смысле* резонно отнести к классу информационных моделей в противовес моделям физическим. В *узком смысле* под информационной моделью понимают, например, модель некоторого сообщения.

Из рассмотренных типов моделей физической модели присущи только такие, как имитация, статика, динамика, жесткость и мягкость (в смысле внешнего или внутреннего строения). А обязательной чертой компьютерной модели является ее *формализованный* вариант, пригодный для восприятия компьютером. Например, при существующих средствах автоматизации проектирования в компьютерную форму преобразуются концептуальная, конструктивная, аналитическая, имитационная и другие виды информационных моделей.

Помимо отношений «общее-частное», модели могут находиться между собой в отношениях «целое-часть» и «причина-следствие». Например, функциональная (Ф-модель) и структурная (С-модель) являются *частями* структурно-функциональной (СФ-модели). В свою очередь, СФ-модель может иметь аналитическую и компьютерную реализацию. Аналитико-имитационная модель является «целым» по отношению к своим составляющим (частям). Другим примером собирательной модели является логико-лингвистическая модель, востребованная для анализа текстов. В отношении «причина-следствие» в технологическом процессе их создания находятся, например, концептуальная и конструктивная модели.

Для моделирования сложных объектов применяют *полимодельные комплексы* [35]. Сложный полимодельный комплекс может использовать все перечисленные выше модели, независимо от степени их формализации.

3. ОСНОВНЫЕ СВОЙСТВА И ПОКАЗАТЕЛИ КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

3.1. Свойства моделей и полимодельных комплексов

В подразделе 1.2 было предложено рассматривать модель как отображение объекта-оригинала. В этом смысле она должна обладать соответствующими моделирующими свойствами. Начнем с сущности, как наиболее общего объекта моделирования. Любой сущности (т. е. тому, что существует) присущи *роль*, выделяющая ее среди остальных, *строение* и *состояние* движения/покоя. Этим свойствам сущности соответствуют *функция*, *структура* и *операция*, названные в подразделе 1.3 собственными свойствами модели и присущие в разной степени любой модели независимо от ее назначения. Специфическим свойством модели и ПМК является адекватность моделируемому объекту.

Адекватность (соответствие) модели объекту-оригиналу (цели моделирования) оценивается относительно моделируемых свойств последнего либо относительно тех целей моделирования, которые были сформулированы конечным пользователем. Определяющими для оценивания качества модели являются свойства, выделяющие моделируемый объект среди других похожих на него объектов. К ним, в первую очередь, относятся свойства, характеризующие назначение объекта. Назначение объекта задается человеком. Так, например, такой естественный объект, как камень, может служить строительным материалом и орудием борьбы. В качестве строительного материала нас будет интересовать прочность камня. В качестве орудия борьбы первоочередным свойством является вес камня. Этот пример показывает относительность свойств, подлежащих оцениванию.

В аналитической модели, как правило, каждая переменная отражает *одно* из элементарных *свойств* объекта-оригинала Ob . Его удобно представлять одноместным предикатом $P(Ob)$. В двоичной (булевой) логике предикат $P(Ob)$ принимает два значения: истина (true) и ложь (false), обозначаемые также единицей и нулем. Если предикат $P(Ob)=1$ (*Да*), то объекта Ob обладает свойством $P(Ob)$, а оценка 0 (*Нет*) указывает на отсутствие свойства. В нечеткой логике, предложенной Л. Заде, предикат может принимать любое значение между нулем и единицей: $P(x) \in [0, 1]$. Промежуточное значение предиката можно трактовать как *частичное* обладание объекта Ob свойством $P(Ob)$.

Оценка обладания модели M свойством $P(Ob)$ объекта-оригинала в диапазоне $[0, 1]$ может быть определена в форме относительной, вероятностной или возможностной меры [1, 2]. Относительная (удельная) мера обладания свойством $P(Ob)$ определяется нормированием измеренной величины показателя его максимально возможной величиной. Например, если транспортное средство A обладает максимальной скоростью в 60 условных

единиц (у. е.), а максимально возможная скорость равна 100 ед., относительная скорость представляется предикатом $Скорость(A) = 0, 6$. Источником вероятностной меры обладания свойством $P(Ob)$ являются статистические испытания объекта и модели, а источником возможностной меры – оценки экспертов.

Помимо специфических свойств объекта-оригинала моделированию подлежат такие его общие свойства, как: надежность, простота (сложность, как антипод), устойчивость, чувствительность, робастность, развиваемость, точность, полезность, корректность, оптимальность, открытость, доступность, идентифицируемость (опознаваемость), универсальность, унификация, инвариантность, управляемость, наблюдаемость, адаптивность, интеллектуальность, гибкость, развиваемость.

Всеми перечисленными свойствами в той или иной мере обладают различные классы сложных объектов моделирования и, следовательно, ими должны обладать соответствующие полимодельные комплексы, описывающие их функционирование. Рассмотрим наиболее важные из этих свойств применительно как собственно к моделям и ПМК, так и программным комплексам, с помощью которых они материально реализуются. Это удобно сделать с той точки зрения, что программу можно рассматривать и как «машинную» модель некоторого объекта, и как его заменитель в употреблении (например, время и другие функции айфона).

3.1.1. Надежность модели

Надежность модели (в широком смысле рассмотрения, предполагающем концептуальный, информационно-алгоритмический и **программный уровни** детализации) – это одно из основных свойств модели, состоящее в ее возможности сохранять во времени в установленных пределах значения всех параметров, характеризующих способность выполнять моделью закрепленные за ней функции в заданных режимах и условиях применения, обслуживания, хранения и транспортирования. Надежность программно-го обеспечения определена в [3] как способность программного продукта безотказно выполнять определенные функции при заданных условиях в течение заданного периода времени с требуемой вероятностью. Отказ программного обеспечения воспринимается как выявление ошибки, не позволяющей правильно реализовать какую-либо его функцию. Нетрудно сопоставить данную ошибку с показателем неадекватности программы, как машинной модели реализуемой функции.

3.1.2. Простота модели

Простота измеряется своим антиподом – сложностью. Сложность модели имеет количественную и качественную составляющие. Математически количественная составляющая выражается через число переменных и связей между ними, а качественная составляющая – через типы переменных. Число переменных и связей между ними растет с увеличением детализации модели. С увеличением числа переменных, связей между ними, а также

их типов и увеличивается сложность модели. Сложность модели целесообразно оценивать ситуативно. При умозрительном моделировании сложной считается модель с размерностью, превышающей 7 ± 2 . При автоматизированном моделировании сложность модели определяется по отношению к вычислительной мощности системы моделирования, выражаемой через объем обрабатываемой информации и время обработки. Признаками сложной модели служат *многообразие* выполняемых функций, *большое число* составных частей, *разветвленный* характер связей, *тесная взаимосвязь с внешней средой*, учет различных видов *неопределенности* (случайность, нечеткость, интервальность, их комбинации, изменчивость во времени и др.).

3.1.3. Устойчивость модели

Устойчивость представляет собой способность сохранять требуемую степень адекватности при моделировании на всем возможном диапазоне входных данных, а также при внесении в нее изменений. Например, статистическая модель устойчива, если на разных выборках закон распределения результатов моделирования остается неизменным.

Чувствительность и *робастность*, по сути, представляют собой варианты устойчивости. Чувствительность определяется как степень зависимости результатов моделирования от изменения входных данных, а робастность – как устойчивость по отношению к выбросам входных данных. *Робастный метод*, применяемый в моделировании, – это метод, направленный на выявление выбросов, снижение их влияния или исключение их из выборки. На практике наличие в выборках даже небольшого числа резко выделяющихся наблюдений (выбросов) способно сильно повлиять на результат исследования, например, метод наименьших квадратов и метод максимального правдоподобия на специфических распределениях подвержены такого рода искажениям, и значения, получаемые в результате исследования, могут перестать нести в себе какой-либо смысл. При этом следует разделять устойчивость процесса и устойчивость решения (результата). Решение считается устойчивым, если малые изменения ограничений приводят к малым изменениям решения.

3.1.4. Развиваемость модели

В современном быстро меняющемся мире срок морального старения изделий искусственного происхождения весьма мал. Для решения этой проблемы в проектируемый объект закладывают избыточность, рассчитанную на его развитие в общем потоке прогресса. Эта избыточность должна отражаться в модели изделия. Одним из свойств, характеризующих развиваемость модели, является ее *адаптивность*. Адаптивной называется модель, обладающая свойством приспособления к изменяющимся в определенных границах условиям. В адаптивной модели избыточность (прежде всего, функциональная) представляется *дополнительными* переменными и структурами. По отношению к целевым переменным модели они являются внешними (мета) переменными.

Пусть, например, задана область определения переменной $y_j(x)$, отражающей j -е элементарное свойство системы, в виде диапазона значений $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$, а границы диапазона представляют собой *константы*. Переменная $y_j(x)$ может пробегать все значения этого диапазона при изменении аргумента x : $y_{j,\min} \leq y_j(x) \leq y_{j,\max}$. В дальнейшем границы диапазона могут подвергнуться изменению. В предвидении этого границы диапазона $y_{j,\min}$ и $y_{j,\max}$ вводятся как *переменные* со своими областями определения. Избыточность второго порядка может предусматривать изменение границ этих областей определения.

В адаптивную модель новые значения дополнительных переменных вводятся извне. Если же модель обладает свойством саморазвития (самоорганизации), значения дополнительных переменных могут изменяться под влиянием внешних условий путем *обучения* на примерах. Свойство обучения требует введения вторичных дополнительных переменных, управляющих изменением первичных дополнительных переменных.

Список оцениваемых переменных модели саморазвивающейся системы пополняется дополнительными переменными, характеризующими способность к адаптации и обучению. Естественно, адаптивная модель имеет преимущество перед неадаптивной моделью там, где условия применения изменчивы. Именно, для таких условий создаются сложные системы со свойствами адаптации и самоорганизации. Модель, выбираемая или создаваемая для этих условий, должна быть развиваемой, и в этом случае она *несопоставима* с неразвиваемой моделью даже в том случае, если характеристики последней лучше, поскольку все ее дополнительные переменные имеют нулевое значение.

3.1.5. Корректность модели

Модель считается корректной (от лат. *correctus* – исправленный, улучшенный), если получаемые с ее помощью решения существуют при любых допустимых начальных условиях, единственны для одного и того же набора исходной информации и устойчивы относительно тех или иных возмущающих воздействий. Существование, единственность и устойчивость получаемых с помощью модели решений (результатов) обеспечиваются применяемым математическим аппаратом. Так, например, в теории оптимального управления динамическими системами есть специальный раздел (качественный анализ оптимального управления), в котором на единой методологической основе решаются задачи анализа существования, единственности и устойчивости допустимых и оптимальных решений, описываются необходимые и достаточные условия оптимальности управлений.

3.1.6. Точность модели

О точности модели судят по отклонению результатов моделирования от ожидаемых результатов, полученных на практике или на основании другой модели. Так, например, в работе [2] под точностью моделирования предлагается понимать характеристику модели, отражающую степень

близости величины моделируемого параметра к его истинному значению. Обратным по отношению к точности является понятие погрешности моделирования. Для оценивания точности применяется математический аппарат соответствующей предметной области. Например, точность статистической модели определяется методом наименьших квадратов или функцией правдоподобия.

3.1.7. Полезность модели

Понятие *полезность модели* чаще всего используют при оценивании адекватности моделей, для которых не существует реального прообраза. Чаще всего такие объекты создаются на ранних этапах их жизненного цикла (например, на этапе проектирования). Для указанных этапов трудно сравнить текущие характеристики проектируемого объекта с теми характеристиками, которые будут достигнуты в будущем на завершающей стадии его создания. В этом случае целесообразно говорить о полезности модели с точки зрения описания того или иного частного аспекта проявления исследуемого свойства создаваемого объекта или той или иной задачи, которая решается при моделировании. В целом, в работах [2, 3] предлагается на содержательном уровне использовать свойство корректности как необходимое условие успешного моделирования, а свойства точности и полезности модели как достаточные условия.

Что касается других не затронутых свойств моделей, они достаточно широко рассмотрены в литературе по управлению, системному анализу и искусственному интеллекту.

3.2. Обобщенные свойства моделей и полимодельных комплексов

Обобщенными являются свойства, применимые для оценивания моделей любого типа. К ним, в первую очередь, относятся такие свойства, как качество, результативность и эффективность. Их соотношение трактуется в литературе неоднозначно. Одной из причин может являться сходство англоязычного термина *Effectiveness*, трактуемого в Англии как результативность, с русским термином *эффективность* (англ. *Efficiency*). Другой причиной может являться именование термином *эффективность* конкретных формул [4], не учитывающих ресурсные аспекты, присутствующие в определении этого понятия [5].

При количественном решении задач содержание понятий отступает на второй план, поскольку для математиков-вычислителей первичны методы вычислений и формулы, а не содержательная часть задачи [6]. Для математиков-философов первично осмысление идей и употребляемых понятий. Покажем, как с позиции математика-философа выглядит соотношение понятий *качество*, *результативность* и *эффективность*. Его инструмент познания – осмысление понятий с применением логического анализа и умозаключений с их иллюстрацией на практических примерах.

Сравним модель с товаром, лежащим на полке. Нам необходимо выбрать нужный товар. Поскольку его нельзя применить по назначению (например, откусить), мы вынуждены руководствоваться той информацией, которая дается в его *описании* (вспомним про описательную форму модели – *D-модель*). В описании технического изделия приводятся значения характеризующих его параметров. Сравнивая однородные изделия, мы выбираем то из них, которое имеет лучшие значения параметров. Оно, по нашему мнению, обладает более высоким качеством. Таким образом и выбирается предпочтительный проект по его облику для дальнейшего проектирования [7, 8].

Однако реальная польза любого объекта проявляется в *употреблении* его по назначению. Иными словами, окончательная оценка качеству объекта выставляется по полученному эффекту от его использования, что согласуется с принципом «практика – критерий истины». Таким образом, органичной оценкой *результата* любого процесса является его *эффективность*. А поскольку выполнение любого процесса немыслимо без затрат ресурсов, показатель эффективности должен соизмерять полученный результат с затраченными ресурсами, что согласуется с включением в определение этого понятия «показателей всех видов ресурсопотребления» [5]. А к этим видам относятся все возможные составляющие ресурса: материальные, энергетические, информационные, человеческие и финансовые. Поскольку финансовый ресурс замещает все остальные ресурсы, экономическую эффективность можно принять за обобщенную характеристику эффективности [9], а соотношение результата с любым из других видов ресурсов принимать за эффективность «в узком смысле».

С точки зрения соотношения понятий *качество*, *результативность* и *эффективность* все зависит от того, что включается в их содержание. Понятие *качество* должно охватывать всю совокупность потребительских свойств сущности. Применительно к модели потребительскими являются моделируемые свойства объекта-оригинала, в том числе те, которые могут отражать ресурсопотребление объекта. Понятие *результативность* характеризует качество операционной модели (*О-модели*). Оно охватывает такие свойства модели, как *точность* и *достоверность*. Если они не включены в качество модели, то понятия *качество* и *результативность* несопоставимы по включению.

Согласно определению понятия *эффективность* в работе [5], оно является более содержательным (комплексным) по сравнению с понятием *результативность* и в силу этого более узким по объему. Это означает, что понятия *результативность* и *эффективность* находятся в отношении «общее-частное», что согласуется также с определением эффективности операции, данным в [7]: «результат операции характеризуется не только полезным эффектом, но и затратами ресурсов на ее проведение». Принципиальным различием свойств результативности и эффективности является то, что последнее отражает не результат как таковой (положительный, отрицательный, непонятный), а выражающий степень достижения в конкретных условиях поставленных перед системой целей с учетом затраченных ресурсов. В том случае, когда сопоставляемые модели существенно не раз-

личаются по затратам на их реализацию, допустимо под эффективностью модели понимать ее результативность.

Логические выводы дополним применением обсуждаемых понятий для получения количественных оценок. С этой целью рассмотрим простейший пример. Пусть два стрелка соревнуются в точности стрельбы по мишени. Первый за десять выстрелов попал в «десятку» 5 раз, а второй – 6 раз. Очевидно, что второй стрелок более результативен (его результаты лучше). Но эта оценка поверхностна, поскольку не учтены затраты времени на достижение точности стрельбы. А этот показатель, например, в биатлоне, весьма важен. Считая время ресурсом, мы оценим эффективность действий первого стрелка выше, если он затратил на стрельбу вдвое меньше времени, чем второй стрелок. Для получения численных оценок сведем исходные данные примера в табл. 3.1.

Табл. 3.1. Пример стрельбы в «десятку».

Показатель	Точность, в «десятку»	Время, мин	$u(x)$	$\Xi(x)$	Ст(x)
Стрелок 1	5	1	0,75	5	20
Стрелок 2	6	2	0,55	3	33,33
Min	0	1			
Max	10	3			
Цель	Max	Min			

В строках Min и Max указаны границы шкал показателей «Точность» и «Время». В строке «Цель» указаны направления оптимизации показателей, из которых первый является целевым (максимизируется), а второй – ресурсным (минимизируется). Если в качестве компромиссной (обобщающей) функции принять средневзвешенную суммарную (аддитивную) функцию полезности, она имеет следующий вид:

$$u(x) = w_T \cdot u_T(x) + w_B \cdot u_B(x). \quad (3.1)$$

Здесь:

- $u(x)$ – двухмерная полезность (ценность) действий стрелка x ;
- $u_T(x)$ – полезность в точности стрельбы;
- w_T – важность точности стрельбы в общей оценке действий стрелка;
- $u_B(x)$ – полезность по времени стрельбы;
- w_B – важность времени стрельбы в общей оценке действий стрелка.

Для вычисления формулы (3.1) необходимо рассчитать полезности измеренных в разных шкалах показателей путем их нормирования. Для стрелков 1 и 2 имеют место следующие значения:

$$u_T(1) = \frac{5}{10-0} = 0,5, \quad u_B(1) = \frac{3-1}{3-1} = 1$$

$$u_T(2) = \frac{6}{10-0} = 0,6, \quad u_B(2) = \frac{3-2}{3-1} = 0,5$$

Подставим их в формулу (3.1):

$$\begin{aligned} u(1) &= 0,5 \cdot w_T + 1 \cdot w_B \\ u(2) &= 0,6 \cdot w_T + 0,5 \cdot w_B. \end{aligned}$$

Двумерные оценки полезности зависят от соотношения важности показателей. Если принять их равноценными $w_T = w_B = 0,5$, то предпочтение будет отдано стрелку 1 (см. столбец 4 табл. 3.1). Если нас интересует только результативность стрельбы, то при $w_T = 1$ и $w_B = 0$ $u(1) = 0,5$, а $u(2) = 0,6$ будет отдано предпочтение стрелку 2. Приравняв выражения $u(1)$ и $u(2)$, можно вычислить соотношение весов w_T и w_B , при котором предпочтение стрелку 2 по *результативности* стрельбы переходит на предпочтение стрелку 1 по *качеству* его действий.

Так называемую *функциональную* эффективность можно рассчитать через отношение целевых показателей к ресурсным. Для рассматриваемого примера численную оценку эффективности действий стрелков можно вычислить как $\mathcal{E}(1) = 5/1 = 5$ и $\mathcal{E}(2) = 6/2 = 3$. Из чего следует, что $\mathcal{E}(1) > \mathcal{E}(2)$.

Экономическая эффективность определяется исходя из балансовых уравнений – результаты должны быть обеспечены ресурсами. В нашем простейшем примере балансовые уравнения стрелков имеют вид:

$$\text{стрелок 1: } 5 \cdot C_T = 1 \cdot C_B;$$

$$\text{стрелок 2: } 6 \cdot C_T = 2 \cdot C_B.$$

Положив стоимость одной минуты стрельбы в $C_B = 100$ у. е., оценим стоимость точности стрельбы, C_T , стрелков:

$C_T(1) = 100/5 = 20$ у. е. и $C_T(2) = 200/6 = 33,33$ у. е. Поскольку $C_T(2) > C_T(1)$, точность стрелка 2 обходится дороже, чем точность стрелка 1. Следовательно, экономическая эффективность стрелка 1 выше.

Таким образом, по качеству, функциональной и экономической эффективности стрельбы предпочтение должно быть отдано стрелку 1, а по результативности стрельбы (без учета ее времени) – стрелку 2 (см. табл. 3.1). В зависимости от соотношения весов оценка по качеству может быть и противоположной. Различие анализируемых понятий как по формулам их оценивания, так и по результатам расчетов очевидно. В противном случае соответствующие термины избыточны.

Важно отметить, что для вычисления качества и эффективности используются *одни и те же* первичные показатели, характеризующие свойства системы. Но роль их в оценивании качества и эффективности различна. При оценивании качества максимизируются показатели назначения объекта и минимизируются ресурсные показатели, в то время как расчетный показатель эффективности устанавливает меру отношения между ними. Предназначение показателя эффективности состоит в том, что с его помощью производится расчет *цены*, которую приходится платить за получаемый полезный эффект (результат). В этом смысле предшественником показателя эффективности можно считать коэффициент полезного действия, отражающий долю полезно используемой энергии. Показатель эффективности можно рассматривать как обобщение КПД по отношению к любым видам потребляемых ресурсов (пространство, время, информация, материалы, люди и т. п.).

Образно выражаясь, можно утверждать, что качество – это *витрина* продукта, а эффективность – *прок* от его использования. Для эффективности вводятся свои показатели и на их основе формулируются критерии. Важно выделить основную цель объекта в *конкретной ситуации*, что требует ее системного анализа.

Важность правильного выбора цели демонстрировалась в работе [10] на примере оснащения зенитными орудиями транспортных судов союзников во время Второй мировой войны. Они оказывались неэффективными с точки зрения затрат на нанесение *ущерба* атакующим самолетам противника и эффективными в отношении *защиты* судов.

Приведенный пример относится к классической проблеме отделения «мух от котлет». В любом военном противостоянии каждый стремится и защитить себя и нанести ущерб противнику. Что важнее? В данном примере важнее *сохранить* груз и транспортирующий его корабль, а ущерб, наносимый зенитками самолетам врага, вторичен. Обоснованием этому является то, что стоимость корабля и груза несопоставима со стоимостью зенитных орудий, и то, что транспортное судно не является атакующим средством.

Пассивным способом защиты от поражения противником является *маневренность* объекта, понимаемая как уход от поражения. Меры, принятые для сохранения объекта (О), эффективны, если маневренность объекта поражения превышает маневренность средства поражения (СП). Это условие формулируется как: $\text{Время маневра (О)} < \text{Время маневра (СП)}$.

Эффективность защиты объекта по маневренности будет определяться затратами на обеспечение лучшей маневренности относительно общей стоимости объекта.

В силу того что маневренность транспортного судна заведомо хуже маневренности нападающего на него самолета, сохранность судна следует обеспечивать активными средствами защиты. Здесь эффективность защиты от поражения должна рассматриваться через соотношение затрат на зенитки и стоимости судна с грузом. Затраты на установку и использование зениток определяются исходя из назначенного сектора поражения самолетов, их максимального числа, интенсивности и точности стрельбы зениток. Они рассчитываются при решении соответствующей оптимизационной задачи.

Рассмотренный пример показывает *ситуативность* показателя эффективности объекта и необходимость выполнения системного анализа для его нахождения и вычисления количественной оценки. В тех случаях, когда известна статистика исследуемого явления, имеется возможность вычисления среднего выигрыша (или потерь) от использования ресурсов, предназначенных для достижения поставленной цели.

3.3. Показатели адекватности моделей и полимодельных комплексов

Адекватность модели или ПМК как соответствие моделируемым свойствам объекта может быть определена только при наличии данных об этих свойствах объекта и возможности их моделирования. Но эти условия не

всегда выполнимы. Примером отсутствия объективных данных для моделирования являются редкие явления природы (например, падение метеорита), а примером невозможности проведения физического эксперимента, моделирующего событие, могут быть неприемлемые затраты ресурсов или неприемлемый ущерб для личности (например, при испытании лекарств) или окружающей среды (моделирование аварий, катастроф, военных действий). Отсутствие объективных данных о моделируемом объекте означает невозможность оценивания адекватности модели объекту. В связи с этим модели разделим на два класса: подлежащие и не подлежащие оцениванию адекватности объекту.

Свойство P , присущее объекту Ob и моделируемое моделью M , измерим значениями $y \in Y$: $y(Ob)$ и $y(M)$ соответствующего показателя. Мера близости j -го свойства модели $y_j(M)$ его значению $y_j(Ob)$ у объекта-оригинала оценивается разностью [11]:

$$|y_j(Ob) - y_j(M)| \leq \varepsilon. \quad (3.2)$$

Величина ε характеризует меру *допустимого* несоответствия j -го свойства модели j -му свойству объекта-оригинала. Оценивание адекватности модели по n моделируемым свойствам осуществляется путем сопоставления их векторных оценок $y(M) = (y_1(M), \dots, y_j(M), \dots, y_n(M))$ и $y(Ob) = (y_1(Ob), \dots, y_j(Ob), \dots, y_n(Ob))$. При последовательном приближении модели к свойствам объекта-оригинала условие (3.2) служит правилом остановки отладки модели в случае его выполнения для всех $j = \overline{1, n}$ моделируемых свойств объекта Ob .

Аналитическая модель, представленная функцией n переменных, отражает n свойств объекта-оригинала. Одинаковый диапазон $[0, 1]$, применяемый для измерения свойств модели, позволяет объединять их оценки в общую оценку качества модели независимо от субъективного или объективного способа оценивания этих свойств.

Поэлементное оценивание адекватности модели сложному объекту, характеризующему многими десятками показателей, представляет собой сложную и не всегда выполнимую процедуру. Эта проблема может быть решена сопоставлением объекта и модели по одному – целостному свойству, отражающему конечный эффект применения объекта. Сопоставление модели объекту по целостному свойству можно выполнить через измерение расстояния $\rho(M, Ob)$ между соответствующими точками в n -мерном пространстве элементарных свойств объекта. В качестве аргумента в соответствующих функционалах рассматривают величину разности выходных состояний объекта $y(Ob)$ и модели $y(M)$. В этом случае условие адекватности (3.2) по n свойствам обобщается в условие:

$$\rho(M, Ob) \leq \varepsilon, \varepsilon > 0. \quad (3.3)$$

В идеальной ситуации указанная мера близости ε объекта и модели должна равняться нулю. Однако на практике в силу ряда причин (различные свойства объекта и модели, неопределенность исходных данных, измери-

тельные и вычислительные погрешности и т. п.) вероятность (возможность) получения $\varepsilon = 0$ близка к нулю. Условие (3.3) будем называть ε -адекватностью. Для измерения расстояния $\rho(M, Ob)$ могут использоваться различные метрики. Так, при детерминированном описании данных систем чаще всего используются метрики Евклида, Чебышева, Хэмминга, Ли и др. [11].

В стохастическом случае могут быть предложены меры адекватности, основанные на количественном оценивании расстояний между случайными выборками (первая ситуация), полученными в ходе экспериментов над объектом Ob и моделью M , и расстояниями между статистическими законами, построенными по этим выборкам (вторая ситуация). Примеры задания метрик для детерминированного случая приведены в табл. 3.2, а для стохастического случая – в табл. 3.3.

В таблицах приняты следующие условные обозначения:

$\bar{y}, \bar{y}^{(0)}, \sigma_y^2, \sigma_{y(0)}^2$ – статистические математические ожидания и дисперсии случайных величин $\hat{y}(t), \hat{y}^{(0)}(t), t \in T; \lambda, \lambda^{(0)}$ – статистические оценки интенсивности обслуживания; m, n – количество элементов в соответствующих выборках. В общем случае $\mathbf{y}(t) \in Y^{(op)}, \mathbf{y}(t) \in Y$ являются выборками N -мерных нормально распределенных генеральных совокупностей [12]. Обозначим через $\hat{Y}_{<N>}^{(op)}$ и $\hat{Y}_{<N>}$ статистические математические ожидания векторных случайных величин $\hat{Y}_{<N>}^{(op)}$ и $\hat{Y}_{<N>}$ соответственно. В случае равенства $\hat{Y}_{<N>}^{(op)} = \hat{Y}_{<N>}$ метрики ρ_1 и ρ_2 теряют смысл.

Табл. 3.2. Примеры задания метрик для первой ситуации.

№ пп	Условия существования метрики	Вариант задания метрики
1	Независимые наблюдения за скалярными нормально распределенными выходными значениями при условии равенства дисперсий $\sigma_y^2 = \sigma_{y(0)}^2 = \sigma^2$	$\rho_1 = \bar{y} - \bar{y}^{(0)} \frac{\sqrt{m \cdot n}}{\sigma^2 \sqrt{m+n}}$ $\rho_2 = (\bar{y} - \bar{y}^{(0)})^2 \frac{\sqrt{m \cdot n}}{\sigma^2 \sqrt{m+n}}$
2	Независимые наблюдения за скалярными нормально распределенными выходными значениями при условии равенства математических ожиданий $\bar{y} = \bar{y}^{(0)}$	$\rho_3 = \sigma_y^2 - \sigma_{y(0)}^2 $ $\rho_4 = (\sigma_y^2 - \sigma_{y(0)}^2)$
3	Независимые наблюдения за скалярными экспоненциально распределенными выходными значениями с плотностью распределения вероятностей вида $\phi_y = \lambda e^{-\lambda y}$	$\rho_5 = \lambda - \lambda^{(0)} $ $\rho_5 = (\lambda - \lambda^{(0)})^2$

Табл. 3.3. Примеры задания метрик для второй ситуации.

№ пп	Условия существования метрики	Вариант задания метрики
1	Существуют плотности распределения вероятностей $\phi_y(y), \phi_{y(0)}(y)$	$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi_y(y) - \phi_{y(0)}(y) dy$
2	Существуют непрерывные функции распределения $F_y(y)$ и $F_{y(0)}(y)$ в пространстве $[0, 1]$	$\max_y F_y(y) - F_{y(0)}(y) $
3	Существуют непрерывные функции распределения $F_y(y)$ и $F_{y(0)}(y)$ в пространстве $M[0, 1]$	$\sup_y F_y(y) - F_{y(0)}(y) $

$M(y_{Ob})$ – статистическое математическое ожидание выходного вектора объекта как случайной векторной величины y_{Ob} ;

$M(y_M)$ – статистическое математическое ожидание выходного вектора модели, как случайной векторной величины y_M ;

$\sigma_{Ob}^2, \sigma_M^2$ – статистические математические дисперсии этих случайных величин.

Для обоих случаев в качестве мер адекватности могут быть выбраны следующие вероятности

$$P_1[\hat{p}(Ob, M) = 0] \geq 1 - \delta; \quad (3.4)$$

$$P_2[\hat{p}(Ob, M) \leq \varepsilon] \geq 1 - \delta, \quad (3.5)$$

где δ – малая положительная величина. Плотность распределения расстояния $\hat{p}(Ob, M)$ в этом случае должна быть «сконцентрирована» в районе начала координат. Для проверки адекватности модели объекту по соотношениям (3.4) и (3.5) необходимо задаваться величинами ε и δ , найти функцию или плотность распределения расстояния $\hat{p}(Ob, M)$, вычислить вероятность P_1, P_2 и сравнить ее с величиной $(1 - \delta)$. При сравнении статистических законов распределения выходных векторов $y_{Ob}(t)$ и $y_M(t)$ расстояния между законами распределения могут быть заданы в виде представленных в таблице 3.3 формул.

Для рассматриваемых ситуаций проверка адекватности модели M сводится к проверке статистической гипотезы о свойствах генеральных совокупностей выходных векторов $y_{Ob}(t)$ и $y_M(t)$ при известных входных векторах $x_{Ob}(t)$ и $x_M(t)$. На практике наряду с мерой близости, рассчитываемой по формуле (3.3), используется (в зависимости от способа описания модели) ряд других мер близости модели M и объекта оригинала. На рис. 3.3 приведены возможные меры близости объектов-оригиналов и различных представлений моделей, их описывающих, а также перечень алгоритмов, используемых для расчета указанных мер близости [12, 13].

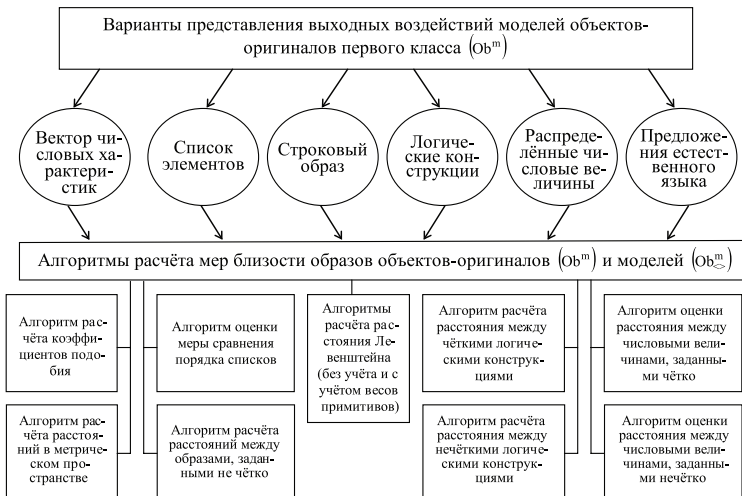


Рис. 3.3. Классификация вариантов выходных воздействий моделей и алгоритмов расчета мер близости объектов-оригиналов и моделей.

Количественная оценка адекватности моделей второго класса по изложенным в начале подраздела причинам затруднена, а то и просто невозможна. Кроме того, для соответствующих объектов моделирования само понятие «адекватность модели» требует уточнения. В этом случае целесообразно говорить уже (как уже отмечалось в подразделе 3.1) о полезности, пригодности модели для решения какого-то конкретного класса задач, связанных с объектом оригиналом. В работах [12, 13] приведены примеры оценивания полезности (адекватности) такого рода моделей.

3.4. Показатели сложности моделей и полимодельных комплексов

3.4.1. Асимптотические оценки сложности

Выполнение моделирования связано с потреблением ресурсов. При компьютерном моделировании основными видами ресурсов являются оперативная память и быстродействие процессора. Память требуется для размещения модели, алгоритмов манипулирования моделью, исходных и выходных данных и информации, получаемых в результате моделирования. Процессор используется для выполнения моделирования.

Сложность модели рассчитывается на каждом этапе ее разработки. Предварительное оценивание сложности выполняется на этапе разработки модели на концептуальном и алгоритмическом уровне описания (на уровне *ДН*-модели [14]). Для предъявления требований к объему памяти и быстродействию процессора системы моделирования рассчитываются показатели: *сложность по памяти* (размерность задачи) и *вычислительная сложность* модели. Например, сложность по памяти в задачах на графах характеризуется числом n^2 ячеек, требуемых для хранения элементов матрицы смежности графа размерностью $n \times n$, причем эта величина не зависит от числа дуг графа (числа единиц в матрице).

Известно, что метод решения задачи может быть реализован с применением различных алгоритмов. Их качество оценивается вычислительной сложностью, под которой понимается максимальное число шагов, необходимых для решения задачи. Вычислительная сложность алгоритма – это наибольшее число его шагов как функция от размерности задачи. Например, вычислительная сложность решения задачи на матрице размерности n описывается функцией $f(n)$. Под шагом алгоритма понимается выполнение *любой* машинной команды. Число шагов определяет время решения задачи. Отсюда для оценивания алгоритмов применяется также термин *временная сложность* [15].

Поскольку получение точной оценки $f(n)$ числа шагов алгоритма для общего случая может вызвать затруднения, трудоемкость вычислений можно оценивать либо для конкретной модели либо использовать асимптотические оценки: верхнюю или нижнюю.

Асимптотическая сложность алгоритма определяет *рост* числа его шагов с ростом размерности задачи. В качестве асимптотической оценки функции $f(n)$ принимается функция $g(n)$, которая дает:

- 1) верхнюю оценку $O(g(n))$, такую, что $f(n) \leq c \cdot g(n)$ для $\forall n \geq N$;
- 2) нижнюю оценку $\Omega(g(n))$, такую, что $f(n) \geq c \cdot g(n)$ для $\forall n \geq N$, где c и N – положительные константы.

Алгоритм называется *полиномиальным*, если $g(n)$ – полиномиальная функция n^i , $i = 1, 2, 3, \dots$. Алгоритм, для которого не существует такой оценки, называется *неполиномиальным* или *экспоненциальным*.

При более детальном рассмотрении модели различают следующие виды сложности: *информационную, структурную, функциональную* [16].

Представим множество констант C алгебраической системы как домен значений переменной $|D| = N$. Параметр N характеризует *информационную* сложность переменной. В порядке возрастания информационной сложности он делится на четыре категории: два значения, конечное число значений (k), счетное (k_∞) и бесконечное множество значений (∞).

Представим носитель A алгебраической системы конечным множеством X мощности $|X| = m$. Тогда прямое (декартово) произведение $X \times X \times \dots \times X = X^n$ упорядоченных наборов или n -ок (x_1, x_2, \dots, x_n) задает n -арный универсум. При $n = 2$ универсум $X \times X$ представляется полным графом с петлями.

В n -местное отношение $R_n \subseteq X_n$ входят часть n -ок (в частном случае все n -ки) из n -местного декартового произведения (универсума) X^n . Важным частным случаем является бинарное отношение $R^2 = R$, состоящее из p упорядоченных пар вида (x_i, x_j) .

Бинарное отношение R представляется графом G , число связей p в котором и характеризует структурную сложность модели. Нуль-граф $R = \emptyset$, в котором отсутствуют упорядоченные пары (дуги) между вершинами, имеет нулевую структурную сложность $p = 0$. Полный граф, содержащий все связи между вершинами («каждая соединена с каждой и с собой»), имеет максимальную структурную сложность 2-го порядка $p = m \cdot m = m^2$.

Структурная сложность n -го порядка (n -местное отношение R^n) интерпретируется множеством путей длины n , соединяющих вершины графа. Таким образом, структурная сложность модели может быть охарактеризована вектором $c_{ctr} = (m, p, p^n)$. Если модель содержит l отношений, то структурная сложность характеризуется матрицей размерностью $l \times 3$.

Пусть домен D значений переменной представляет области определения и значений функции $f: D \times \dots \times D \rightarrow D$. Тогда *функциональная* сложность модели определяется видом функции, ее арностью (числом аргументов) n и числом функций k в модели. Сложность *алгебраической* функции определяется максимальной степенью ее переменных s_{\max} .

Сложность *неэлементарной* функции определяется максимальной степенью s_{\max} члена ряда, в который разлагается эта функция в области сходимости. Точность аппроксимации функции определяется младшим членом ряда.

Поскольку компьютерная обработка выполняется в численном режиме, число s_{\max} всегда *конечно*. Следует только помнить, что число s_{\max} зависит от численного метода реализации функции и не может быть определено по ее виду. Это лишний раз показывает, что для компьютерного моделирования недостаточно представления модели в аналитической форме записи. Необходимо ее рассматривать вместе с методом реализации модели. Тогда, имея

численные характеристики отношений и функций, существует возможность численно оценить сложность модели в совокупности с реализующим ее методом. Раздельно сложность модели и метода оцениваются соответственно по объему используемой памяти компьютера и числу шагов алгоритма (вычислительная сложность). Таким образом, функциональная сложность модели характеризуется вектором $\mathbf{c}_f = (s_{\max}, n)$, а сложность k -функциональной модели – матрицей размерностью $k \times 2$.

Итак, при оценивании общей сложности аналитической модели следует учитывать следующие соображения. Каждая переменная отражает *одно* из элементарных *свойств* объекта-оригинала. Число значений характеризует *точность* представления этого свойства. Бинарное отношение характеризует *структуру* объекта, а n -арное отношение – взаимодействие его элементов. Функция одного аргумента отражает *элементарную закономерность*, выявленную в объекте-оригинале, а n -арная функция отражает *n элементарных закономерностей*.

С учетом сказанного выше общая сложность модели характеризуется вектором $\mathbf{c} = (N, m, p, p^n, s_{\max}, n)$. Это позволяет по векторным оценкам сложности моделей находить множество недоминируемых методов (множество Парето). Однако при малом числе сопоставляемых методов и предложенных шести признаках велика вероятность того, что все будут принадлежать множеству Парето.

3.4.2. Показатели сложности иерархии моделей

Верхним уровнем любой иерархической модели является модель смыслов, ориентированная на человеческое восприятие. Ее называют онтологией предметной области. Формально она представляется семантической сетью – графом, помеченным знаками смыслов. Эта модель необходима для принятия решений человеком, но недостаточна для их автоматизации. Ее первичная конкретизация выполняется взвешиванием вершин и дуг графа. Примером может служить граф транспортной задачи.

Для отражения динамики в графовую модель вносится фактор времени. Примерами динамических графов являются граф переходов конечного автомата и вероятностная цепь Маркова. Дальнейшая конкретизация иерархической модели связана с раскрытием вершин графа моделями более высокого порядка.

Для оценивания сложности иерархии моделей подходящим формализмом является модель с иерархической структурой сортов многосортной алгебраической системы. Переходу с одного уровня иерархии моделей на другой соответствует перевод языка одного сорта на язык другого сорта [16].

При переходе в иерархии сортов с нижнего уровня иерархии на верхний уровень применяется операция *группировки*, а при обратном переходе – операция *свертки*. Поясним это на следующих примерах. При переходе от скалярных оценок к векторной оценке используется операция группировки (конкатенации). При обратном переходе вектор свертывается в скаляр с помощью синтезирующей функции. При переходе от векторных оценок к

матричной оценке выполняется объединение векторов в матрицу. При умножении матрицы на вектор получаем вектор.

Таким образом, при оценивании двухуровневой иерархической модели к оценкам сложности модели каждого сорта должны добавляться функции перевода с языка одного сорта модели на другой, как прямые, так и обратные при двустороннем взаимодействии. Этой идее отвечает формула: сложность двухуровневой модели = сложность модели сорта 1 + сложность модели сорта 2 + сложность перевода (1, 2) + сложность перевода (2, 1).

Аналогичным образом оценивается сложность модели с большим числом сортов. При этом очень важно проверять каждый раз корректность перехода с одного уровня модели к другому.

3.4.3. Показатели сложности полимодельного комплекса

Сложность полимодельного комплекса следует рассматривать применительно к входящим в него моделям и связям между ними. Согласно концепции атома сложной системы [17], каждую модель примем за «черный ящик», опуская ее структурную сложность. Эта сложность учитывается только при раскрытии «черного ящика». А это означает оценивание только функциональной и информационной сложности моделей. Полная сложность полимодельного комплекса, помимо сложности входящих в него моделей, включает структурную составляющую. Структурная сложность должна характеризовать не только связи между моделями, но и их *взаимодействие* во времени.

Проблемы взаимодействия моделей как частей целого изложены в разделе 1 монографии. Сложность взаимодействия моделей будем рассматривать с точки зрения комбинаций значений на входах (входного алфавита) модели M_1 .

Пусть модель M_1 имеет n входных переменных, каждая из которых имеет m_i значений. Тогда число комбинаций значений $|In|$ на входах модели M_1 определяется формулой:

$$|In| = \prod_{i=1}^n m_i. \quad (3.6)$$

Из общего числа входных комбинаций $|In|$ моделью M_1 отображаются на выходе модели только $|In_{раб}|$ рабочих комбинаций $In_{раб} \subset In$, а именно: $f: In_{раб} \rightarrow Out_{раб}$. Очевидно, что на остальных $In \setminus In_{раб}$ входных комбинациях значений выходные комбинации модели M_1 не определены, что может приводить к *непредусмотренным* выходным комбинациям. Они, в свою очередь, повлияют на модель M_2 , на входы которой поступает информация из модели M_1 . Описанная ситуация весьма характерна для систем, управляемых событиями.

Полная сложность полимодельного комплекса включает три составляющих: функциональную и информационную сложность всех входящих в него моделей и сложность их взаимодействия. Если представить полимодельный комплекс как автомат с памятью, то его сложность s можно выразить через

произведение числа внутренних состояний отдельных моделей на число комбинаций значений на входах всего комплекса:

$$s = \prod_{j=1}^l k_j \cdot \prod_{i=1}^n m_i . \quad (3.7)$$

Здесь k_j – число внутренних состояний j -й модели;

l – число моделей в комплексе;

n – число входов полимодельного комплекса.

Очевидно, что не все состояния полимодельного комплекса являются рабочими, что и усложняет его отладку. Однако формула (3.7) позволяет дать ориентировочную оценку его информационной сложности.

В связи с употреблением расширенного понятия *состояние* существует необходимость в его определении. В самом общем смысле (с учетом перехода на новые архитектуры вычислительных средств и концепцию инвариантности физических и вычислительных процессов) под состоянием будем понимать *совокупность наблюдаемых и вычисляемых параметров объекта в фиксированный момент времени*. Под наблюдаемыми параметрами здесь понимается все то, что доступно восприятию субъекта. Наблюдаемыми (контролируемыми) могут быть как измеряемые, так и вычисляемые на их основе параметры.

Совокупность наблюдаемых параметров представима вектором их значений $\mathbf{s}(t)$ как функции от момента времени t . Если известна зависимость вектора $\mathbf{s}(t)$ от предыдущего вектора $\mathbf{s}(t-1)$ и входного вектора \mathbf{x} : $\mathbf{s}(t) = f(\mathbf{s}(t-1), \mathbf{x})$, то она позволяет определить как предыдущие, так и последующие вектора системы. Примерами таких зависимостей являются дифференциальное уравнение и таблица переходов конечного автомата.

Однако такая зависимость отсутствует в хаотическом движении и нарушается в случае непредвиденного воздействия внутренних или внешних факторов. За примерами далеко ходить не надо. Ракета, будущая траектория полета которой известна, взрывается на старте или отклоняется от намеченного курса. Люди, поведение которых было вполне предсказуемо, внезапно погибают вследствие террористического акта. Эти примеры свидетельствуют в пользу того, что истинно только настоящее. Состояние $\mathbf{s}(t+1)$ может быть ожидаемым, но не неизбежным.

3.4.4. Зависимость сложности модели от способа описания

Зависимость сложности по памяти и вычислительной сложности от найденной закономерности наглядно демонстрируется на логико-комбинаторных задачах. Простейшим примером такой взаимозависимости является определение делимости целого числа на 4. При десятичном представлении числа необходимо выполнять деление n -разрядного десятичного числа поразрядно n_{10} раз. Сложность этого процесса пропорциональна числу разрядов $O(n_{10})$. При двоичном представлении числа достаточно проанализировать два младших разряда на 0. Сложность этого процесса равна двум $O(2)$. Налицо уменьшение сложности по памяти с n_{10} разрядов десятичного числа до двух младших разрядов двоичного эквивалента числа и вычислительной сложности с n_{10} до двух операций.

Однако условием уменьшения сложности является необходимость преобразования числа из удобной для человека десятичной системы в удобную для компьютера двоичную систему, что может рассматриваться как *перевод* с одного языка представления объекта (числа) в другой. С точки зрения компьютерной науки это подготовка к решению задачи (preprocessing). Число шагов перевода из десятичного числа с n_{10} разрядами в двоичное число с n_2 разрядами равно: $n_2 = \log_2 10 \cdot n_{10} = 3,32 \cdot n_{10}$, т. е. $O(3,32 \cdot n_{10})$. Эта величина и определяет сложность преобразования, т. е. перевода с языка десятичной системы счисления на язык двоичной системы счисления.

Количественно *полный* перевод десятичного числа в двоичное число, исходя из соотношения выражений $n_{10} - 2$ и $3,32 \cdot n_{10}$, невыгоден. Это соответствует незнанию того, что для решения задачи достаточно перевести только младший разряд десятичного числа в два разряда двоичного числа, которые и нужны для решения поставленной задачи.

Примером использования более сложной закономерности является задача нахождения эйлерова цикла. Не зная теоремы об эйлеровом графе, задачу решают перебором всех циклов. При этом, в случае не эйлерового графа может получиться отрицательный результат. При использовании теоремы об эйлеровом графе решение задачи разделяется на два этапа: установление принадлежности графа к классу эйлеровых (сложность алгоритма $O(n)$) и в случае положительного ответа – нахождение эйлерова цикла (общая сложность алгоритма $O(n + m)$).

Приведенные примеры показывают, что решение поставленной задачи «в лоб», без предварительного исследования ее особенностей, эквивалентно полному перебору. Выявление закономерности, присущей решаемой задаче, позволяет перейти от полного перебора к сокращенному перебору. Рассмотренную особенность решения задачи можно трактовать как разновидность закона сохранения, т. е. как закон сохранения общей сложности решения задачи – чем больше усилий затрачено на выявление закономерности, тем менее сложен сам процесс решения задачи.

Время моделирования включает в себя время, затрачиваемое на *проектирование модели*, и *время решения* задачи выбранным методом. Эти показатели противоречивы. Чем больше времени уходит на проектирование модели с целью выявления закономерностей, тем меньше времени может занять решение задачи. Дополнительное время, необходимое для выявления закономерностей, может быть оправдано массовым характером задачи либо ее уникальностью.

Впрочем, не всегда время моделирования (решения задачи) является критичным фактором. Если для бортовой системы в быстро меняющейся ситуации время решения задачи является критичным фактором, измеряемым в долях секунды (мили- и микро- секундах), то в условиях учреждения это время может измеряться секундами и минутами. Временной фактор существен, когда одна и та же модель используется для решения некоторой конкретной задачи с использованием разных методов, что характеризует эффективность операционной составляющей модели. Это означает, что модели могут сравниваться не только по выраженному количественно соответствию их свойств свойствам объекта-оригинала, но и по эффективности моделирования.

Пример упрощения метода решения задачи за счет увеличения временного ресурса демонстрирует метод Монте-Карло. За счет экономии времени на выявление закономерности решаемой проблемы процесс решения задачи характеризуется *экспоненциальной* сложностью, и в силу этого для сложных систем не удастся получить приемлемую точность результата решения задачи за приемлемое время. Эта проблема в разной степени свойственна всем стохастическим методам. Поэтому они, как правило, применяются для приближенного решения задач.

Повышения точности решения можно добиться за счет более детального изучения свойств объекта, что во многих случаях достигается с применением детерминированного подхода. Закономерности, найденные в процессе изучения свойств объекта, позволяют также сократить время решения задачи за счет сокращенного перебора, применяя алгоритмы *полиномиальной* сложности.

Из изложенного следуют два пути увеличения точности решения задачи: усложнение модели на основе учета выявленных закономерностей либо усложнение метода (алгоритма) решения задачи. Выбирается тот путь, который удовлетворит требования к точности результатов и времени моделирования.

3.5. Основные задачи, решаемые в квалиметрии моделей и полимодельных комплексов

Применительно к продукции, *обеспечение качества* (англ. Quality Assurance, QA) определено как *процесс или результат формирования требуемых свойств и характеристик продукции по мере ее создания, а также поддержание этих характеристик при хранении, транспортировании и эксплуатации продукции* [18].

В первой редакции терминологического стандарта ИСО 8402-86 «Качество. Словарь», обеспечение качества было определено как «совокупность планируемых и систематически проводимых мероприятий, необходимых для создания уверенности в том, что продукция или услуга удовлетворяет определенным требованиям к качеству».

Фактически под обеспечением качества понимается формирование (синтез) требуемых свойств и характеристик продукции для удовлетворения существующих потребностей. Формирование требуемых свойств современных сложных объектов осуществляется в течение всего их жизненного цикла, т. е. на этапах проектирования, изготовления и применения. Очевидно, что такое понимание обеспечения качества применимо и к моделям сложных объектов. На выбор показателей оценивания качества моделей и ПМК и выбор метода оценивания оказывает влияние ряд факторов.

Во-первых, свойства объекта и, следовательно, его модели подвержены изменениям в течение всего жизненного цикла. Формирование требуемых свойств и означает либо их улучшение, либо придание новых свойств. Качество модели должно отслеживать все эти изменения через показатели соответствующих свойств. Из этого следуют два вывода: перечень и значения показателей, характеризующих качество модели, подвержены изменениям, и оценивание качества модели необходимо осуществлять на всех этапах ее

жизненного цикла. Здесь можно провести аналогию с пооперационным и выходным контролем технологического процесса. Пооперационный контроль учитывает изменение свойств объекта (модели), а выходной контроль осуществляет проверку соответствия показателей требуемым (плановым) значениям. Далее, в 4-м разделе монографии, будет показано, как, используя разрабатываемую авторами монографии теорию проактивного управления структурной динамикой сложных объектов, можно на конструктивном уровне учесть как динамику свойств объектов-оригиналов, так и соответствующую динамику свойств моделей, их описывающих.

Вторым фактором, влияющим на выбор показателей качества модели и ПМК, является, как было отмечено в начале подраздела, неизвестность требуемых значений показателей. Отсутствие объективных данных о моделируемом объекте означает невозможность оценивания адекватности модели объекту. В этом случае целесообразно говорить *о полезности, пригодности* модели *M* для моделирования объекта-оригинала *Ob* [21, 22]. Измерение полезности модели и эффективности моделирования требует привлечения таких комплексных показателей, как показатели эффективности или риска.

На выбор показателей качества моделей и ПМК оказывает влияние сущность объекта моделирования. В познавательном процессе, рассмотренном в подразделе 2.2, моделировалось как знание предметной области (объект исследования), так и инструментальное знание, с помощью которого создается модель объекта. Применительно к программам роль объекта оценивания качества играет сама программа (машинная модель), а роль модели инструментального знания – технология создания и сопровождения программных комплексов. В работах [23–25] эти технологии рассматриваются в качестве моделей жизненного цикла программных средств.

Для оценивания программ и технологии из создания на практике используется большое число количественных и качественных показателей (до 100–150). К ним, в частности, относятся: показатели стоимости создания и эксплуатации программных средств, критичность, оригинальность, размер и сложность программных средств; полнота описания требований, динамика и величина вносимых изменений; степень соответствия традиционной модели приобретения программных средств; напряженность графика создания программных средств, доступность ресурсов; доступность заказчика; число и квалификация разработчиков программных средств.

Различие показателей, характеризующих свойства программных средств (ПрС) и моделей их жизненного цикла (ЖЦ), демонстрируется на примере табл. 3.7 и 3.8.

Сопоставление показателей, включенных в табл. 3.7 и 3.8, показывает не только их различие для оценивания ПрС и моделей ЖЦ, но и разнородность единиц измерения. Таблица 3.8, взятая из работы [23], является примером оценивания моделей только показателями с качественными значениями. Содержимое табл. 3.8 представляет собой экспертные данные результатов оценивания шести из перечисленных выше моделей ЖЦ ПрС по 17 показателям качества. Каждая оценка задается в нечисловой форме. Так, например, качество модели ЖЦ программного средства может быть низким, средним, высоким; большим или малым и т. п.

Табл. 3.7. Пример показателей, используемых при оценивании качества программных средств.

Характеристика качества	Мера
Практичность	
Понятность: – четкость концепции ПС; – демонстрационные возможности; – наглядность и полнота документации.	Порядковая (отл., хор., удов., неуд.)
Простота использования: – простота управления функциями; автоматического рестарта; – комфортность эксплуатации; – среднее время ввода заданий; – среднее время отклика на задание.	Порядковая Секунды Секунды
Изучаемость: – трудоемкость изучения применения ПС; – продолжительность изучения; – объем эксплуатационной документации; – объем электронных учебников.	Чел.-часы Часы Страницы Кбайты
Сопровождаемость	
Анализируемость: – стройность архитектуры программ; – унифицированность интерфейсов; – полнота и корректность документации.	Порядковая

Показатели, включенные в табл. 3.8, применялись для сопоставления моделей ЖЦ ПрС, к числу которых можно отнести: классическую каскадную модель, каскадную модель с перекрывающимися процессами, V-образную модель каскадную модель с подпроцессами, каскадно-возвратную модель, модель XP, эволюционное прототипирование, экспериментальное прототипирование, модель RAD, пошаговую модель, спиральную модель, сборочное программирование.

Из анализа табл. 3.8 следует, что если сравнивать рассматриваемые модели ЖЦ программных средств по легкости в использовании, то простыми в использовании являются модели водопадная, быстрой разработки приложения (RAD), V-образная и прототипная, а более сложными – пошаговая и спиральная модели ЖЦ. Если же сравнивать по сложности проекта (критерий № 2), то водопадная и V-образная модели подходят только для проектов с низкой сложностью, модели быстрой разработки приложения (RAD) и прототипная – для проектов средней сложности, а пошаговая и спиральная могут применяться и для проектов с высокой сложностью.

На практике на основании табл. 3.8 на качественном интуитивно-эвристическом уровне выбиралась модель ЖЦ ПрС. Из анализа содержания работ [23–25] следует, что водопадная модель подходит для небольших проектов с хорошо определенными требованиями и минимальным взаимодействием с заказчиком. Быстрая разработка приложений подходит для небольшой и высокопрофессиональной группы разработчиков, которым не надо много обмениваться между собою формальными сообщениями. Сокращается ее цикл и увеличивается производительность именно за счет высокой профессиональности разработчиков при существенном повторном использовании

готовых модулей и решений. С другой стороны, V-образная модель проста в использовании и в ней делается упор на тестирование через его сопряжение с разработкой; нисходящая и восходящая ветви процесса хорошо согласованы между собой.

Табл. 3.8. Пример задания качественных мер, используемых при выборе модели жизненного цикла программных средств.

Критерии выбора	Водопад- ная	RAD	V-образ- ная	Пошаго- вая	Спираль- ная	Прото- типная
Доступность ресурсов	низкая	средняя	низкая	средняя	средняя	средняя.
Сложность проекта	низкая	средняя	низкая	высокая	высокая	средняя
Стоимость приложения	низкая	низкая	низкая	средняя	высокая	низкая
Стоимость будущих обнов- лений	высокая	низкая	высокая	низкая	низкая	низкая
Дискретное изменение тре- бований	большое	малое	большое	малое	малое	малое
Легкость в использовании	просто	просто	просто	сложно	сложно	просто
Функциональные потребности приложения	специф.	специф.	специф.	смутные	смутные	смутные
Постепенное изменение требований	малое	малое	малое	большое	большое	малое
Время жизни приложения	среднее	краткое	среднее	долгое	долгое	краткое
Технология производства продукта	существ.	новая	существ.	новая	новая	новая
Отдача приложения	высокая	низкая	высокая	высокая	высокая	низкая
Качество результатов	перераб.	перераб.	перераб.	сразу	сразу	сразу
Изменчивость требований	низкая	низкая	низкая	средняя	высокая	низкая
Повторное использование продукта и документации	низкое	низкое	низкое	высокое	высокое	низкое
Перспективы управления рисками	нет	нет	нет	нет	да	да
Неопределенность требований	нет	нет	нет	да	да	да
Неизвестные требования	нет	нет	нет	да	да	да

Пошаговая модель быстрее моделирует действующую систему, на основании которой можно ее развивать, и, что очень важно, в этой модели нет резких скачков от одного состояния (когда система полностью не работает) к следующему, когда она уже работает. Нечто работающее появляется уже в самом начале проекта, что постоянно развивается и совершенствуется с учетом поступающей обратной связи от заказчика. Спиральная модель более интересна своим вниманием к анализу рисков и рассчитана на сложные проекты с большими неопределенностями. Она является на самом деле расширением водопадной модели, но только с обратной связью.

Прототипную модель целесообразно применять, когда требования не ясны и(или) явно не полны. Создавая прототипы один за другим уже в са-

мом начале проекта, исполнитель проясняет для себя и для заказчика все неясные или упущенные требования. Важным аспектом этой модели является своевременная обратная связь от заказчика. В результате создается именно то, что ему нужно, хотя вначале заказчик был не в состоянии исчерпывающим образом сформулировать свои требования. В целом, анализ полученных в данной области результатов показывает, что к настоящему времени для уровня машинной модели (программы) существуют методические средства, позволяющие оценивать ее качество [24].

1. Существенное влияние на выбор показателей качества и эффективности технологии моделирования оказывает такая особенность сложных объектов, как разнородность входящих в него составляющих. Именно эти особенности сложных объектов отражают полимодельные комплексы. Проблема совместимости разнородных моделей ПМК требует применения общего языка их описания. Список показателей, характеризующих каждую модель в отдельности, необходимо формировать с учетом их влияния на оценку целостных свойств системы. Эта нетривиальная задача решается с применением системного подхода.

С учетом изложенного обеспечение качества моделей и полимодельных комплексов требует решения следующих задач:

1. Разработка рекомендаций по использованию формальных языков описания разнородных моделей в рамках полимодельных комплексов.

2. Разработка общей методологии оценивания качества моделей и полимодельных комплексов.

3. Выработка рекомендаций по формированию состава показателей, подлежащих оцениванию.

4. Решение проблемы группировки большого числа показателей с целью построения иерархической модели оценивания качества моделей.

5. Решение проблемы определения важности показателей в общей численной оценке качества моделей и полимодельных комплексов.

6. Выработка рекомендаций по способам обобщения разнородных числовых и качественных показателей с целью получения числовых оценок качества моделей и полимодельных комплексов.

7. Выработка рекомендаций по выбору метода оценивания качества моделей и полимодельных комплексов, адекватного решаемой задаче.

8. Разработка методов формирования (синтеза) требуемых свойств моделей (полимодельных комплексов).

9. Разработка технологии оценивания качества моделей и полимодельных комплексов на всех этапах их жизненного цикла – от описательных ручных *DH*-моделей до выполнимых *E*-моделей.

Конечной целью квалиметрии моделей и полимодельных комплексов является разработка типовых моделей и методов, а также рекомендаций по их обоснованному выбору (синтезу) в зависимости от условий решаемой задачи квалиметрии моделей и ПМК.

4. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КВАЛИТЕТРИИ МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

4.1. Основные подходы к обобщенному описанию моделей и полимодельных комплексов

4.1.1. Теоретико-множественный и структурно-математический подходы к обобщенному описанию моделей и полимодельных комплексов

В настоящее время при проведении обобщенного описания моделей широкое распространение получила теоретико-множественная концепция современной математики [1–5]. Данная концепция основывается на описании модели системы (объекта) как некоторого отношения $r = \langle X_1, X_2, \dots, X_n, R \rangle$, заданного на n множествах, с графиком $R \subseteq X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ или как некоторой совокупности взаимосвязанных отношений. При этом множествам X_i придается смысл множеств реальных физических элементов систем или множеств абстрактных элементов, привлекаемых для описания процессов в системе, а график R определяет связи, взаимодействия этих элементов, т. е. то, что объединяет элементы в единое целое. Вместе с тем, в рамках теоретико-множественного подхода к моделированию систем имеется целый ряд трудностей, связанных с конструктивным описанием взаимосвязей между различными видами и типами моделей систем, проведением анализа общих свойств моделей, отсутствуют средства, позволяющие отражать многоаспектность и разную масштабность моделируемых систем. С нашей точки зрения, весьма перспективным в этом отношении является обобщенное описание моделей, базирующееся на широко известном структурно-математическом подходе, положенном в основу концепции построения современной математики научной школой Н. Бурбаки [2–4].

Основными в теории математических структур являются понятия *рода математических структур*, математической структуры на шкале множеств, иерархии родов математических структур, построенной по принципу обогащения и комбинации структур. Формально математическая структура задается следующим образом. Вводится некоторое число основных базисных множеств X_1, X_2, \dots, X_n и вспомогательных базисных множеств B_1, B_2, \dots, B_k на которых строится шкала множеств. Далее задаются схемы конструкции p -ступеней шкалы множеств (S_1, S_2, \dots, S_p) над перечисленными $(n + k)$ множествами по числу подмножеств (отношений), входящих в определение математической структуры. Указанные схемы конструкции (схемы образования ступеней) формируются посредством взятия декартовых произведений и (или) булеанов базисных множеств и выделения соответствующих подмножеств, удовлетворяющих аксиоматике данной математической структуры. Рассматриваемые подмножества, в частности, могут быть обыч-

ными графиками m -арного отношения ($m \leq n + k$), заданного на базисных множествах. Однако за счет введения булеанов на промежуточных этапах построения ступеней шкалы множеств могут быть образованы более сложные конструкции. Совокупность математических структур, которые строятся на ступенях шкалы множеств с одинаковыми схемами образования и подчиняются одинаковым аксиомам, образует род математической структуры Q . При этом обычно, когда речь идет о роде структуры, фиксируются лишь вспомогательные базисные множества, а основные базисные множества на данном уровне рассмотрения предполагаются произвольными. С этой целью вместо конкретных обозначений базисных множеств вводятся их наименования на метаязыке [5]. В качестве основных (порождающих) родов математических структур Н. Бурбаки предложили рассматривать структуры порядка, алгебраические структуры и топологические структуры. При этом за счет постепенного обогащения данных структур дополнительными аксиомам либо введения аксиом, связывающих порождающие структуры, можно осознанно и планомерно осуществить построение разветвленной иерархии математических структур [1, 2, 5, 7]. Для установления взаимосвязей между ними вводятся морфизмы, под которыми понимают совокупность таких отображений из одной системы базисных и вспомогательных множеств этих структур в другую систему множеств, которые сохраняют в определенном смысле свойства рассматриваемых структур.

Проведенный анализ показывает, что в рамках разрабатываемой в настоящее время *квалиметрии моделей и полимодельных комплексов* каждому из основополагающих понятий структурно-математического подхода можно придать глубокий системный смысл, а в рамках конкретных предметных областей – и соответствующую прикладную интерпретацию. Последнее обстоятельство является весьма существенным, так как целевое предназначение моделей, а также, собственно, и целенаправленность самого процесса моделирования позволяют в этом случае переходить в предлагаемых Н. Бурбаки порождающих математических структурах от абстрактных множеств и отношений к конкретным множествам и отношениям, описывающим различные аспекты существующих либо виртуальных объектов и систем. При такой интерпретации каждый класс математических моделей следует рассматривать в рамках определенного рода математической структуры, а переход между классами формально можно осуществлять по тем же правилам, что и переход между родами структур, например, путем введения новых аксиом или замены старых аксиом новыми, введением новых ступеней и новых базисных множеств. На тех же принципах в квалиметрии моделей может быть проведена классификация моделей, установлена и исследована взаимосвязь различных классов моделей, проведен анализ различных схем декомпозиции (агрегирования) моделей и полимодельных комплексов, их согласование и координация. В работах [1, 7, 8] на примере построения основ теории систем и управления было показано, как, базирясь на формальных системах Н. Бурбаки, удастся с единых системных позиций подойти к изучению и исследованию различных видов и типов моделей, таких, например, как: статические и динамические; детерминированные, стохастические и нечеткие; математические, логико-лингвистические и ло-

гико-алгебраические, которые традиционно рассматриваются современными научно-педагогическими школами в достаточной степени изолированно (не связано). Несомненное достоинство структурно-математического подхода состоит еще и в том, что у исследователей появляется возможность на конструктивном уровне использовать знания и результаты, накопленные в одних разделах математики, для решения проблем, существующих в других ее разделах [1, 6–11]. Приведем несколько примеров, иллюстрирующих возможности структурно-математического подхода применительно к моделированию РС и СТО.

Пример 4.1. Рассмотрим вариант построения бинарных систем *на одном базисном множестве* \mathcal{X} . Конструкция основной ступени данного рода математической структуры представляет собой декартово произведение $\mathcal{X} \times \mathcal{X}$ базисного множества, на котором вводится бинарное отношение вида $r_1 = \langle \mathcal{X}, \tilde{R} \rangle$, где $\tilde{R} \subseteq \mathcal{X} \times \mathcal{X}$ – график бинарного отношения, подчиняющийся заданным аксиомам. В этом случае, если вместо имени базисного множества \mathcal{X} ввести конкретное множество, например, конечное множество X , а вместо \tilde{R} – конкретный график бинарного отношения R , удовлетворяющий аксиомам частичного квазипорядка или порядка, то мы в указанной ситуации получаем класс математических моделей, описываемых с помощью ориентированных графов. С помощью данных моделей удобно исследовать структуры таких реальных объектов, как организационно-штатные структуры организаций, структуры технологий управления объектами, топологические и технические структуры как сложных технических объектов (СТО), так и в целом развивающихся ситуаций (РС). Вводя еще ряд дополнительных аксиом [1], можно перейти от оргграфов к орпсевдографам, с помощью которых уже можно задавать конечные динамические системы (конечные автоматы), широко используемые при моделировании различных классов технических систем.

Пример 4.2. Рассмотрим *тернарную систему с двумя базисными множествами* \mathcal{X} и J . Конструкция основной ступени данного рода математической структуры имеет вид $\mathcal{X} \times \mathcal{X} \times J$. При конкретном задании множеств $\mathcal{X} = X$ и $J = Y$ на данной ступени могут быть построены отношения вида $r_2 = \langle R, Y, F \rangle$, где $R \subseteq X \times X$, $F: R \rightarrow Y$, $Y = R^1$ – множество вещественных чисел; при этом с помощью бинарного отношения R , задаются отношения между вершинами графа, а отображение F сопоставляет каждому ребру графа его числовую характеристику. Данный класс моделей относится к сетевым моделям и имеет широчайшее практическое применение в различных предметных областях. Отметим, что если в состав основной ступени данного рода математической структуры входит вероятностное пространство, то в этом случае уже можно построить различные виды стохастических сетевых моделей (цепи Маркова, модели систем массового обслуживания и т. п.).

В табл. 4.1 для примера приведены другие варианты реализации процедуры формирования ступеней шкалы множеств для случаев одного (\mathcal{X}) и двух (\mathcal{X}, J) *наименований базисных множеств* и выделены роды структур, для которых отношение, строящееся на данной ступени, является отображением. Далее при переходе к тем или иным классам систем (классам моделей) фиксируются свойства базисных множеств и соответственно вводятся

те или иные дополнительные ступени шкалы множеств и аксиомы, определяющие особенности конкретного класса систем (класса моделей). Для примера на рис. 4.1 приведена сводная классификационная схема свойств (аксиом), которые можно вводить на рассматриваемых ступенях шкалы множеств при построении конкретных систем (моделей систем), описываемых бинарными отношениями.

В табл. 4.1 $\text{card } X$ – мощность множеств X ; $\dim X$ – размерность множества X , Φ_0 , Φ_1 , Φ_2 – соответственно счетное, бесконечное и континуальное множество, M_{11} , M_{12} , ... и т. д. – наименования соответствующих классов моделей систем, полученных в результате реализации процедуры формирования ступеней шкалы множеств.

Табл. 4.1. Пример формирования классов моделей систем на основе структурно-математического подхода.

$\text{card } X$	$\dim X$	Конструкция основной ступени шкалы множеств								..
		$\chi \times \chi$	$\frac{\chi \times \chi}{X \rightarrow X}$	$\chi \times J$	$\frac{\chi \times J}{X \rightarrow Y}$	$\chi \times \chi \times \chi$	$\frac{\chi \times \chi \times \chi}{X \times X \rightarrow X}$	$\chi \times \chi \times J$	$\frac{\chi \times \chi \times J}{X \times X \rightarrow Y}$	
n	1	M_{11}	M_{12}	M_{13}	...	M_{15}	...	M_{17}	M_{18}	..
n	m	M_{21}	M_{22}	M_{27}	M_{28}	..
Φ_0	1	M_{31}	M_{38}	..
Φ_0	m	M_{41}	M_{48}	..
Φ_1	1	M_{51}	M_{58}	..
Φ_1	m	M_{61}	M_{62}	M_{67}	M_{68}	..
Φ_2	∞	M_{71}	M_{72}	M_{73}	M_{74}	...	M_{76}	M_{77}	M_{78}	..
...

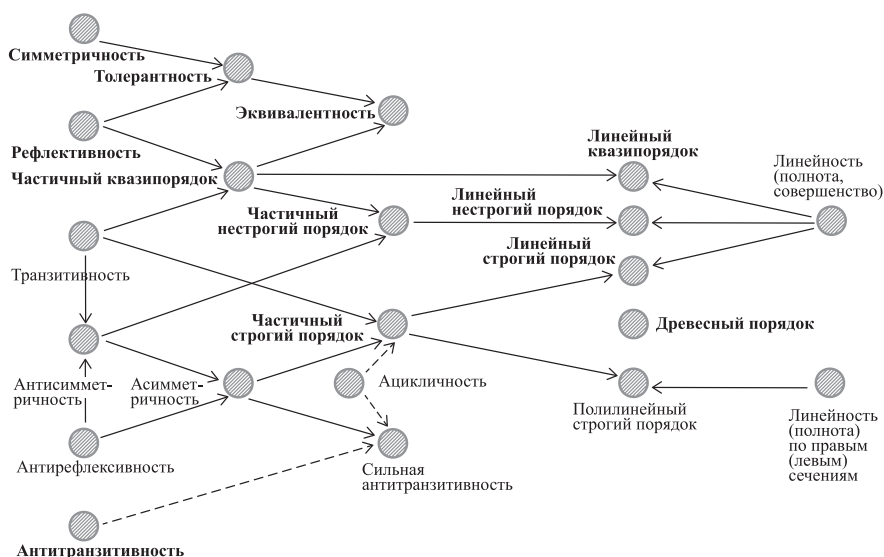


Рис. 4.1. Классификационная схема комбинированных свойств бинарных отношений.

Пример 4.3. Рассмотрим еще один вариант обобщенного описания взаимосвязанных классов моделей на примере моделей выбора в условиях неопределенности, базирующегося на концепциях структурно математического подхода, рассмотрим следующий вариант структуры выбора с мультипредпочтением [1]:

$$\{Q^{(\xi)}(s, (\Omega, F, \lambda_\mu)), \{\Delta_p^{(\xi)}(\omega)\}_{p \in \Xi_2}, \{\Delta_\eta^{0(\xi)}(\omega)\}_{\eta \in \Xi_3}, \{r_{i_1}^{\alpha(\xi)}(\omega)\}_{i_1 \in \Gamma_1}, \{r_{i_2}^{\beta(\xi)}(\omega)\}_{i_2 \in \Gamma_2}, (4.1) \\ \{W_l\}_{l \in \Phi_1}, \{\tilde{W}_k\}_{k \in \Phi_2}, \{F_v^{k(\xi)}(\omega)\}_{v \in \Gamma_3}\}_{\xi \in \Xi_1}.$$

$\{Q^{(\xi)}(s, (\Omega, F, \lambda_\mu))\}_{\xi \in \Xi_1}$ – множество исходных математических структур типов s , каждая из которых задает определенный класс моделей выбора $\xi \in \Xi_1$, Ξ_1 – множество номеров, используемых (конструируемых) классов моделей (например, математических, логико-алгебраических, логико-лингвистических моделей; статических, динамических моделей; детерминированных моделей и моделей, в которых учитываются факторы неопределенности и т.п.); $\omega \in \Omega$, где Ω – пространство элементарных событий (множество неопределенности);

ω – элементарное событие;

F – сигнатура;

$\sigma = \langle \Omega, F \rangle$ – алгебра событий;

λ_μ – мера, заданная на (Ω, F) , нижний индекс μ задает номер используемой меры (соответственно для вероятностного, статистического и нечетко-возможностного пространств);

$\{\Delta_p^{0(\xi)}(\omega)\}_{p \in \Xi_2}$ – связанная с множеством математических структур $Q^{(\xi)}(s, (\Omega, F, \lambda_\mu))$ совокупность базисных множеств элементов (альтернатив) выбора;

$\{\Delta_\eta^{0(\xi)}(\omega)\}_{\eta \in \Xi_3}$ – совокупность вспомогательных множеств альтернатив выбора, используемых, прежде всего, в задачах координационного выбора;

$\{r_{i_1}^{\alpha(\xi)}(\omega)\}_{i_1 \in \Gamma_1}$ – множество отношений предпочтения, используемых для выбора наилучших альтернатив с использованием математических структур выбора $\{Q^{(\xi)}\}_{\xi \in \Xi_1}$;

$\{r_{i_1}^{\alpha(\xi)}(\omega)\}_{i_1 \in \Gamma_1}$ – множество отношений, ограничивающих выбор в соответствии с конкретными условиями использования заданного объекта;

$\{W_l\}_{l \in \Phi_1}, \{\tilde{W}_k\}_{k \in \Phi_2}$ – схемы конструкций соответствующие l -й входной и k -й выходной ступеням шкалы множеств выбора, с использованием базисных множеств $\{\Delta_p^{0(\xi)}(\omega)\}_{p \in \Xi_2}$ с помощью операций взятия декартовых произведений и булеанов;

$\{F_v^{k(\xi)}(\omega)\}_{k \in \Gamma_3}$ – множество правил построения на выходных ступенях шкалы множеств выбора результирующих функций выбора и/или отношений предпочтения.

В формуле (4.1) нижние индексы и множества в каждой из ее компонент задают соответственно текущий номер и множество всех возможных номеров структур, отношений и правил. Так, например:

Φ_1 – множество номеров входных ступеней шкалы множеств выбора;

Φ_1 – множество номеров выходных ступеней шкалы множеств выбора;

Ξ_2 – множество номеров базисных множеств альтернатив выбора;

Ξ_3 – множество номеров вспомогательных множеств альтернатив выбора;

Γ_1 – множество номеров отношений предпочтения;

Γ_2 – множество номеров отношений, ограничивающих выбор.

Кратко остановимся на интерпретации основных элементов, входящих в состав предложенной обобщенной структуры выбора вида (4.1). Прежде всего, отметим, что при формулировке и решении задач выбора управляющих воздействий в сложных организационно-технических объектах в условиях неопределенности мы будем основываться на концепции системного моделирования, о которой речь пойдет далее.

Исходя из принятой классификации математических структур [1, 6, 8, 11], будем различать выбор на полностью определенных математических структурах и на математических структурах, с неопределенностью (вероятностные, статистические, нечеткие неслучайные, нечеткие вероятностные и нечеткие статистические структуры и их комбинации). Отличия задания каждой конкретной структуры с неопределенностью будут определяться заданием множеств Ω , F и меры λ_μ ($\mu = 1, 2, 3$). Для вероятностных структур ($\mu = 1$) мы имеем вероятностное пространство по Колмогорову, где вероятностная мера, удовлетворяющая соответствующей аксиоматике. Для статистических и нечетких структур ($\mu = 2, 3$) вместо пространства элементарных событий Ω и вероятностной меры P вводятся соответственно пространство наблюдений Y и пространство с нечеткой мерой, а также R – семейство вероятностных распределений (вероятностных мер) и нечетких мер [1].

Другим источником неопределенности при задании структуры выбора может быть неопределенность, возникающая при самой постановке задач выбора, т. е. неопределенность при задании множеств $\{\Delta_p^{0(\xi)}(\omega)\}_{\eta \in \Xi_2}$, $\{\Delta_\eta^{0(\xi)}(\omega)\}_{\eta \in \Xi_3}$, $\{r_{i_1}^{\alpha(\xi)}(\omega)\}_{i_1 \in \Gamma_1}$, $\{r_{i_2}^{\beta(\xi)}(\omega)\}_{i_2 \in \Gamma_2}$. Наиболее характерными при этом являются классы задач нечеткого выбора, выбора с неполной информированностью (четкого и нечеткого) и рандомизированного (четкого и нечеткого) выбора.

Анализ предложенной структуры выбора с несколькими отношениями предпочтения (мультипредпочтением) показывает, что задачи принятия решений, формулируемые в рамках данной структуры даже в условиях, когда отсутствует влияние неопределенных факторов, связанных с воздействием на систему внешней среды, содержат также специфическую неопределенность, проявляющуюся в необходимости согласовывать различные отношения предпочтения. Этот вид неопределенности иногда называют критериальной неопределенностью. Более того, можно показать, что задачи выбора с неопределенностью, вызванной воздействием возмущающих факторов, могут также рассматриваться и как задачи выбора с многими отношениями предпочтения. Так, например, в классических задачах стохастического программирования с одним предпочтением отношение предпочтения $g^\alpha(\omega)$ и представляющая его функция $f^\alpha: \Delta^{(\xi)} \times \Omega \rightarrow R^1$ могут, соответственно, рассматриваться как множество отношений предпочтения $\{r_\omega^\alpha\}_{\omega \in \Omega}$ и множество функций $\{f_\omega^\alpha \mid f_\omega^\alpha: \Delta^{(\xi)} \rightarrow R^1\}$. Это означает, что для решения задач выбора с одним отношением предпочтения в условиях неопределенности воздействия внешней среды могут быть привлечены методы решения задач выбора с многими отношениями предпочтения на одном базисном множестве Δ .

Центральная роль в решении указанных задач отводится согласующим правилам $\{F_v^{k(\xi)}(\omega)\}_{k \in G_3}$, обеспечивающим как преодоление критериальной неопределенности, так и учет информации об отношении ЛПР к различным ситуациям, связанным с управленческим риском.

В целом, приведенное выше обобщенное описание структуры выбора в условиях неопределенности и многокритериальности позволяет с единых позиций подойти к анализу и обоснованному выбору возможных путей решения частных задач выбора (оптимизации). Другими словами, используя данное обобщенное описание, можно на конструктивном уровне установить взаимосвязи между различными видами и родами моделей выбора, а также сравнить и упорядочить данные модели, что является весьма актуально в квалиметрии моделей и полимодельных комплексов (ПМК). Проиллюстрируем это на нескольких примерах, задавая различные варианты (схемы) формирования входных и выходных ступеней шкалы множеств, образуемых в рамках общей постановки задач выбора с мультипредпочтением в условиях неопределенности. При этом для конкретизации будем соответствующие задачи выбора описывать в терминах задач выбора управляющих воздействий в АСУ активными подвижными объектами (АПО) [12].

Вариант «а». В этом случае рассматривается структура выбора с одним базисным множеством альтернатив $\Delta^{(\xi)} = \Delta_1^{(\xi)}$, с n_1 входными ступенями ($\Phi_1 = \{1, \dots, n_1\}$) вида $W_l = \Delta^{(\xi)}$ ($l \in \Phi$) и одной выходной ступенью $\tilde{W}_k = \Delta^{(\xi)}$ ($k = 1, k \in \Phi_2$). Данному варианту задания структуры выбора соответствует обширный класс задач многокритериальной оптимизации на нерасчленном множестве альтернатив в детерминированных условиях либо в условиях неопределенности. При этом величина определяется конкретным содержанием каждой решаемой прикладной задачи. Применительно к такой сложной системе, как АСУ активные подвижные объекты (АПО) [10–12] n_1 есть не что иное, как общее число элементов и подсистем АСУ АПО, учитываемых в конкретной задаче подготовки и принятия решений, формулируемой в рамках данной системы.

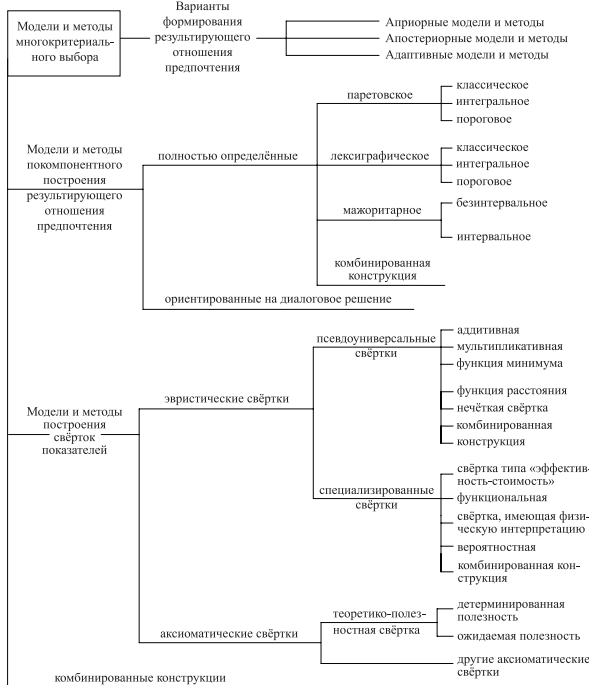


Рис. 4.2. Классификация моделей и методов решения задачи многокритериальной оптимизации в детерминированных условиях.

При этом величина определяется конкретным содержанием каждой решаемой прикладной задачи. Применительно к такой сложной системе, как АСУ активные подвижные объекты (АПО) [10–12] n_1 есть не что иное, как общее число элементов и подсистем АСУ АПО, учитываемых в конкретной задаче подготовки и принятия решений, формулируемой в рамках данной системы.

Для примера на рис. 4.2 и 4.3 соответственно

представлены классификации существующих методов и моделей решения задач многокритериальной оптимизации на нерасчленном множестве альтернатив в детерминированных условиях и в условиях стохастической неопределенности.



Рис. 4.3. Обобщенная классификация моделей и методов решения задач многокритериальной оптимизации в условиях стохастической неопределенности.

Вариант «б». Рассматривается структура выбора с n_1 базисными множествами вида $\Delta_p^{(\xi)} = \Delta_l^{(\xi)} (l \in \Phi_1 = \Xi_2 = \{1, \dots, n_1\})$.

$$n_1 - \text{входными степенями } W_l = \Delta_1^{(\xi)} \times \Delta_2^{(\xi)} \times \dots \times \Delta_{n_1}^{(\xi)} = \prod_{p=1}^{n_1} \Delta_p^{(\xi)};$$

$$n_1 - \text{выходными степенями } \tilde{W}_k = \Delta_k^{(\xi)} (k \in \Phi_1 = \{1, \dots, n_1\}).$$

Важнейшие классы задач выбора, связанные с заданием данного рода структуры, предполагают введение упорядочения на множестве выходных степеней. К такому классу задач относятся задачи каскадного, многоэтапного и игрового выбора с фиксированным числом шагов. В том случае, когда упорядочение не вводится, данная структура выбора соответствует бескоалиционному игровому выбору в детерминированных условиях либо в условиях неопределенности. В качестве частных вариантов в рамках данного класса структуры выбора могут рассматриваться также как антагонистические игры и игры с природой.

Вариант «в». В этом случае в структуру выбора входят базисных множеств $\Delta_{\rho}^{(\xi)} = \Delta_l^{(\xi)}$ ($l \in \Phi_1 = \Xi_2 = \{1, \dots, n_1\}$), вспомогательное базисное множество координирующих элементов выбора вида $\Delta_{\eta}^{0(\xi)} = \Delta_1^{0(\xi)}$ ($\eta = 1, \eta \in \Xi_3$), причем в общем случае этих множеств может быть несколько: $n_1 + 1$ входная ступень вида $W = \Delta^{0(\xi)} \times \Delta$ ($l = 1, \dots, n_1$), $W_0 = \Delta^{(\xi)} = \Delta_1^{(\xi)} \times \Delta_2^{(\xi)} \times \dots \times \Delta_{n_1}^{(\xi)}$ и $n_1 + 1$ выходная ступень вида $\tilde{W}_k = \Delta_k^{(\xi)}$ ($k = \rho = 1, \dots, n_1$), $\tilde{W}_0 = \Delta_1^{0(\xi)}$. Формально к данному классу задач относятся задачи многоуровневого (иерархического) координационного выбора в детерминированных условиях либо в условиях неопределенности. Применительно к АСУ АПО координирующим элементом в соответствующих задачах принятия решений может быть центральный пункт управления, основная задача которого состоит в согласовании деятельности пунктов управления отдельными классами АПО [8, 12].

Вариант «г». Рассматривается структура выбора, отличающаяся от предыдущего варианта структуры выбора (варианта «в») введением n_2 выходных ступеней вида

$$\tilde{W}_k = \Delta_{c_k}^{(\xi)} \times \dots \times \Delta_{d_k}^{(\xi)} = \prod_{\rho=c_k}^{d_k} \Delta_{\rho}^{(\xi)} \quad (k \in \Phi_2 = \{1, \dots, n_1\}, n_2 < n_1),$$

при построении которых предполагается разбиение множества индексов базисных множеств $\Xi_2 = \Phi_1 = \{1, \dots, n_1\}$ на непересекающиеся семейства подмножеств:

$$\Lambda = \{\Lambda_1, \dots, \Lambda_{n_2}\} = \{\{c_1, \dots, d_1\}, \{c_2, \dots, d_2\}, \dots, \{c_{n_2}, \dots, d_{n_2}\}\}.$$

Каждому Λ_k подмножеству соответствует k -я выходная ступень шкалы множеств выбора, имеющая конструкцию

$$\tilde{W}_k = \prod_{\rho=c_k}^{d_k} \Delta_{\rho}^{(\xi)}.$$

Математическая формулировка указанной задачи многокритериальной оптимизации своему содержанию соответствует обширному классу задач игрового выбора с не противоположными интересами (см. формулу (4.1)).

На рис. 4.4 представлена обобщенная классификация как задач игрового выбора при различной степени информированности игроков, в ней участвующих, так и методов решения данных задач. Можно показать, что, используя данный класс задач и соответствующий класс моделей, можно формально описать разнообразные ситуации, связанные с принятием управленческих решений в рамках предложенных выше вариантов структур выбора б, в, г.

Таким образом, общая постановка задач выбора в условиях неопределенности и многокритериальности, по сути, сводится к задаче построения соответствующего множества допустимых альтернатив и на основе сформулированной заранее либо в ходе интерактивного процесса результирующей функции выбора (функции полезности, отношения предпочтения) поиску такой конкретной альтернативы (альтернатив), при которой результирующая функция выбора принимает экстремальное значение.

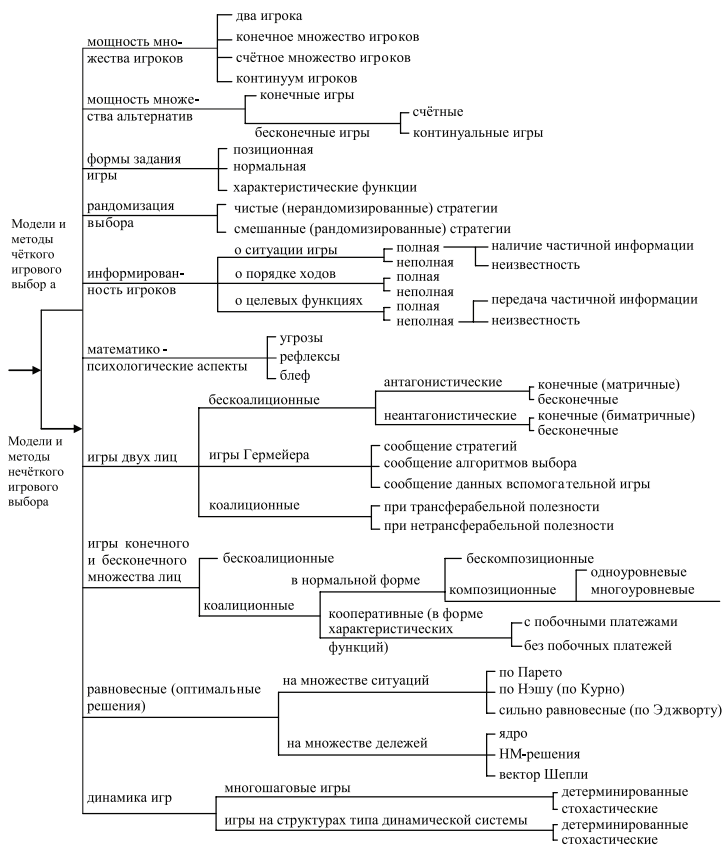


Рис. 4.4. Обобщенная классификация моделей и методов решения задач игрового выбора.

В работах [1, 8, 13–16] показано, что приведенная выше структура (4.1) позволяет с единых позиций подойти к анализу и обоснованному выбору возможных путей решения таких частных задач оптимизации, как задачи многокритериальной оптимизации, задачи игрового, каскадного, многоэтапного и группового выбора.

В конечном счете, в рамках концепции субъектно-объектного моделирования для решения задач выбора необходимо на основе практической реализации принципов внешнего дополнения и неокончательных решений привести в исходную постановку задачи такую информацию, которая позволит «снять» как критериальную, так и модельную неопределенность и свести решаемую задачу с неопределенностью к ее детерминированному эквиваленту. С этой целью субъектом (субъектами [10, 11]) выбираются принципы оптимального выбора, соответствующие конкретной задаче, выдвигаются различного рода гипотезы (в задачах игрового выбора, например, речь идет о гипотезах информированности игроков, порядке их действий и т. п.) [13].

Предложенная обобщенная структура выбора имеет большое прикладное значение, так как она позволяет на этапах концептуального модели-

рования предметной области и объектно-ориентированной спецификации обоснованно определить состав и структуру создаваемой интегрированной системы поддержки принятия решений, используемой при оценивании и управлении качеством моделей и полимодельных комплексов, состав и структуру запросов к соответствующей базе знаний моделей и полимодельных комплексов [8, 11].

4.1.2. Категорийно-функторный подход в квалитетрии моделей и полимодельных комплексов

Перечисленные ранее возможности структурно-математического подхода в еще большей степени расширяются при переходе к категорийно-функторной концепции, которую можно также положить в основу построения разрабатываемой квалитетрии моделей и ПМК. Категорийно-функторная концепция является ярким примером проявлений системного мышления как собственно в современной математике, так и в ее прикладных направлениях, связанных, прежде всего, с решением проблем системного моделирования. Теория категорий и функторов предоставляет современным исследователям конструктивные способы математического описания объектов через их соответствия (морфизмы), устанавливаемые между собой [1, 5, 6–8]. В этом случае свойства некоторого заданного математического объекта (в нашем случае моделей РС, СТО), которые обычно формируются через его внутреннюю структуру, достаточно конструктивно выражаются через свойства отображений этого объекта в однотипные с ним объекты.

Категории являются одним из наиболее удобных способов описания объектов (моделей) в рамках разрабатываемой теории (квалитетрии моделей), так как, *во-первых*, концептуальный уровень описания объектов данной теории должен быть инвариантен относительно способа описания внутренней структуры данных объектов, *во-вторых*, в категории объект принципиально целостен, так как не рассматривается его внутренняя структура. И, наконец, *в-третьих*, объекты приобретают свойства лишь в определенной категории и эти свойства объекта (модели) рассматриваются (проявляются) в сравнении с другими объектами.

Установление связи между различными категориями осуществляется посредством функторов. Введение функторов, как системы отношений между различными категориями (классами моделей), при правильном их выборе гарантирует непротиворечивость данных категорий (моделей) и согласуемость результатов исследований, проведенных на их основе. Таким образом, функторы позволяют сопоставлять объекты разных категорий, устанавливать между ними взаимосвязи. В ходе указанных процедур могут преследоваться следующие цели [1, 5, 7, 8]: выявление свойств различных классов объектов категорий (моделей) посредством функторных преобразований; сведение исследования объектов одного класса к исследованию объектов другого класса (например, строятся функторы из категории топологических пространств в категорию абелевых групп и колец, что позволяет решать топологические задачи алгебраическими методами [1, 7]); проведение совместного изучения результатов исследования различных категорий

(классов моделей); формирование новых категорий. Особое значение при этом имеет рассмотрение следующих двух видов функторов: **пренебрегающих функторов**, посредством которых осуществляется переход от категории, содержащей более сложные объекты к более простой категории, и **конструктивных функторов**, определяющих переходы в обратном направлении. Использование данных видов функторов позволяет при проведении системных исследований СТО (в том числе и АПО см. [12]) корректно выполнять такие операции со структурами данных объектов, как композиция (декомпозиция) и агрегирование (деагрегирование) [1, 6–9].

При проведении многомодельных исследований широкое использование также получила такая операция, выполняемая над функторами, как операция естественного преобразования функторов или, по-другому, **морфизм функторов**. На рис. 4.5 функтор S сопоставляет объектам A и A' и морфизму f категории P , объекты и морфизм категории L : образы $S(A)$, $S(A')$, $S(f)$.

Аналогично функтор F сопоставляет объектам A , A' и морфизму f категории P , другие объекты и морфизм категории L : объекты $F(A)$, $F(A')$ и морфизм $F(f)$. Так же как объекты $S(A)$, $S(A')$ связываются посредством морфизма $S(f)$, объекты $F(A)$ и $F(A')$ связываются посредством морфизма $F(f)$. В свою очередь, $S(A)$ и $F(A)$, $S(A')$ и $F(A')$ связываются соответственно посредством морфизмов h и h' . При этом для данных морфизмов только тогда будет выполняться условие морфизма функторов, когда диаграмма, составленная из отображений h , h' , $S(f)$, $F(f)$, будет коммутативной, т. е. при выполнении равенства $h' \circ S(f) = F(f) \circ h$.

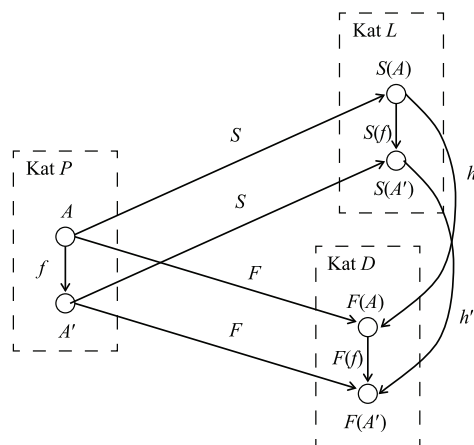


Рис. 4.5. Пример операции естественного преобразования функторов.

Пример 4.4. Проиллюстрируем возможности категориально-функторного подхода в квалиметрии моделей на упрощенном примере полимодельного описания задач анализа и синтеза технологии автоматизированного управления (ТАУ) заданным классом АПО [8, 12], концептуальная модель которого была приведена в [12]. Традиционно решение данных задач осуществляется на основе проведения соответствующей декомпозиции с привлечением как аналитико-имитационных моделей, так и экспертных знаний [17–24].

При этом формализация задач анализа и синтеза ТАУ чаще всего проводится с использованием графовых (сетевых) моделей, либо моделей линейного и целочисленного программирования. Результатом решения данных задач в этом случае являются допустимые последовательности выполнения операции взаимодействия с каждым АПО в отдельности. Однако, на практике при реализации ТАУ АПО необходимо учитывать ограничения, связанные с синхронностью выполнения ряда операций группами АПО, входящими в состав конкретного класса АПО, а также конфликтные ситуации, вызванные ограничениями в пропускной способности каналов управления СУ АПО [10, 17, 18]. Это обуславливает привлечение соответствующих логико-динамических моделей, позволяющих учесть перечисленные ограничения. Однако при таком полимодельном описании рассматриваемых задач остается открытым вопрос обеспечения согласованности и непротиворечивости результатов, полученных с использованием перечисленных моделей. Для конструктивного ответа на данный вопрос, базируясь на результатах, полученных в работах [7, 8], был предложен функториальный переход из категории оргграфов $Kat \Phi$, задающей структурные (статические) модели технологий выполнения работ (операция) с АПО, в категорию динамических моделей $Kat D$, описывающих собственно процессы выполнения взаимосвязанных операций, связанных с функционированием системы АПО. В этом случае конструирующий ковариантный функтор $G: \Phi \rightarrow D$ устанавливает соответствие как между вершинами графа $x_i \in Ob \Phi$ и динамическими моделями $d_i \in Ob D$, так и между ребрами графа $\langle x_p, x_j \rangle \in Mor_\Phi(X, X)$ и отображениями динамических моделей $\psi_{ij} \in Mor_D(G(\langle x_p, x_j \rangle))$, названными в [5, 6] отображениями сопряженности.

К настоящему времени предложено несколько вариантов формализации указанных отображений, среди которых можно отметить способы, основанные на введении логических функций, ступенчатых функций, фазовых и смешанных ограничений, заданных в виде равенств и неравенств [8]. Вместе с тем, перечисленные способы и соответствующие модели имеют целый ряд недостатков (критичности к размерности решаемых задач, трудности учета ряда ограничений, к числу которых относятся ограничения на неразрывность выполнения операций взаимодействия с АПО), затрудняющих их широкое использование на практике. Поэтому в работах [8, 17, 18] был предложен другой подход к формализации отображений сопряженности. Упрощенный вариант такой формализации может быть представлен в виде следующей модели:

$$\Delta = \left\{ \mathbf{u} \mid \dot{x}_i = \sum_{j=1}^m u_{ij}; \sum_{i=1}^n u_{ij}(t) \leq 1; \sum_{j=1}^m u_{ij} \leq 1; u_{ij}(t) \in \{0,1\}; \right. \\ \left. t \in (t_0, t_f] = T; x_i(t_0) = 0; x_i(t_f) = a_i; \right. \\ \left. \sum_{j=1}^m u_{ij} \left[\sum_{\alpha \in \Gamma_{i1}^-} (a_\alpha - x_\alpha(t)) + \prod_{\beta \in \Gamma_{i2}^-} (a_\beta - x_\beta(t)) \right] = 0; i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m \right\},$$

где $x_i(t)$ – переменная, характеризующая состояние выполнения операции взаимодействия D_i в момент времени t ;

a_i – заданный объем выполнения указанной операции;
 $u_{ij}(t)$ – управляющее воздействие, принимающее значение 1, если операция взаимодействия D_i выполняется с использованием B_j ресурса (подсистемы) системы управления (СУ) АПО, 0 – в противоположном случае;
 $\Gamma_{11}^-, \Gamma_{21}^-$ – множество номеров операций, непосредственно предшествующих и технологически связанных с операцией D_i с помощью логических операций И, ИЛИ (альтернативное ИЛИ);
 α и β – элементы соответствующих множеств;
 $T = (t_0, t_f]$ – интервал времени, на котором рассматривается функционирование СУ АПО;
 t_0, t_f – начальный и конечный моменты интервала времени.

В разделе 6 монографии, а также в работах [8, 17] рассматриваются возможные варианты детализации указанной модели для различных предметных областей. Анализ показывает, что предложенные модели согласно разделу 1 монографии относятся к классу СФО моделей. При этом, как будет показано в разделе 6, базирясь на данном логико-динамическом описании можно решить ряд важных системотехнических задач, связанных с синтезом (оптимизацией) параметров самих моделей как существующих, так и разрабатываемых объектов.

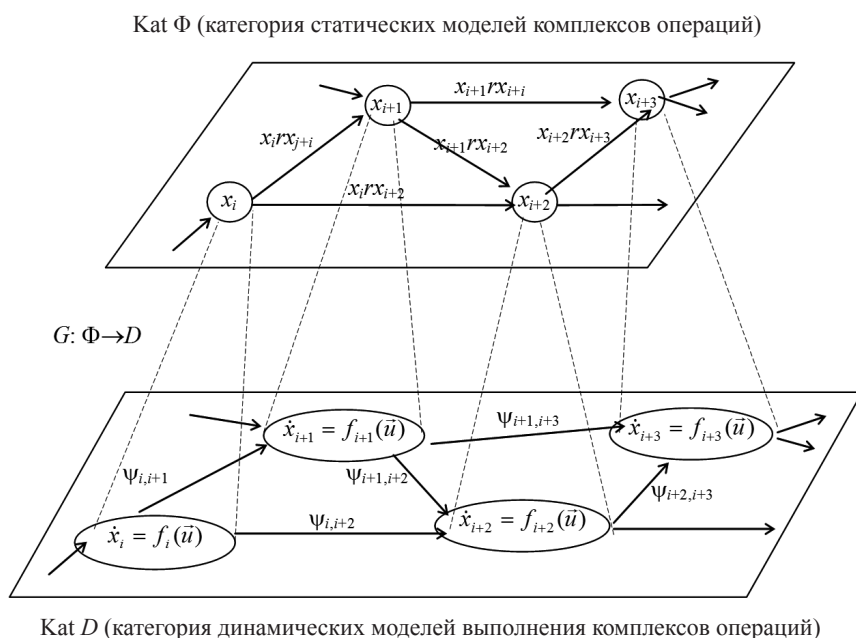


Рис. 4.6. Графическая иллюстрация функториального перехода из категории орграфов $Kat \Phi$ в категорию динамических моделей $Kat D$.

В рамках предложенной формализации проверка условий функториальности преобразования орграфа в динамическую модель может, например, базироваться на анализе результатов транзитивного замыкания бинарных

отношений, задающих в каждой из моделей очередность следования операций в СУ АПО. Для статической графовой модели проверка данных условий не вызывает особых затруднений и сводится к выполнению простейших действий с матрицей смежности. Для динамической модели данная проверка требует проведения специальных преобразований ее структуры [22]. Проведенные исследования показали, что в рамках предложенного варианта полимодельного описания функционирования СУ АПО выполняются не только условия функториальности, но и условия общности положения отображений сопряженности [8, 19]. Это открывает широкие перспективы использования достижений современной теории управления при решении проблем структурно-функционального синтеза РС [8]. В разделе 6 на ряде примеров будет проиллюстрирована конструктивность рассматриваемого подхода применительно к решению задач планирования работы наземного комплекса управления (НКУ) космическими аппаратами.

В заключение следует еще отметить, что подобные функториальные преобразования были проведены применительно к другим классам сетевых динамических моделей, к которым мы, в первую очередь, относим: модели системной динамики [13–15], логико-динамические системы [19–21], сети Петри [24], динамические модели выполнения комплексов операций [18]. Проведенные исследования показали, что перечисленные модели позволяют формально описывать и решать лишь ограниченный спектр задач анализа, мониторинга и управления состояниями СТО. В этом случае центральную роль должна играть предлагаемая авторами работ [8, 23] обобщенная *G*-модель, которая обеспечивает на концептуальном, модельно-алгоритмическом, информационном и программном уровнях детализации согласование математических (аналитико-имитационных) моделей управления структурной динамикой сложных динамических объектов с их логико-алгебраическими и логико-лингвистическими аналогами (моделями), построенными на основе интеллектуальных информационных технологий.

Обобщенная *G*-модель построена на основе комбинирования математического аппарата сетей Петри с логико-динамическими моделями программного управления комплексами операций и структурами. В последние годы сети Петри завоевали широкое признание, прежде всего, как удобный и наглядный инструмент описания моделей многоуровневых процессов параллельного, потокового, пространственно-распределенного, асинхронного преобразования информации. В отличие от традиционно используемых в этом случае автоматов, сети Петри позволяют формализовать множество разнотипных объектов и происходящих в них процессов на основе установления локальных (распределенных) отношений между компонентами в соответствующих моделях и отслеживания локальных (распределенных) изменений состояний во всей системе моделей преобразования и обработки информации.

Анализ публикаций по указанной тематике показывает, что к настоящему времени для данных моделей разработаны и реализованы разнообразные инструментальные средства, позволяющие осуществлять автоматическое либо автоматизированное преобразование сетей, их конструирование и анализ. Данные преобразования базируются на нормальном представлении

подкласса сетей Петри (регулярных сетях) и их обобщениях (структурированных сетях), основанных, в свою очередь, на алгебре регулярных сетей, разработанных В. Е. Котовым. Ранее выполненные исследования показывают, что, используя сети Петри, можно на конструктивном уровне осуществить интеграцию таких важнейших классов моделей подготовки и принятия решений, как: вычислительные модели, используемые для описания алгоритмов оперативного управления режимами работы данных сложных объектов; экспертные модели для описания управляющей деятельности диспетчеров указанных объектов; а также диалоговые модели для описания человеко-машинного взаимодействия в рассматриваемых системах.

Поэтому было предложено обобщенное описание исследуемых объектов, основанное на введении категории динамических альтернативных системных графов с перестраиваемой структурой [8, 20]. В рамках данного формального описания удастся объединить и связать все ранее перечисленные классы динамических моделей. Указанное объединение моделей уже сейчас открывает перспективы проведения междисциплинарных исследований, в рамках которых возможно взаимообогащение перечисленных прикладных теорий управления интересными научными и практическими результатами, полученными в каждой из них [8, 18].

В качестве примера рассмотрим упрощенный вариант динамической интерпретации сети Петри с помощью разработанной дискретной логико-динамической системы (ДЛДС). При указанной интерпретации сети Петри предполагается, что величина каждой i -й компоненты вектора состояния ДЛДС вида $x[l] = \|x_1[l], x_2[l], \dots, x_n[l]\|^r$, $l = 1, \dots, N$ (l – текущий номер шага, момент времени) численно равна суммарному числу меток в p_i позиции в исходной сети Петри, а каждому t_j переходу сопоставляется управляющее воздействие $u_j[l] \in \{0, 1\}$, принимающее значение 1, если t_j переход срабатывает на шаге l , 0 – в противоположном случае. Кроме того, при срабатывании каждого разрешенного перехода перемещение меток из одной позиции в другую осуществляется не мгновенно, а с фиксированной длительностью (шагом). В этом случае уравнения, описывающие динамику смены маркировок в рассматриваемой сети Петри могут быть заданы в виде следующих рекуррентных соотношений:

$$x_i(l) = x_i(l-1) + \sum_{\beta \in \Gamma_i^-} k_\beta u_\beta(l) - \sum_{\alpha \in \Gamma_i^+} k_\alpha u_\alpha(l), \quad (4.2)$$

где k_β , k_α – кратность ребер, соединяющих соответственно t_β переходы с p_i позицией и p_i позицию с t_α переходами; Γ_i^- , (Γ_i^+) – множество номеров входных (выходных) переходов p_i позиции. Наряду с (4.2) необходимо в ДЛДС задать ограничения, описывающие структуру сети Петри, логику срабатывания переходов. Указанные ограничения могут быть представлены в следующем виде:

$$u_\alpha(l) \sum_{i \in I_\alpha} \prod_{\xi=k_i}^{s_i} (\xi - x_i(l-1)) = 0, \quad (4.3)$$

$$\sum_{\alpha \in \Gamma_i^+} k_{\alpha} u_{\alpha}(l) \leq x_i(l-1), \quad (4.4)$$

$$u_{\alpha}(l) \sum_{v \in J_{\alpha}} x_v(l-1) = 0, \quad (4.5)$$

где $s_i = \max x_i(l)$, $l = 1, \dots, N$ – максимально возможное число меток, которое может находиться в i -й позиции;

$I_{\alpha}(J_{\alpha})$ – соответственно множество номеров входных позиций (выходных позиций со сдерживающими дугами) для t_{α} перехода.

Наряду с (4.2)–(4.5) следует задать начальную и конечную (требуемую) маркировку сети Петри $\mathbf{x}(0)$, $\mathbf{x}(N)$; показатель качества функционирования сложных объектов $F = \sum_{l=1}^N g_l(\mathbf{x}(l-1), \mathbf{u}(l))$, где $g(\cdot, \cdot)$ – заданные функции.

Необходимо отметить, что предложенный подход к формализации процессов функционирования сложных объектов применим в тех случаях, когда указанные процессы описываются разноцветными временными сетями Петри. Основная особенность предлагаемой динамической интерпретации сетей Петри состоит в том, что необходимо таким образом задавать соотношения (4.2)–(4.5), чтобы обеспечивалась целочисленность значений компонент вектора состояния и управлений в построенной ДДС на каждом шаге $l = 1, \dots, N$.

К настоящему времени на основе предложенной динамической интерпретации процессов решения задач теории расписаний и соответствующей динамической интерпретации процессов функционирования сетей Петри удалось решить целый ряд важных научных и прикладных задач [8, 23]. Анализ показывает, что разработанные алгоритмы поиска оптимальных расписаний и соответствующие планы функционирования средств можно использовать для поиска оптимальных правил срабатывания переходов в сетях Петри, оценивании достижимости заданной маркировки сети Петри [8, 23, 24]. С другой стороны, при решении разнообразных задач теории расписаний, задач структурно-функциональной разработки программ управления развивающихся ситуаций, используя математический аппарат сетей Петри, можно проводить конструктивное оценивание временной и емкостной сложности соответствующих алгоритмов оптимизации, поиск диспетчерских планов (первых приближений) в задачах оптимального программного управления комплексами операций [8, 17]. Кроме того, предложенный комплекс динамических моделей можно использовать для оценивания и выбора наилучших технологий системного моделирования заданного класса СТО. Рассматриваемую динамическую интерпретацию сетей Петри также можно использовать при согласовании результатов, полученных на математических и вычислительных моделях.

4.2. Системное моделирование сложных объектов: основное содержание, особенности реализации и перспективы развития

4.2.1. Содержание и особенности организации и проведения системного моделирования сложных объектов

Анализ многочисленных исследований проблем, связанных с имитационным моделированием (ИМ), показывает, что его целесообразно использовать в следующих случаях [9, 25–31]:

1) когда не существует законченной математической постановки задачи либо еще не разработаны соответствующие аналитические методы решения задачи;

2) аналитические методы существуют, но они столь сложны (с точки зрения времени реализации на ЭВМ, затрат оперативной памяти ЭВМ и т. п.), что имитационное моделирование дает более экономичный и простой способ получения решения задачи. Кроме того, отказ от аналитических методов возможен и из-за высоких требований, предъявляемых к профессиональной подготовке лиц, которые должны использовать указанные методы при решении практических задач;

3) когда необходимо осуществить прогноз и наблюдения за ходом исследуемого сложного процесса в течение длительного интервала времени либо требуется осуществить ретроспективный анализ ранее имевших место событий и явлений. Например, моделирование Синопского морского сражения, военных действий в годы Великой Отечественной войны;

4) при моделировании таких явлений, где натурный эксперимент в реальных условиях невозможен, например, моделирование военных действий с применением ракетно-ядерного оружия;

5) когда необходимо моделировать процессы, протекающие в системах в различных масштабах времени: ускоренном либо замедленном.

Кроме того, имитационное моделирование находит широкое применение в тренажерных системах для отбора, подготовки и контроля за деятельностью операторов и лиц, принимающих решение (ЛПР), в различных звеньях системы управления СЛО.

Вместе с тем, следует также подчеркнуть, что несмотря на то, что ИМ на ЭВМ является мощным инструментом исследования сложных и больших систем, его применение в «чистом» виде целесообразно не во всех случаях. Это связано с целым рядом недостатков, которые присущи данному методу. К ним в первую очередь следует отнести [9, 29, 30, 32, 33]:

1) частный эвристический характер решений, которые находятся с помощью имитационной модели, так как они соответствуют фиксированным элементам структуры, алгоритмам поведения и значениям параметров системы, начальным условиям и воздействиям внешней среды. В общем случае доказательство полноты, замкнутости и непротиворечивости результатов, получаемых с помощью имитационных моделей, затруднительно;

2) большие временные и стоимостные затраты на программирование, отладку, проведение машинных экспериментов, разработку соответствующего информационного обеспечения;

3) трудности интерпретации полученных результатов, интуитивный характер оценок, касающихся рационального управления системой при имитационном моделировании;

4) отсутствие хороших методически обоснованных принципов построения имитационных моделей для широкого класса сложных и больших систем.

Указанные недостатки привели к необходимости совместного использования аналитических и имитационных моделей, т. е. переходу к концепции системного моделирования (СМ) [8, 25, 27].

Концепция и технологии СМ на первом этапе своего существования в нашей стране и за рубежом (70–80-е гг. прошлого века) наиболее полно были реализованы в рамках так называемых **имитационных систем** (ИМС), в которых достигается глубокое сочетание имитационных и аналитических подходов к моделированию, всестороннее использование возможностей математики, ЭВМ и творческого мышления человека [31].

В настоящее время под **ИМС** понимается специальным образом организованный моделирующий комплекс, состоящий из следующих элементов: а) ИИМ (иерархии имитационных моделей), отражающих определенную проблемную область; б) аналитических моделей (АМ) (иерархии аналитических моделей), дающих упрощенное (агрегированное) описание различных сторон моделируемых явлений; в) информационной подсистемы, включающей базу (банк) данных, а в перспективе базу знаний, основанную на идеях искусственного интеллекта; г) системы управления и сопряжения, обеспечивающей взаимодействие всех компонент системы и работу с пользователем (лицом, принимающим решения) в режиме интерактивного диалога [8, 31].

Таким образом, **первая** и, пожалуй, самая **главная особенность** СМ СЛО состоит в необходимости в процессе моделирования осуществлять согласование (координацию) на концептуальном, модельно-алгоритмическом, информационном и программном уровнях используемых моделей, методов и алгоритмов.

При этом, в общем случае, наряду с собственно модельным согласованием при решении задач анализа и синтеза СЛО должно проводиться межмодельное и (или) внутримодельное согласование целевых функций (показателей эффективности, показателей качества, целевых функций и т. п.), с помощью которых проводится сравнение и выбор альтернативных решений [10, 11, 32–34]. Применительно к такому широко распространенному виду СМ, как аналитико-имитационное моделирование (АИМ), следует отметить, что выбор принципов, методов, моделей и алгоритмов согласования указанных моделей в каждом конкретном случае определяется целями проводимых исследований. Так, например, при решении одних классов задач АМ целесообразно использовать (на алгоритмическом уровне) внутри ИМ для поиска допустимых вариантов изменения экзогенных переменных (рис. 4.7) [35]. В другом случае, наоборот, ИМ используют для уточнения релаксированных решений, полученных на АМ (рис. 4.8) [9, 25].

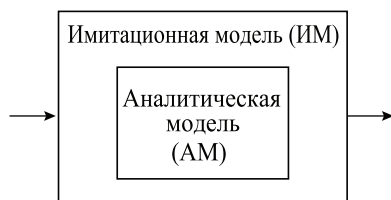


Рис. 4.7. Первый вариант взаимодействия АИМ.

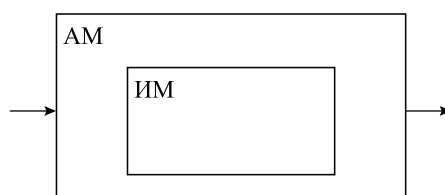


Рис. 4.8. Второй вариант взаимодействия АИМ.

Указанное включение одного класса моделей в качестве блока в состав другого класса моделей можно использовать при большой частоте численных реализаций сравнительно малоразмерных решаемых задач, которые ввиду отлаженности процедур не требуют участия ЛПР и осуществляются в автоматическом режиме. На рис. 4.9 показаны другие возможные схемы взаимодействия аналитических и имитационных моделей.

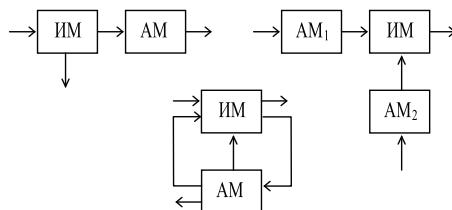


Рис. 4.9. Третий вариант взаимодействия АИМ.

Проиллюстрируем на отдельных примерах возможные схемы взаимодействия разнородных моделей. В задачах проектирования таких СЛО, как сложные технические системы (СТС), моделируемая система и соответствующая целевая функция, количественно оценивающая эффективность ее функционирования, задаются, как правило, с помощью ИМ. При этом задача синтеза технической структуры системы формулируется следующим образом [32, 33]:

$$f(\mathbf{x}) \rightarrow \text{extr}_{\mathbf{x} \in \Delta_\beta} \quad (4.6)$$

где $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ – вектор системотехнических параметров проектируемой системы;

Δ_β – множество допустимых значений вектора \mathbf{x} , $f(\mathbf{x})$ – обобщенная целевая функция, в состав компонент которой входят частные показатели, количественно оценивающие такие свойства системы, как надежность, живучесть, оперативность, ресурсоемкость и т. п. Трудность решения данной задачи состоит в том, что размерность x при создании достаточно сложных СТС очень велика.

Так, например, в работе [33] было показано, что при проектировании современного самолета перед конструктором стоит задача выбора нескольких

сот (а иногда и тысяч) конструктивных параметров. Методы поиска экстремума целевой функции, основанные на проведении направленных имитационных экспериментов, в данном случае оказываются неприемлемыми. Поэтому вместо глобальной целевой функции $f(\mathbf{x})$ в работах [27, 29] было предложено вводить набор частных показателей эффективности функционирования СлО и соответствующих АМ, отражающих различные стороны ее поведения. Так, например, в [32, 33] было выделено m таких моделей вида,

$$f_i(\mathbf{x}^{(i)}) \rightarrow \text{extr}_{\mathbf{x}^{(i)} \in \Delta_\beta^{(i)}}, \quad (4.7)$$

где $\mathbf{x} = \|\mathbf{x}^{(1)m} \mathbf{x}^{(2)m} \dots \mathbf{x}^{(m)m}\|^m$, $\mathbf{x} = \|\mathbf{x}_1^{(i)} \mathbf{x}_2^{(i)} \dots \mathbf{x}_{L_i}^{(i)}\|^m$.

Проводя данную декомпозицию, необходимо стремиться к тому, чтобы число m не было велико ($m \ll n$), каждый вектор $\mathbf{x}^{(i)}$ являлся подвектором вектора \mathbf{x} , а число компонент $\mathbf{x}^{(i)}$ было бы значительно меньше числа компонент вектора \mathbf{x} . При указанной декомпозиции выдвигается гипотеза о том, что экстремум в исходной задаче достигается в одной из точек множества недоминируемых альтернатив (множества Парето), определяемых в результате решения частных оптимизационных задач.

Тогда решение задачи (4.7) заменяется решением следующей совокупности задач:

$$f(\mathbf{x}(\boldsymbol{\alpha})) \rightarrow \text{extr}_{\boldsymbol{\alpha} \in \{\mathbf{x} | \mathbf{x}(\boldsymbol{\alpha}) \in \Delta_\beta\}}, \quad (4.8)$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i f_i(\mathbf{x}^{(i)}) \rightarrow \text{extr}_{\mathbf{x}^{(i)} \in \Delta_\beta^{(i)}}, \quad \alpha_i \geq 0; \quad \sum_{i=1}^m \alpha_i = 1; \quad \boldsymbol{\alpha} = \|\alpha_1, \dots, \alpha_m\|^m. \quad (4.9)$$

При фиксированном векторе $\boldsymbol{\alpha}$ на АМ решается задача (4.7) и находится соответствующий вектор $\mathbf{x} = \mathbf{x}(\boldsymbol{\alpha})$. Ввиду того, что размерность вектора $\boldsymbol{\alpha}$ мала, становится возможной постановка серии прямых машинных экспериментов на исходной ИМ [34]. Для этого в ИМ вводятся полученные на аналитических моделях значения вектора $\mathbf{x}(\boldsymbol{\alpha})$, соответствующие фиксированному значению $\boldsymbol{\alpha}$, и осуществляется проведение машинных экспериментов, направленных на поиск $\boldsymbol{\alpha}_{\text{опт}}$. Данная задача в силу того, что $m \ll n$, качественно проще исходной (4.6). В рассмотренном примере вектор явился параметром согласования результатов, полученных на АМ с данными, вводимыми в ИМ.

Широкое распространение аналитико-имитационный подход получил и при решении задачи синтеза организационно-технической структур СлО. Типовая задача синтеза данных структур чаще всего формулируется в терминах задач математического программирования вида

$$\left. \begin{aligned} f_0(\mathbf{x}) &\rightarrow \text{extr}_{\mathbf{x} \in \Delta}, \\ \Delta &= \{\mathbf{x} | f_i^{(A)}(\mathbf{x}) \leq 0, i \in I; \phi_j^{(u)}(\mathbf{x}) \leq 0, j \in J\}, \end{aligned} \right\}$$

где $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$ – вектор, описывающий набор структурных параметров создаваемой системы; f_0 – целевая функция (в общем случае, набор целевых функций), с помощью которой оценивается эффективность работы системы при заданном наборе параметров (в качестве показателей эффективности

функционирования СЛО могут рассматриваться показатели, с помощью которых проводится оценивание внешних эффектов, создаваемых СЛО, а также показатели, позволяющие оценивать затраты различных видов ресурсов, необходимых для функционирования СЛО; $f_i^{(A)}(\mathbf{x})$ – ограничения на значения параметров системы, заданные аналитически; $\varphi_i^{(u)}(\mathbf{x})$ – ограничения, заданные алгоритмически (через ИМ). К числу последних ограничений чаще всего относят пространственно-временные ограничения, ограничения, с помощью которых задаются варианты воздействия внешней среды на систему [34, 35]. В этом случае, в зависимости от способа задания целевой функции и множества допустимых альтернатив, могут быть предложены несколько схем взаимодействия АМ и ИМ (рис. 4.10).

На рис. 4.10 приняты следующие обозначения:

- ОМ – аналитическая оптимизационная модель;
- ИМ – имитационная модель;
- АН – анализ полученных результатов (проводимый автоматически либо с привлечением ЛПР);
- K – коррекция полученных решений;
- $\Delta^{(A)}$, $\Delta^{(u)}$ – множества (либо подмножество) допустимых альтернатив, заданные соответственно аналитически и алгоритмически;
- $f_0^{(A)}$, $\varphi_0^{(u)}$ – целевые функции, заданные аналитически и алгоритмически.

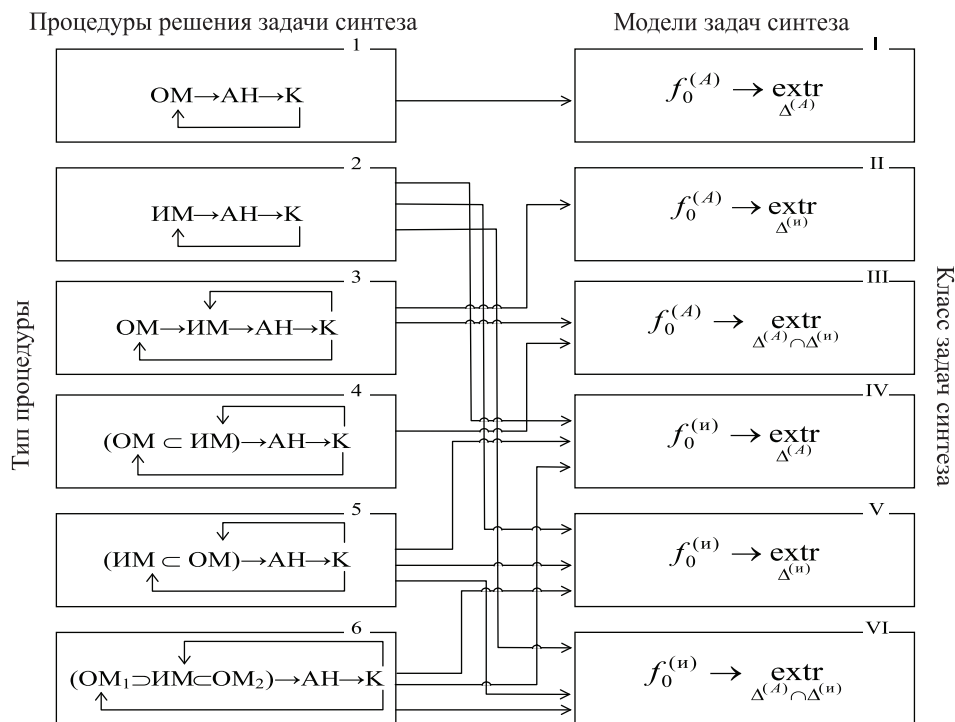


Рис. 4.10. Возможные варианты согласования аналитических и имитационных моделей при структурно-функциональном синтезе облика СТС [35].

В работах [34–35] было показано, что в зависимости от класса модели могут быть использованы различные процедуры согласования АМ и ИМ для поиска оптимального варианта структуры СдО, отличающиеся друг от друга способом генерации вариантов структуры, правилами проверки алгоритмически и аналитически заданных ограничений, способом перехода к следующему шагу.

В работах [25–27] приведены примеры других вариантов многокритериального аналитико-имитационного межмодельного согласования, осуществляемого путем задания множества Парето с помощью основополагающей большеразмерной многокритериальной модели дискретной оптимизации, сужения этого множества на основе машинного анализа его свойств и введения соответствующей информации в ходе интерактивной процедуры, выполняемой ЛПР, лицом, обосновывающим решения (ЛОР) с ЭВМ. Паретовский принцип согласования при условии дополнения его положениями о сужении множества Парето создает наиболее благоприятные возможности для принятия всесторонне обоснованных решений, основывающихся на анализе поведения различных показателей эффективности внутри этого множества. При этом важное значение имеет правильная разработка стратегии сужения множества В. Парето с привлечением компетентных специалистов и математических моделей: аналитических и имитационных [1, 13, 36].

В работах [8, 36] предложен методологический подход снятия критериальной неопределенности при оценивании эффективности выполнения производственных планов судостроительных предприятий, вызванной многообразием лингвистически заданных показателей эффективности. Дополнительная привносимая ЛПР информация о его предпочтениях представлена продукционными моделями и обрабатывается с использованием параметрических нечетких мер и методами теории планирования эксперимента. Использование предлагаемого подхода позволяет полнее учитывать знания ЛПР о критериях достижения поставленной цели, осуществлять вычисление комплексных оценок эффективности, гибко оценивать достоинства и недостатки сравниваемых производственных планов.

Выше были приведены примеры согласования аналитических и имитационных моделей на концептуальном и алгоритмических уровнях. Вопросы согласования данных классов моделей на информационном и программном уровне должны решаться каждый раз с учетом конкретно выбранной для моделирования схемы базы данных, соответствующих программных средств. Данные вопросы подробно изложены в литературе [23, 25, 27, 28].

Преимущества совместного использования АМ и ИМ при комплексном исследовании СлО проявляются не только на этапе планирования машинных экспериментов и их СМ, но и при обработке и анализе результатов машинных экспериментов. Так, например, если существует корреляционная связь между результатами моделирования на упрощенной АМ и точной ИМ, то в этом случае можно добиться значительного уменьшения числа реализаций ИМ для достижения заданной точности полученных оценок эндогенных переменных. Поэтому в настоящее время интенсивно разрабатываются комбинированные (аналитико-имитационные) методы определения вероятностных характеристик систем [37, 38].

Анализ показывает, что каждый из перечисленных вариантов методик организации СМ на основе АМ и ИМ имеет свои преимущества и недостатки, а их выбор определяется спецификой конкретной предметной области, где функционирует СЛО, ее ограничениями, а также поставленными целями исследований. Более подробный анализ вопросов согласования АИМ СЛО проведен в работах [10, 11] в рамках исследуемых в них проблем теории оценивания качества моделей и полимодельных комплексов (квалиметрии моделей и полимодельных комплексов).

Рассматривая возможные конкретные пути согласования математических (аналитико-имитационных) моделей принятия решений с их логико-алгебраическими и логико-лингвистическими аналогами (моделями), построенными на основе ИИТ, мы будем, прежде всего, ориентироваться на результаты, полученные к настоящему времени в области гибридного моделирования (ГМ), которое является одной из разновидностей СМ. Рассматривая указанный вид моделирования, следует подчеркнуть, что оно в значительной мере базируется на комбинированном использовании таких современных информационных технологий, как: технологии экспертных систем (Expert Systems) или систем, основанных на знаниях (Knowledge-Based Systems); технологии нечеткой логики (Fuzzy Logic); технологии искусственных нейронных сетей (Artificial Neural Networks); технологии вывода, основанного на прецедентах (Case Based Reasoning, CBR); технологии естественно-языковых систем и онтологиях; технологии ассоциативной памяти; технологии когнитивного картирования и операционного кодирования; технологии эволюционного моделирования; технологии мультиагентного моделирования [8, 19, 23, 39–44].

Имеющийся технологический разрыв между бионическим интеллектом искусственных нейронных сетей (ИНС) и интеллектом систем логического вывода в настоящее время уменьшают гибридными интеллектуальными технологиями (ГИТ), называемыми мягкими вычислениями [21], на основе создания fuzzy-neuro-genetic информационных технологий и инструментальных средств. Мягкие вычисления реализуются соответствующей мягкой интеллектуальной системой, в которой должны гармонично сочетаться технологии управления неопределенностью, технологии обучения и самоорганизации.

Типовая процедура функционирования указанной системы включает в себя [39, 40]: преобразование входных параметров (ситуаций) в нечеткое представление; извлечение знаний, представленных в виде продукций ЕСЛИ, ТО из нечеткой обучающей выборки с помощью нейронной сети; оптимизацию структуры продукционных правил с помощью генетического алгоритма. Таким образом, за счет комплексирования перечисленных ИИТ нечеткие нейронные сети обучаются как нейронные сети, но их результаты объясняются как в системах нечеткого вывода. Возможны также варианты обучения нейронных сетей корректировкой уже обученных сетей с использованием генетических алгоритмов (ГА) [40–42]. Достоинством такого взаимодействия ИИТ является то, что, в отличие от метода обратного распространения ошибки, ГА мало чувствительны к архитектуре сети. В целом, по результатам исследований, выполненных в области гибридных

интеллектуальных систем, предложено несколько направлений интеграции рассматриваемых методов и технологий, которые представлены в табл. 4.1.

Табл. 4.1. Виды гибридных систем.

Метод вычислительного интеллекта и интеллектуальные системы на его основе	Комбинация		
	из двух методов	из трех методов	из четырех методов
Системы нечеткого вывода Fzelips 6.04 Matlab	Нечеткие нейронные сети	Нечеткие нейронные вероятностные сети	Нечеткая вероятностная нейронная сеть с использованием генетического алгоритма (*)
Нейронные сети Neurosolution 4.0	Системы нечеткого и вероятностного вывода Gugu	Вероятностные нейронные сети с использованием генетического алгоритма (*)	—
Вероятностные рассуждения. Экспертная система Prospector	Системы нечеткого вывода с использованием генетического алгоритма	Нечеткие нейронные сети с использованием генетического алгоритма Fungen 1.2	—
Генетические алгоритмы Professional Version 1.2	Вероятностные нейронные сети Trajan 2.1 Matlab	Системы нечеткого вероятностного вывода с использованием генетического алгоритма (*)	—
NeuroGenetic Optimezer	Нейронные сети с использованием генетических алгоритмов		
	—	—	
	Системы вероятностного вывода с использованием генетических алгоритмов	—	—

Примечание. (*) – данный знак в таблице указывает, что соответствующий гибрид не создан или не описан в научной литературе.

Необходимо подчеркнуть [8, 44], что рассматриваемая интеграция предлагаемых моделей, методов и технологий в рамках СМ осуществляется на глубинном, а не внешнем уровне, когда различные блоки системы реализуют какой-то один метод решения интеллектуальных задач и взаимодействуют между собой. Глубинный уровень объединения предполагает создание новых методов, использующих на конструктивном (формальном) уровне описания концепты и отношения объединяемых базовых методов.

Наряду с *первой особенностью системного* моделирования СЛО, заключающейся в необходимости глубинного согласования используемых моделей, *вторая особенность* СМ СЛО состоит в обязательном оценивании корректности согласования разнотипных моделей, а также проведении предварительного анализа существования решения соответствующих задач

моделирования. Необходимость исследования такого рода задач является своего рода платой за полноту и адекватность представления СлО полимодельным комплексом.

Рассмотрим на конкретных примерах, как может быть решен рассматриваемый класс задач. В автоматизированной имитационной системе, построенной на базе агрегативного подхода, согласование АМ и ИМ различной степени детализации осуществляется с использованием операторов сопряжения R [27]. До последнего времени математический аппарат исследования схем взаимодействия агрегатов (имитационных моделей) был разработан весьма слабо. Однако в работах [1, 5, 27, 45] было показано, что произвольной схеме сопряжения элементов СлО может быть поставлен в соответствие некоторый геометрический объект, состоящий из правильно соединенных друг с другом симплексов (симплициальных комплексов). С этой целью каждый элемент СлО заменяют симплексом, размерность которого равна числу контактов, инцидентных этому элементу, а вершины симплексов, соответствующих сопряженным контактам, отождествляются (склеиваются).

Основное достоинство такого перехода состоит в том, что вопросы о структурных свойствах взаимосвязи ИМ в этом случае трансформируются в вопросы об алгебраических свойствах групп гомологии $\{H_i(S)\}$, которые соответствуют симплициальному комплексу. В работах [27, 45] было показано, как надо проводить структурный анализ сложных систем в том случае, если они заданы симплициальными комплексами. К настоящему времени сформулировано ряд критериев оценки корректности взаимодействия различных классов математических моделей динамических систем, заданных в наиболее общем виде.

Научная и практическая значимость полученных в работах [27, 45] результатов состоит в том, что разработчики инструментальных средств автоматизации моделирования, базирующихся на предложенной методологии, а также потенциальные пользователи данных средств, используя полученные критерии оценки корректности взаимодействия различных классов математических моделей динамических систем, могут не выходя на ЭВМ формировать, проверять и корректировать схемы взаимодействия программ при обнаружении соответствующих противоречий. Так, например, в рамках категорийно-функторного подхода указанные классы моделей представляются монадными морфизмами (специальным образом построенные морфизмы в категории индексированных множеств), а их взаимодействие описывается многокомпонентной конфигурационной диаграммой. В этом случае задача анализа корректности взаимодействия на категорном языке формулируется как задача определения коммутативности конфигурационной диаграммы и сводится к классической задаче о существовании неподвижной точки эндоморфизма [27, 45].

Проиллюстрируем суть указанной задачи на двух примерах. В первом из них рассматриваются вопросы согласования N простейших имитационных моделей, заданных изохронными операторами вида

$$y(t) = Sx(t), \quad (4.10)$$

где $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_1^m, \mathbf{y}_2^m, \dots, \mathbf{y}_N^m)^m$, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1^m, \mathbf{x}_2^m, \dots, \mathbf{x}_N^m)^m$ – вектор эндогенных и экзогенных переменных общей имитационной модели, полученной из N простейших имитационных моделей;

S – оператор, с помощью которого аппроксимируется алгоритмически заданная связь между $\mathbf{y}(t)$ и $\mathbf{x}(t)$; на координаты $\mathbf{y}(t)$ и $\mathbf{x}(t)$ наложены связи $\mathbf{x}(t) \in D_{\mathbf{x}}(\mathbf{y}(t))$, отличные от связей, входящих в каждую модель $\mathbf{y}_i(t) = s_i \mathbf{x}_i(t)$. В этом случае считают, что N моделей согласованы с помощью изохронного оператора при следующих условиях:

1) построен изохронный оператор S_0 такой, что

$$\mathbf{x}(t) = S_0 \mathbf{y}, \quad (4.11)$$

где $\mathbf{y}(t) \in D_0$ – заданная область евклидова пространства;

2) существует решение $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{y}(t)$ объединенной системы (4.10), (4.11), которое называют согласованным. Объединенная система операторных уравнений может быть записана в двух эквивалентных видах:

$$\mathbf{y}(t) = SS_0 \mathbf{y}(t) \text{ или } \mathbf{x}(t) = S_0 S \mathbf{x}(t). \quad (4.12)$$

Из (4.12) видно, что проблема согласования взаимодействия моделей сводится к проблеме существования неподвижной точки у операторов SS_0 , $S_0 S$ [27]. Данный результат и способ его получения по своему содержанию близки к результату, полученному ранее в работах [7, 8] при решении примера согласования статических и динамических АИМ комплексов операций. Там же было показано, что непротиворечивость указанных классов моделей и согласованность результатов исследований, полученных на их основе, будут соблюдаться только в том случае, если выполняются условия коммутативности диаграмм, описывающих операции естественного преобразования функторов. Другими словами, в этом случае должна выполняться функциональная преемственность (функториальность) причинно-следственных связей, зафиксированных в каждой из моделей.

В том случае, когда при построении иерархии АМ используются формальные декомпозиционные схемы, задача согласования указанных моделей сводится к задаче координационного выбора [1, 26]. Попутно отметим, что в тех ситуациях, когда ИМ удается аппроксимировать полиномиальной моделью, вопрос согласования АМ и ИМ можно также рассматривать в рамках задач координационного выбора. В случае эвристической декомпозиции исходной задачи в основу согласования АМ, описывающих различные стороны функционирования моделируемой системы, целесообразно положить свойство функциональной преемственности (функториальности) моделей, или, по-другому, потребовать выполнения условий гомоморфизма отношений, задающих АИМ [1, 7, 8].

Завершая рассмотрение *основных особенностей системного моделирования* СлО, необходимо отметить еще одну из них, которая состоит в необходимости на всех этапах реализации данного вида моделирования широкого использования *современных средств и систем автоматизации моделирования*. Если этого не делать, то практическая реализация СМ станет невозможной из-за очень больших затрат времени, денежных средств и других ресурсов, которые нужно выделять каждый раз в случае отсутствия необходимых унифицированных средств автоматизации моделирования.

К настоящему времени известны более 400 языков автоматизации моделирования и соответствующих систем автоматизации моделирования [46]. Среди указанных языков автоматизации моделирования наиболее часто используются на практике следующие из них: GPSS, AnyLogic, BPsim, PowerSim, Simplex, Modul Vision, Triad.Net, CERT, ESimL, Simulab, NetStar, Pilgrim, МОСТ, КОГНИТРОН и т. д.

Многочисленные исследования, проведенные в нашей стране и зарубежом, показали, что при моделировании и управлении данными объектами и системами следует базироваться не только на концепциях и принципах, положенных в основу современных технологий системного моделирования, традиционно связанных с количественными вычислениями, но и дополнить их концепциями и интеллектуальными информационными технологиями (ИИТ), ориентированными на символьную обработку информации [39, 46]. К указанным информационным технологиям принято относить [39–44]: технологии экспертных систем (Expert Systems) или систем, основанных на знаниях (Knowledge-Based Systems); технологии нечеткой логики (Fuzzy Logic); технологии искусственных нейронных сетей (Artificial Neural Networks); технологии вывода, основанного на прецедентах (Case Based Reasoning, CBR) CBR-технологии; технологии естественно-языковых систем и онтологии; технологии ассоциативной памяти; технологии когнитивного картирования и операционного кодирования; технологии эволюционного моделирования.

Наибольший интерес на последних международных и отечественных конференциях, посвященных вопросам системного моделирования, был связан с мультиагентными технологиями моделирования. При этом в соответствующих докладах на указанных конференциях отмечалось, что главной чертой сложных социально-киберфизических систем является наличие значительного числа субъектов, действующих относительно обособленно и имеющих возможность влиять на систему и другие субъекты путем принятия определенных субъективных решений. Эти ситуации достаточно конструктивно можно описать с использованием технологий объектно-ориентированного программирования (ООП) и сервис-ориентированного подходов. Они основаны на представлении программы в виде совокупности объектов, каждый из которых является экземпляром определенного класса, а классы образуют иерархию с наследованием свойств. Взаимодействие объектов в такой системе осуществляется путем передачи сообщений и реализации сервисов [47].

В этом случае модель интеллектуального агента, как правило, включает: имя агента, его цели, приоритет, базу знаний, виды входящих и исходящих сообщений, сценарии поведения, множество управляемых объектов преобразования ресурсов; место агента в иерархии объектов и субъектов моделирования. Основными объектами агентной модели процесса преобразования ресурсов являются: операции, ресурсы, команды управления, средства, процессы, источники и приемники ресурсов, перекрестки, атрибуты и параметры агентов. Для придания им достаточной автономности в распределенных системах принятия решений как каждый агент в отдельности, так и вся мультиагентная система в целом наделяются интеллектуальными воз-

возможностями, связанными с распознаванием складывающихся ситуаций и их прогнозированием. В этой связи в работах [46, 47] предлагается использовать для решения широкого класса практических задач систему автоматизации моделирования AnyLogic, которая объединяет объектно-ориентированный подход, визуальное проектирование, дружественный графический интерфейс, язык Java, агентные технологии, теорию гибридных систем. Визуализация динамики процессов и статистическая обработка случайных параметров являются встроенными и выполняются автоматически.

В материалах научных конференций также отмечается, что разработанная к настоящему времени другая система и среда гибридного моделирования BPsim обеспечивает поддержку всего жизненного цикла создания и применения имитационной модели и опирается на аппарат динамических экспертных систем, что в значительной степени освобождает ее от недостатков наиболее популярных симуляторов [48]. В ней определены следующие классы объектов: операции, ресурсы, средства, процессы, источники и приемники ресурсов, перекрестки, параметры. Отдельно выделены информационные типы ресурсов: сообщения и заявки на выполнение операций. Параметры процесса задаются функцией от характеристик объектов и могут быть производными (свертка различного типа характеристик) и консолидированными (свертка одноименных характеристик нескольких операций процесса). Описание причинно-следственных связей задается специальными объектами.

Следует отметить, что любой специализированный инструмент имитации обладает встроенным интерпретатором модели, который имеет целый ряд ограничений и логика которого, к сожалению, остается неизвестной пользователю в полном объеме. Кроме того, работа с такими инструментами не способствует уяснению принципов моделирования вообще и имитационного – в частности. Поэтому остается актуальным создание имитационных моделей на языках широкого применения. В этом контексте язык программирования C++, благодаря объектной ориентации и использованию его при написании ядра операционных и моделирующих систем, облегчает интеграцию с последними вновь разработанных расширений и надстроек.

Следует указать, что средства автоматизации системного моделирования либо ориентированы на решение узко специализированных классов прикладных задач при широкой функциональности предоставляемых сервисов [39], либо являются достаточно универсальными средствами автоматизации моделирования, в которых координация разнотипных моделей, методов и алгоритмов анализа и синтеза СлО осуществляется не на глубинном (модельно-алгоритмическом) уровне описания, а через ЛППР в интерактивном режиме на уровне программного и информационного обеспечения. Иными словами, в последнем случае проводится не интегративное, а коммуникативное взаимодействие, не обеспечивающее появление синергетических эффектов в виде новых знаний, получаемых при интегративном комплексном моделировании.

В связи со сказанным большие перспективы имеет еще один подход к автоматизации системного моделирования СлО, базирующийся на гомеостатической концепции (от греч. *homoios* – подобный и *status* – состояние) [13, 14].

Эта концепция реализуется пошаговым приближением создаваемой модели к системе-оригиналу за счет включения в модель программных механизмов адаптации и интерпретации, а также организации режима эффективного диалога с исследователем. Если система-оригинал проектируется, то результаты моделирования должны соответствовать техническому заданию. Если система уже существует, то результаты моделирования должны совпадать с результатами эксперимента на этой системе.

Идея построения гомеостатической модели проста, но ее практическое воплощение требует привлечения принципиально новых информационных технологий. На первом шаге строится так называемый каркас системной модели (ее исходное, нулевое приближение), учитывающий априори известные свойства и аспекты моделируемой системы. Этот каркас далек от соответствия объекту-оригиналу и не позволяет сформулировать сколько-нибудь значимые практические выводы, но одновременно в него закладываются специальные алгоритмы, позволяющие изменять исходные предпосылки (базовые аксиомы и правила вывода) по мере получения новых данных об объекте изучения. Далее проводится модельный эксперимент. Выявленное несоответствие его результатов с ожидаемыми результатами устраняется путем очередного изменения модели. Эти изменения выполняются до тех пор, пока не будет достигнут требуемый уровень соответствия модели объекту-оригиналу.

Следует отметить, что принцип подобия, отраженный в названии гомеостатической концепции моделирования систем, касается внешних проявлений модели, а не ее внутреннего содержания. Это иллюстрирует пример полимодельного комплекса, обобщенный состав и структура которого изображена на рис. 4.11.

Информационный компонент представляет собой упорядоченные сведения о внешнем и внутреннем мире системной модели. Важнейшим положением, определяющим построение информационного компонента, следует признать идентичность описаний объекта изучения у партнеров, ведущих диалог (исследователя и модели).

При этом под идентичностью понимается создание условий, обеспечивающих тождественное понимание информационных объектов, используемых для описания проблемных ситуаций, как человеком, так и компьютером (моделью). Информационный компонент включает четыре части: базу предметных знаний, базу декларативных знаний, базу процедурных знаний и базу лингвистических знаний.

Операционно-лингвистический компонент системной модели представляет собой структурированную совокупность программ, выполняющих процедуры анализа и синтеза текстов естественного языка, запоминания, забывания и извлечения информации, ее интерпретации, производства логических выводов и принятия решений, а также планирования и оптимизации вычислительного процесса. Операционный компонент также состоит из четырех основных блоков, которые по сложившейся терминологии называют процессорами.

Лингвистический процессор осуществляет прямой и обратный перевод входных текстов естественного языка на язык представления знаний в модели.

Информационный процессор выполняет запоминание и извлечение информации о фактах внешнего и внутреннего миров модели. Знания на пользовательском уровне обрабатываются с помощью классификатора понятий, который одновременно участвует в идентификации конструкций входных фраз. Кроме того, информационный процессор реализует функции управления базой данных.

Логический процессор выполняет классификацию и обобщение текущих ситуаций в объекте исследования, логический поиск рациональных решений и их координацию.

Логический процессор участвует в отождествлении ситуаций, описываемых входной фразой, с типовыми ситуациями, хранящимися в базе декларативных знаний. При успешной идентификации найденная типовая ситуация передается в решатель, который отыскивает среди эталонных решений (хранящихся в декларативной базе) наилучшее решение для идентифицированной ситуации.

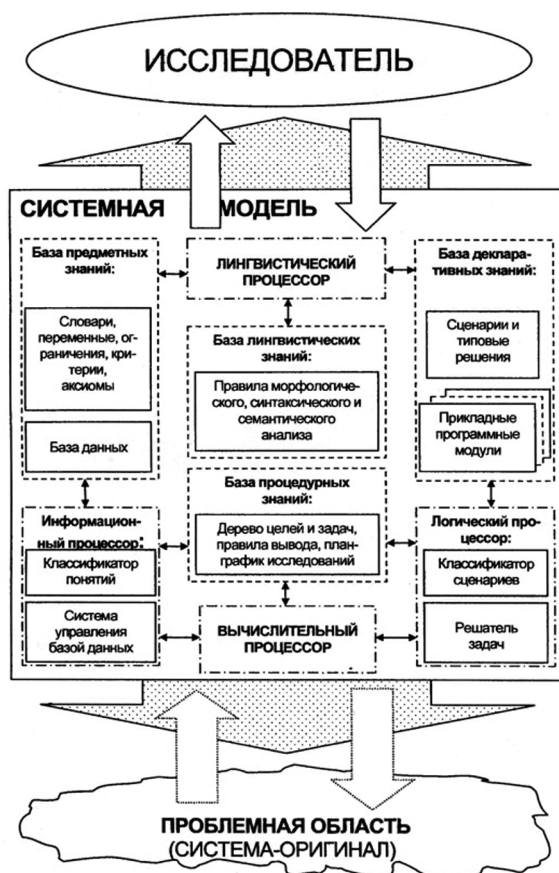


Рис. 4.11. Состав и структура полимодельного комплекса, реализующего гомеостатическую концепцию моделирования СЛО.

Вычислительный процессор планирует и выполняет вычисления. Прагматический анализатор на основании описания вычислительной задачи определяет, какие прикладные программные модули необходимо привлечь для ее решения. Кроме того, анализатор определяет состав исходной информации и аппаратных средств, которые должны участвовать в формировании ответа. После этого планировщик составляет план вычислительного или логического процесса. Завершает работу вычислительного процессора программатор, который на основании плана автоматически формирует программу вычислений и следит за ходом ее реализации. После завершения программы полученная информация передается в лингвистический процессор, а оттуда – исследователю.

Принципиальная особенность гомеостатической системной модели состоит в необходимости ее *обучения*. Начальная программа системной модели содержит лишь операционный компонент, который реализует «интеллектуальные» механизмы модели по преобразованию знаний (в том числе механизмы ее адаптации и интерпретации). Информационный же компонент модели пуст. Для того чтобы работать с моделью, надо сообщить ей факты и закономерности, касающиеся изучаемого объекта, а также план предстоящего модельного эксперимента. В качестве учителя выступает исследователь, который через лингвистический процессор сообщает модели все необходимые знания.

В режиме обучения информационный и логический процессоры работают только на прием информации, а вычислительный процессор вообще не участвует в работе. После обучения модель может работать в вопросно-ответном (интерактивном) режиме. В вопросно-ответном режиме исследователь формулирует и задает на вход модели текст, содержащий тему и условия вопроса. Выходом модели являются сведения, удовлетворяющие условиям вопроса и оформленные в виде некоторого текста на естественном языке либо в виде документа (таблицы, анкеты). В интерактивном режиме (или режиме модельного эксперимента) участвуют все блоки модели. В этом режиме на вход модели поступают описания экспериментальных сценариев, содержащие сведения о целях и задачах данного эксперимента, условиях и графике его проведения и т. д.

Модель инициирует диалог с исследователем до тех пор, пока не получит от исследователя ответы, снимающие всякую неопределенность относительно выполнения предписанных операций. Так, например, если эксперимент заключается в решении некоторой системы дифференциальных уравнений, то модель выдаст исследователю полный перечень вопросов, касающихся граничных и начальных условий, областей определения переменных, необходимой точности вычисления, а также проверит функции, входящие в состав уравнений, на отсутствие точек разрыва.

После получения информации от исследователя выполняются необходимые расчеты, логические выводы и другие операции, позволяющие сформировать на выходе модели рекомендации по изменению параметров объекта изучения. Эта информация в виде таблиц и графиков, сопровождаемых текстами на естественном языке, выдается исследователю.

После анализа полученной информации исследователь вводит в модель необходимые корректировки, изменяет условия задачи, и модельный эксперимент продолжается.

Описанная гомеостатическая система моделирования универсальна по отношению к разновидностям полимодельных комплексов. К ограничениям этой системы относится реализуемый ею функциональный принцип подобия. Он распространяется только на поведение сложной модели, воспринимаемой как «черный ящик». В гомеостатической системе отсутствует возможность явного управления отдельными моделями полимодельного комплекса, влияющими на его поведение. Этот недостаток устраняется только реализацией структурно-функционального подобия полимодельного комплекса с его оригиналом.

Реализация структурно-функционального подобия в моделировании полимодельных комплексов – это, по существу, возврат на новом витке прогресса к идее конструктора моделей, успешно примененной в аналоговых вычислительных машинах.

Проблема комплексирования моделей различного назначения в настоящее время может быть решена с применением новых информационных технологий – агентного программирования и специальных динамических библиотек. В рамках агентного программирования решается проблема взаимодействия моделей не только по данным, но и по управлению, а сами модели реализуются с использованием динамических библиотек. Эти технологии позволяют реализовать новую парадигму комплексирования моделей, такую как *модельно-ориентированное* программирование [8]. Более того, при реализации указанной парадигмы пользователю предоставляется возможность создания более укрупненной модели по сравнению с объектно-ориентированным программированием и облегчается весь процесс программирования.

4.2.2. Особенности постановки и решения задач оценивания, анализа и выбора эффективных технологий системного моделирования сложных объектов

Ранее уже отмечалось, что оценивание и анализ различных свойств моделей, описывающих исходные объекты – оригиналы (Ob^{op}), осуществляется в ходе моделирования, представляющего собой одну из разновидностей целенаправленных процессов [49, 50]. Поэтому в рамках квалитетрики моделей целесообразно выделить дополнительно еще два отдельных направления исследований, в рамках которых должны быть рассмотрены как вопросы оценивания и анализа качества различных технологий моделирования Ob^{op} , так и вопросы выбора рациональных (оптимальных) технологий моделирования Ob^{op} . Ранее, на рис. 4.9 были представлены в агрегированном виде возможные варианты технологий системного моделирования Ob^{op} для класса аналитико-имитационных моделей. Следует отметить, что применительно к различным типам Ob^{op} , различным классам используемых моделей данная схема может значительно усложняться. Так, например, при решении задач синтеза структур сложных Ob^{op} в настоящее время широко

используются аналитические и имитационные модели, описывающие с требуемой степенью детализации различные аспекты указанных задач [9, 25]. Для этого могут быть предложены несколько сценариев (процедур, технологий) организации и проведения комплексного моделирования процессов решения рассматриваемых задач структурного синтеза Ob^{op} , которые будут отличаться друг от друга:

- способами генерации допустимых альтернативных решений в рассматриваемых задачах синтеза;
- правилами проверки ограничений, заданных в аналитическом и алгоритмическом виде;
- способами перехода от одного шага интерактивного сужения множества допустимых альтернатив к другому шагу.

В целом каждый вариант реализации технологии комплексного (системного) моделирования Ob^{op} характеризуется своими затратами времени на проведение моделирования, своим расходом различных видов ресурсов и, наконец, своими конечными результатами (эффектами). В этих условиях большой интерес представляют собой вопросы оценивания и выбора наилучших (в некотором смысле) вариантов технологий моделирования.

Исторически сложилось так, что целенаправленные процессы и их качество стали объектом и предметом изучения теории эффективности, которую можно рассматривать в качестве важнейшего направлений исследований в рамках общей квалиметрии [10, 11]. **Объектом изучения** в теории эффективности являются целенаправленные процессы или операции, а **предметом изучения** эффективности – эффективность и качество таких процессов [49, 50]. При этом под операцией традиционно понимается упорядоченная совокупность взаимосвязанных действий, направленных на достижение поставленных целей (цели). С момента возникновения теории эффективности в ней широко использовались различные классы моделей, методов, алгоритмов и методик для решения двух основных классов задач теории эффективности:

- задач оценивания эффективности функционирования Ob^{op} и соответствующих операций (задачи анализа эффективности);
- задачи выбора рационального (оптимального) способа (стратегии) применения Ob^{op} в операциях (задачи синтеза).

В нашем случае (при рассмотрении проблем квалиметрии моделей и полимодельных комплексов) целесообразно говорить об эффективности технологий системного моделирования Ob^{op} и в целом РС. При таком рассмотрении **объектом исследования** становятся процессы системного моделирования, а **предметом изучения** являются модели, методы, алгоритмы и методики оценивания и выбора наиболее предпочтительных технологий моделирования СМ Ob^{op} и в целом РС. Тогда под **эффективностью технологий моделирования Ob^{op}** (в дальнейшем для простоты и экономии места в рамках данного параграфа будем опускать слова «технология» и «системного») понимается обобщенное свойство, всесторонне характеризующее достижение поставленных целей моделирования. Понятие **эффективность** объединяет такие свойства, как **результативность**, **ресурсоемкость**,

оперативность. При этом под **результативностью** моделирования понимается свойство, характеризующее способность моделирования давать конкретный целевой эффект. В случае математического моделирования этот эффект проявляется в виде новой информации об Ob^{op} и его свойствах. Результативность моделирования при такой интерпретации будет определяться объемом и качеством информации об Ob^{op} , получаемой в результате моделирования.

Ресурсоемкость моделирования представляет собой свойство, характеризующее расход всех видов ресурсов при реализации заданной технологии моделирования Ob^{op} . Такими ресурсами, в общем случае, являются материальные, энергетические, информационные, трудовые, финансовые. И, наконец, **оперативность моделирования** определяется расходом времени, в течение которого проводится моделирование для получения требуемого целевого эффекта.

Ранее, в работах [49, 50] была предложена теоретико-множественная модель проблемной ситуации, возникающей при постановке и решении различных классов задач исследования эффективности функционирования Ob^{op} . Применительно к проблематике квалиметрии моделей проведем несколько иную интерпретацию данной проблемной ситуации, одновременно модифицируя соответствующие теоретико-множественные соотношения. В этом случае модель проблемной ситуации примет следующий вид:

$$\langle \Delta_{sb}, \Omega, \tilde{\Phi}_{об}, G, X, \Psi, W, K, P, \Theta \rangle, \quad (4.13)$$

где Δ_{sb} – множество допустимых технологий моделирования (допустимых альтернатив), выбираемых ЛПР;

Ω – множество неопределенных факторов, сопровождающих процесс моделирования;

G – множество исходов моделирования;

X – множество характеристик (признаков) исхода моделирования (по-другому – числовое выражение результата моделирования);

$\tilde{\Phi}_{об}$ – обобщенная модель (отображение), ставящая в соответствие множествам Δ_{sb} и Ω множество результатов $X(G)$;

W – показатель эффективности;

Ψ – оператор соответствия «результат-показатель»;

K – критерий эффективности;

P – модель предпочтений ЛПР на элементах множества $\{\Delta_{sb}, \Omega, G, X, \Psi, W, K\}$;

Θ – информация ЛПР об элементах проблемной ситуации.

Центральную роль в модели (4.13) играют два ее основных элемента P , Θ . Эти элементы, по сути, представляют собой знания ЛПР о предметной области, в рамках которой осуществляется исследование эффективности систем. Используя указанную информацию, ЛПР последовательно формирует множества Δ_{sb} , Ω , X , W , K и соответствующие отображения.

Сформулированные выше два основных класса задач исследования эффективности моделирования Ob^{op} с учетом приведенной модели проблемной ситуации (4.13) могут быть представлены в следующем виде [49]:

– задачи анализа эффективности технологий моделирования

$$\Psi : \{X \mid \tilde{\Phi} : \Delta_{s\beta} \times \Omega \xrightarrow{\theta} X(G)\} \xrightarrow{\theta} W \quad (4.14)$$

– задача выбора рациональной (оптимальной) технологии комплексного моделирования

$$P \xrightarrow{\theta} K : \Delta_{s\beta} \xrightarrow{W} \Delta_{s\beta}^* \quad (4.15)$$

В выражении (4.15) задается не одно, а множество отображений, так как при исследовании эффективности, как правило, необходимо использовать не один, а несколько классов моделей (принцип полимодельности в системных исследованиях). Реализация принципа внешнего дополнения в моделях (4.11)–(4.15) находит свое отражение в задании множества исходной информации θ об элементах предметной области. Главное отличие введенного теоретико-множественного описания проблемной ситуации от того описания, которое было рассмотрено в [49], состоит в том, что в данном случае основными объектами исследования являются не только задачи анализа и синтеза эффективных стратегий функционирования $Ob_{<}^{op}$ в различных условиях обстановки, но и задачи оценивания и выбора наилучших (наиболее эффективных) технологий системного моделирования, обеспечивающих успешное решение перечисленных задач анализа и синтеза эффективности. В этом случае наряду с ранее известными классами моделей, описывающими с различной степенью детализации Ob^{op} , должны быть построены макромодели (агрегированные модели), с помощью которых можно будет оценивать эффективность тех или иных технологий моделирования Ob^{op} . При этом центральными проблемами при постановке и решении различных задач исследования эффективности моделирования, как и в целом для задач выбора, являются проблемы полимодельности (многомодельности) и многокритериальности при формализации каждой конкретной предметной области. Анализ показывает, что среди возможных постановок задач полимодельного многокритериального исследования эффективности технологий моделирования можно выделить следующие четыре, которые являются в настоящее время наиболее перспективными [1, 8, 9, 13–15, 25, 33, 49, 50].

Вариант I. Постановка и решение задачи однокритериальной оптимизации показателя эффективности (ПЭ) моделирования $Ob_{<}^{op}$ на аналитической модели большой размерности как задачи выбора, осуществляемого путем формальной декомпозиции и проведения оптимизации на частных моделях по частным ПЭ с использованием того или иного правила согласования, обеспечивающего сходимость процесса оптимизации к решению исходной задачи. Одним из возможных вариантов данной аналитической модели может быть модель дискретного программирования большой размерности, с помощью которой описывается взаимосвязанный комплекс операций, выполняемых в ходе комплексного моделирования. В работах [1, 9, 25] описаны методы и алгоритмы решения указанного класса задач.

Вариант II. Постановка задачи однокритериальной оптимизации ПЭ на имитационной модели большой размерности как задачи выбора, осуществляемого путем неформальной декомпозиции задачи, построения совокупности аналитических моделей, отражающих различные стороны процессов

комплексного моделирования Ob^{op} и имеющих приемлемую размерность, согласования аналитических моделей по принципу Парето и проведения имитационных экспериментов с паретовскими альтернативами с целью поиска точки, доставляющей экстремум исходному показателю эффективности системы [33, 34].

Вариант III. Постановка задачи многокритериальной оптимизации технологии комплексного моделирования Ob^{op} как задачи выбора со многими отношениями предпочтения, осуществляемого путем задания множества Парето с помощью основополагающей многокритериальной модели, сужения этого множества на основе машинного анализа его свойств и введения соответствующей информации в ходе интерактивной процедуры, выполняемой ЛПР, лицом, обосновывающим решения (ЛОР) с ЭВМ, а также на основе привлечения дополнительных математических моделей, обеспечивающих последующее уточнение и сужение множества Парето вплоть до принятия единственного решения. Паретовский принцип согласования при условии дополнения его положениями о сужении множества Парето создает наиболее благоприятные возможности для принятия всесторонне обоснованных решений, основывающихся на анализе поведения различных показателей эффективности внутри этого множества. На рис. 4.12 представления

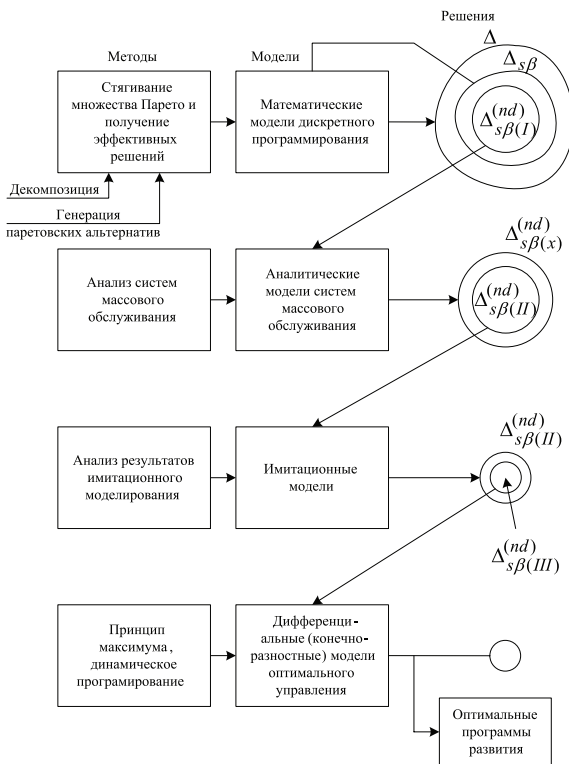


Рис. 4.12. Стратегия сужения области Парето для альтернативных сценариев системного моделирования СЛО.

последовательность этапов сужения множества Парето при выборе наиболее предпочтительной технологии системного моделирования Ob^{op} . При этом большое значение имеет правильная разработка стратегии сужения данного множества с привлечением знаний компетентных специалистов и результатов полимодельных исследований [27, 40, 52].

В работах [8, 17] был предложен еще один вариант решения рассматриваемого класса задач теории эффективности (вариант IV), который базируется на динамической интерпретации процессов многокритериального структурно-функционального анализа и синтеза технологии проактивного управления СЛО. В этом случае обобщенный алгоритм построения и исследования

множества В. Парето (множества недоминируемых альтернатив) для исследуемого класса задач теории эффективности включает в себя следующие основные шаги:

Шаг 1. Формирование, анализ и интерпретация исходных данных, используемых при генерировании (синтезе) сценариев (технологий) СМ процессов проактивного управления СлО, построение или коррекция описания моделей, используемых при структурно-функциональном синтезе облика СлО.

Шаг 2. Планирование процесса решения задачи генерирования (синтеза) сценариев (технологий) СМ СлО. Определение затрат времени и других ресурсов, необходимых для решения рассматриваемой задачи анализа и синтеза эффективных вариантов технологий СМ СлО.

Шаг 3. Построение и аппроксимация множества достижимости (МД) (областей достижимости) логико-динамических моделей (ЛДМ), описывающих процессы СМ проактивного управления СлО, с помощью которого неявно задаются варианты указанных сценариев.

Шаг 4. Ортогональное проектирование на МД множества, с помощью которого задаются требования, предъявляемые к частным показателям эффективности СМ проактивного управления СлО. В результате (согласно работам [8, 18]) происходит формирование множества неокончательных решений (множества недоминируемых, эффективных альтернатив, множества В. Парето). Окончательный выбор эффективных технологий СМ проактивного управления СлО должен осуществляться из указанного множества (рис. 4.13).

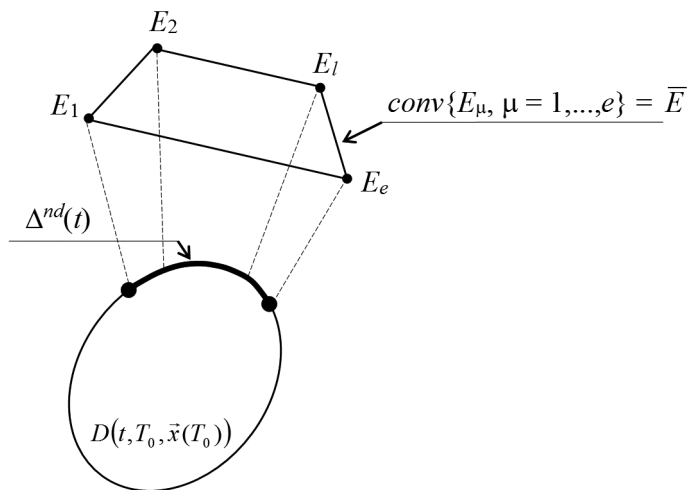


Рис. 4.13. Построение множества неокончательных решений (множества недоминируемых альтернатив, множества В. Парето), которое выделено жирной линией.

Шаг 5. Формирование и интерпретация выходных результатов, представление их в удобном для последующего использования виде (например, для разработки адаптивных планов проведения СМ проактивного управления СлО).

На рис. 4.14. приведен пример построения множества неокончателных решений (множества недоминируемых альтернатив, множества В. Парето), для случая, когда в динамике меняются множество требований и варианты технологий СМ проактивного управления СлО.

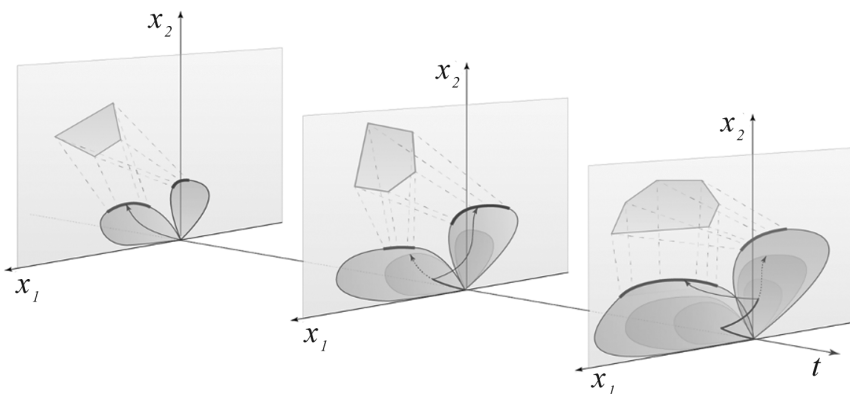


Рис. 4.14. Множества неокончателных решений (множества недоминируемых альтернатив, отмечены жирными линиями) для структурной динамики как целевого множества, так и МД, характеризующего возможные технологии СМ.

4.3. Обобщенное описание и управленческая интерпретация основных проблем квалитетрии моделей и полимодельных комплексов

При проведении обобщенного описания основных проблем квалитетрии моделей и полимодельных комплексов, описывающих различные классы естественных и искусственных сложных объектов, целесообразно выделять следующие основные элементы и отношения, характеризующие данный процесс: во-первых, субъекта либо субъектов (S^m), объект-оригинал (Ob^{op}), объект-модель (Ob^m), среду (CP^m) (в которой осуществляется моделирование); и, во-вторых, бинарные отношения между перечисленными элементами $R_{<1>}(Ob^{op}, S^m)$; $R_{<2>}(S^m, Ob^m)$; $R_{<3>}(Ob^{op}, Ob^m)$; $R_{<4>}(CP^m, Ob^{op})$; $R_{<5>}(CP^m, Ob^m)$; $R_{<6>}(CP^m, S^m)$ [51, 52].

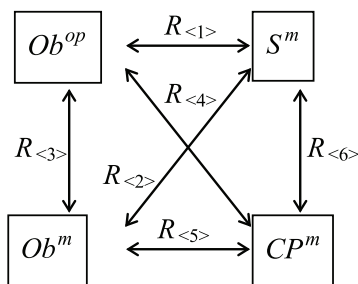


Рис. 4.15. Формализованная субъект-объектная модель процесса моделирования.

Под субъектами моделирования понимаются различные классы социальных субъектов, к числу которых могут быть отнесены: лица, принимающие решения, лица, обосновывающие решения, эксперты, лица, эксплуатирующие (использующие) модели, лица, строящие модели (обеспечивающие построение моделей). На рис. 4.15 представлен формализованный вариант субъектно-объектной модели процесса моделирования (см. рис. 2.3) [51–54].

Из анализа данного рисунка следует, что процесс моделирования определяется процессами взаимодействия субъектов, объекта-оригинала, объекта-модели, среды, которые конструктивно задаются с помощью бинарных отношений между перечисленными элементами. Важно отметить, что все перечисленные элементы и отношения под действием объективных-субъективных, внешних-внутренних причин постоянно изменяются во времени. В этом случае мгновенно зафиксированное *структурное состояние* рассматриваемой четверки назовем *ситуацией*, а ее изменение во времени – *развивающейся ситуацией*. При таком описании процесс субъектно-объектного моделирования СЛО можно интерпретировать как *управляемый процесс* (как *управление развивающейся ситуацией*).

Цель такого процесса будет состоять в постоянном минимизации субъектом «невязки», возникающей между объектом-оригиналом и моделью на всех этапах их жизненного цикла, путем постоянной «подстройки» (адаптации) модели под изменения, происходящие как в $Ob_{<>}^{op}$, так и в CP^m , S^m (например, изменение субъектом целей функционирования и моделирования Ob^{op}).

Представленная трактовка процесса разработки и использования модели (моделей) объекта в контексте развивающейся ситуации является весьма перспективной. Такой подход позволяет использовать достаточно хорошо разработанный аппарат современной теории управления, а также теории анализа и синтеза сложных технических объектов и их систем управления применительно к таким объектам управления, как модели и полимодельные комплексы, а также в целом к развивающейся ситуации [8, 1, 17, 55, 56].

Возможная реализация предлагаемых управленческих процессов (технологий) графически представлена на рис. 4.16.

На рис. 4.16 приняты следующие условные обозначения: 1 – формирование субъектом S^m целей создания (функционирования) объекта оригинала Ob^{op} ; 2 – формирование входных воздействий (сценариев управляющих и возмущающих воздействий) на объект-оригинал (реальный, либо виртуальный) и на соответствующие

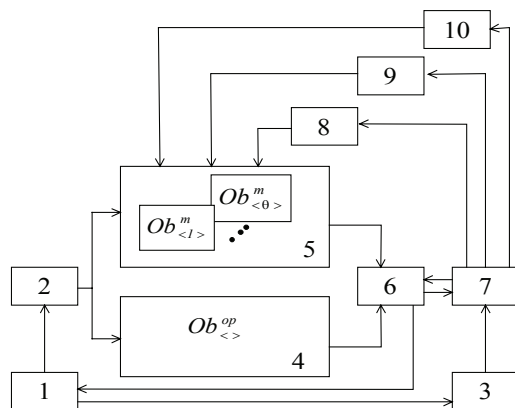


Рис. 4.16. Обобщенная технология системного моделирования развивающейся ситуации при ее управленческой интерпретации.

модели; 3 – формирование субъектом S^m целей моделирования и управления развивающейся ситуацией (РС); 4 – моделируемая система (объект Ob^m , в общем случае может быть и сама РС); 5 – модели (полимодельные комплексы) (Ob^m) исследуемого объекта-оригинала; 6 – оценивание показателей качества моделей (полимодельных комплексов), а также показателей качества управления структурной динамикой РС; 7 – управление

качеством моделей (полимодельных комплексов) и соответствующей РС; 8 – управление параметрами моделей (полимодельных комплексов); 9 – управление структурами моделей (полимодельных комплексов); 10 – изменение концепции описания моделей (полимодельных комплексов), состоящее в изменении границ между объектом-оригиналом и воздействующей на него средой.

Из анализа данного рисунка следует, как уже говорилось ранее, что моделирование развивающейся ситуации можно интерпретировать как управляемый процесс, состоящий в управлении качеством соответствующих моделей (полимодельных комплексов), а также и самой технологией системного моделирования.

В предыдущем подразделе были представлены конструктивные подходы, позволяющие обобщенно описывать различные виды моделей, что необходимо для их оценивания и сравнительного анализа. Теперь возможно с таких же общих позиций содержательно и формально описать возможные технологии субъектно-объектного моделирования (в общем случае – субъектно-объектного системного моделирования), опираясь на предлагаемую управленческую интерпретацию. Рассмотрим наиболее общую постановку проблемы моделирования развивающейся ситуации (РС). Предполагается, что субъект в ее рамках хочет решать различные классы задач управления некоторыми СЛО (или их группировкой). В этом случае целесообразно уже говорить о постановке и решении субъектом соответствующих классов задач управления структурной динамикой (УСД) РС. Ему в этом случае будет необходимо, во-первых, решить задачи формирования и реализации программ УСД РС (1-й уровень управления), включая и управление непосредственно СЛО, и, во-вторых, данному субъекту нужно организовать управление качеством соответствующих моделей, полимодельных комплексов и технологий системного моделирования (2-й уровень управления) для обеспечения достижения требуемого качества управления РС на 1-м уровне.

На содержательном (вербальном) уровне проблема моделирования (в нашем случае и управления) развивающейся ситуации на различных этапах ее ЖЦ сводится к решению следующих трех основных классов задач:

- задачи анализа структурной динамики развивающейся ситуации и моделей ее описывающих;
- задачи оценивания (наблюдения) структурного состояния и структурной динамики развивающейся ситуации, и моделей ее описывающих;
- задачи структурно-функционального синтеза модели (полимодельного комплекса, описывающего УСД РС и технологий системного моделирования РС), а также, собственно, задачи выбора оптимальных программ управления и регулирования структурной динамикой развивающейся ситуации (управления качеством моделей и полимодельных комплексов) в различных условиях обстановки.

В данном подразделе уделим основное внимание этапу применения синтезируемых моделей (полимодельных комплексов) по целевому назначению. Для указанного этапа на содержательном уровне сформулируем соответствующие задачи, связанные с вопросами моделирования и управления развивающейся ситуации (управления ее структурной динамикой).

В этом случае задачи анализа структурной динамики развивающейся ситуации включают в себя три основных подкласса задач [8]:

- задачи структурного анализа развивающейся ситуации (в том числе и анализа свойств моделей и полимодельных комплексов, ее описывающих);
- задачи исследования структурной динамики развивающейся ситуации в условиях отсутствия входных воздействий (управляющих и возмущающих воздействий);
- задачи исследования структурной динамики развивающейся ситуации при наличии входных воздействий.

На содержательном уровне суть рассматриваемых задач сводится к следующему: известно исходное структурное состояние развивающейся ситуации, известен состав, допустимые варианты структурного построения развивающейся ситуации (а также соответствующих моделей), варианты сценариев изменения входных воздействий на базовые компоненты развивающейся ситуации, известны пространственно-временные, технические и технологические ограничения, связанные развивающейся ситуацией, задан интервал времени, на котором проводится анализ структурной динамики развивающейся ситуации, определен перечень показателей, с помощью которых оцениваются различные аспекты структурной динамики развивающейся ситуации (а также такие показатели качества моделей (полимодельных комплексов), как адекватность, структурная и функциональная сложность, гибкость (адаптивность), надежность и т. п. [27]).

Требуется провести как многокритериальное оценивание и анализ структурной динамики развивающейся ситуации, так и анализ качества соответствующих моделей, ее описывающих при различных вариантах входных воздействий. В том числе в ходе указанного анализа необходимо:

- провести анализ существования решений в задачах структурной динамики развивающейся ситуации;
- провести анализ управляемости, наблюдаемости, устойчивости развивающейся ситуации, чувствительности оптимальных решений к изменению исходных данных в задаче управления структурной динамикой развивающейся ситуации (в т. ч. и ее моделей);
- провести анализ, классификацию и упорядочение многоструктурных состояний развивающейся ситуации (в т. ч. и ее моделей).

Содержательное описание задачи оценивания (наблюдения) структурного состояния, структурной динамики развивающейся ситуации состоит в следующем:

- известно исходное структурное состояние развивающейся ситуации (в т. ч. и ее моделей);
- известен состав, допустимые варианты структурного построения развивающейся ситуации, варианты сценариев изменения входных воздействий на базовые компоненты развивающейся ситуации;
- известны пространственно-временные, технические и технологические ограничения, связанные с развивающейся ситуацией;
- известны результаты измерений параметров, характеризующих развивающуюся ситуацию на заданном интервале времени;

– известны количественные показатели и критерии, с помощью которых оценивается качество решения задачи оценивания структурного состояния развивающейся ситуации, а также качество моделей, ее описывающих.

В этих условиях для заданного момента времени требуется найти наилучшую оценку текущего структурного состояния развивающейся ситуации, оценить тенденции изменения структурной динамики развивающейся ситуации, а также оценить качество ее моделей.

Содержательная формулировка задач управления структурной динамикой развивающейся ситуации, а также управления качеством моделей, ее описывающих, сводится к следующему:

- известно исходное структурное состояние развивающейся ситуации;
- известен состав, допустимые варианты структурного построения развивающейся ситуации;
- известны пространственно-временные, технические и технологические ограничения, связанные с развивающейся ситуацией;
- заданы интервал времени, на котором осуществляется управление развивающейся ситуацией и соответствующая система показателей качества указанного управления, в т. ч. показателей качества моделей, ее описывающих.

Требуется осуществить, во-первых, выбор оптимальных программ управления и регулирования структурной динамикой РС, и, во-вторых, многокритериальный динамический структурно-функциональный синтез как самого полимодельного комплекса (исходя из поставленных субъектом целей моделирования и используемых показателей качества моделирования), так и соответствующей технологии системного моделирования развивающейся ситуации, при которых для каждого заданного сценария изменения возмущающих воздействий на развивающуюся ситуацию обеспечивался ее наиболее предпочтительный переход из текущего в требуемое структурное состояние.

Проведем формализацию рассматриваемых задач с использованием развиваемой авторами теории проактивного управления структурной динамикой (УСД) СЛО [8, 55, 56]. Для конструктивного описания связей перечисленных ранее субъектов и объектов, являющихся базовыми компонентами развивающейся ситуации, введем в рассмотрение динамический системный альтернативный мультиграф (ДСАМ) с перестраиваемыми структурами следующего вида:

$$G_{\chi}^t = \langle X_{\chi}^t, F_{\chi}^t, Z_{\chi}^t \rangle, \quad (4.16)$$

где χ – индекс, характеризующий базовые компоненты развивающейся ситуации (РС), $\chi \in NS = \{1, 2, 3, 4\}$ – множество индексов, соответствующих структурам $Ob_{<>}^{op}$, $Ob_{<0>}^m$, S^m , $CP_{<>}^m$, $t \in T$ – множество моментов времени;

$X_{\chi}^t = \{x_{\chi l}^t, l \in L_{\chi}\}$ – множество базовых компонент, входящих в состав структуры G_{χ}^t (множество вершин ДСАМ) в момент времени t ;

$F_{\chi}^t = \{f_{<\chi, l, l'>}^t, l, l' \in L_{\chi}\}$ – множество дуг ДСАМ типа G_{χ}^t , отражающих взаимосвязи (отношения) между его базовыми компонентами в момент времени t ;

$Z_{\chi}^t = \{f_{\langle \chi, l, l' \rangle}^t, l, l' \in L_{\chi}\}$ – множество значений параметров, количественно характеризующих взаимосвязь соответствующих базовых компонент ДСАМ (например, параметры материальных, энергетических и информационных потоков, циркулирующих между базовыми компонентами РС).

Кроме того, зададим множество допустимых (исходя из содержательной постановки каждой конкретной задачи и сценария моделирования развивающейся ситуации операций отображения указанных выше ДСАМ друг на друга):

$$M_{\langle \chi, \chi' \rangle}^t : F_{\chi}^t \rightarrow F_{\chi'}^t, \quad (4.17)$$

а также операций композиции указанных отображений в момент времени t :

$$M_{\langle \chi, \chi' \rangle}^t = M_{\langle \chi, \chi_1 \rangle}^t \circ M_{\langle \chi_1, \chi_2 \rangle}^t \circ \dots \circ M_{\langle \chi', \chi' \rangle}^t. \quad (4.18)$$

С учетом вышеизложенного, структурное состояние развивающейся ситуации можно определить как подмножество декартова произведения множеств ее базовых компонент, на которых строятся возможные сценарии их взаимодействия:

$$S_{\delta} \subseteq X_1^t \times X_2^t \times X_3^t \times X_4^t, \quad \delta = 1, \dots, K_{\Delta} \quad (4.19)$$

В этом случае множество структурных состояний запишется следующим образом:

$$S = \{S_{\delta}\} = \{S_1, \dots, S_{K_{\Delta}}\}. \quad (4.20)$$

Введем еще множество допустимых операций отображения структурных состояний развивающейся ситуации друг на друга:

$$\Pi_{\langle \delta, \delta' \rangle}^t : S_{\delta} \rightarrow S_{\delta'}. \quad (4.21)$$

При этом предполагается, что каждое структурное состояние развивающейся ситуации в момент времени $t \in T$ задается в результате операции композиции соответствующих ДАМГ, описывающих каждый тип структуры (см. формулу 4.18).

Графическая управленческая интерпретация рассматриваемых задач УСД, а также системного субъектно-объектного моделирования развивающейся ситуации в этом случае сводится к поиску такого структурного состояния $S_{\delta}^* \{S_1, S_2, \dots, S_{K_{\Delta}}\}$ и такой последовательности (композиции) выполнения операций отображения вида (4.21) во времени $\Pi_{\langle \delta_1, \delta_2 \rangle}^{t_1} \circ \Pi_{\langle \delta_2, \delta_3 \rangle}^{t_2} \circ \dots \circ \Pi_{\langle \delta', \delta' \rangle}^{t_f}$, при которых обеспечивался одновременно, во-первых, выбор оптимальных программ управления и регулирования структурной динамикой РС и, во-вторых, многокритериальный динамический структурно-функциональный синтез как самого полимодельного комплекса, описывающего РС (исходя из поставленных субъектом целей моделирования и используемых показателей качества моделирования), так и соответствующей технологии системного моделирования развивающейся ситуации, обеспечивающей переход динамических систем вида (4.6) из заданных в требуемые структурные состояния. Наряду с графической интерпретацией исследуемой проблемы может быть также предложено следующее ее *теоретико-множественное опи-*

сание: необходимо разработать принципы, подходы, модели, методы, алгоритмы, позволяющие находить такие $\langle U^t_*, S^{*t_f}_\delta \rangle$, при которых выполняются следующие условия:

$$J_0 \left(X^t_\chi, \Gamma^t_\chi, Z^t_\chi, F^t_{\langle \chi, \chi' \rangle}, \Pi^t_{\langle \delta, \delta' \rangle}, t \in (t_0, t_f] \right) \rightarrow \underset{\langle U^t, S^{*t_f}_\delta \rangle \in \Delta_g}{\text{extr}}, \quad (4.22)$$

$$\Delta_g = \left\{ \langle U^t, S^{*t_f}_\delta \rangle \mid R_\beta \left(X^t_\chi, \Gamma^t_\chi, Z^t_\chi, F^t_{\langle \chi, \chi' \rangle}, \Pi^t_{\langle \delta, \delta' \rangle} \right) \leq \tilde{R}_g; U^t = \Pi^t_{\langle \delta_1, \delta_2 \rangle} \circ \Pi^t_{\langle \delta_2, \delta_3 \rangle} \circ \Pi^t_{\langle \delta, \delta' \rangle}; \beta \in B \right\}, \quad (4.23)$$

где U^t – управляющие воздействия, позволяющие целенаправленно изменять РС, а также синтезировать как наиболее предпочтительную структуру и параметры полимодельного комплекса, описывающего РС, так и соответствующие технологии системного моделирования развивающейся ситуации;

J_0 – стоимостные, временные, ресурсные показатели, характеризующие качество управления РС, а также качество выбираемых (в общем случае) полимодельных комплексов и соответствующих технологий системного моделирования развивающейся ситуации, $l = 1, n = \{1, \dots, l\}$ – множество номеров показателей; Δ_g – множество динамических альтернатив (множество функций, структур и параметров полимодельных комплексов и соответствующих технологий системного моделирования развивающейся ситуации);

B – множество номеров пространственно-временных, технических и технологических ограничений, определяющих процессы реализации системного моделирования развивающейся ситуации;

\tilde{R}_g – заданные величины;

$T^g = (t_0, t_f]$ – интервал времени, на котором осуществляется УСД РС, а также синтезируются как наиболее предпочтительная структура полимодельного комплекса, так и соответствующие технологии системного моделирования развивающейся ситуации.

Анализ показывает, что предложенная управленческая интерпретация процессов целенаправленного изменения РС, а также моделирования развивающейся ситуации (или, по-другому, управления структурной динамикой РС) базируется на фундаментальном **функционально-структурном подходе** (ФСП) к описанию объектов любой природы (в том числе и сложных технических систем (РС)) [1, 6, 8, 13, 16, 57–60] о которой уже говорилось ранее в 1-м разделе данной книги.

ФСП, в общем случае, представляет собой совокупность философских концепций, объективных закономерностей развития систем, научных положений и выводов, определяющих стратегию и методы анализа и синтеза антропогенных систем, к которым, в частности, относится РС.

Характерными особенностями ФСП являются [57]:

- учет диалектической взаимосвязи функций и структуры объектов при определяющей роли функции по отношению к структуре;
- целостный подход к анализу и синтезу многоуровневых систем;
- учет вещественно-энергетических и информационных связей между элементами системы;
- учет взаимосвязей исследуемой (создаваемой) системы с внешней средой.

Взаимоотношения функций и структур основных компонент развивающейся ситуации в процессе ее изменения под действием различных причин характеризуются не только единством, но и противоречиями между ними. При этом разрешение указанных противоречий может осуществляться различными альтернативными путями – от полного отказа от старой структуры (структур), переставшей соответствовать новому содержанию (новым функциям), до использования старой структуры (структур), несмотря на существенно изменившиеся функции. Предлагаемая интерпретация субъектно-объектного моделирования как управленческого процесса (а точнее процесса управления структурной динамикой развивающейся ситуации и моделями ее описывающими) в этом случае предназначена для целенаправленного формирования оптимальной последовательности действий, которая должна обеспечить наилучшее разрешение (с точки зрения ЛПР) диалектического противоречия между функциями и соответствующими структурами развивающейся ситуации на каждом из этапов ее ЖЦ.

При этом на ранних этапах ЖЦ развивающейся ситуации должны быть синтезированы такие ее взаимосвязанные множества функций и структур, а также внесен такой уровень избыточности в указанные множества и отношения, при которых на этапе применения объекта-оригинала и его модели по целевому назначению имела бы возможность гибко реагировать на все расчетные и нерасчетные нештатные ситуации, вызывающие деградацию и реконфигурацию их структур.

Исследуя процессы управления структурной динамикой развивающейся ситуации, будем в дальнейшем исходить из того, что данные процессы применительно к указанной системе имеют, во-первых, многоэтапный и многоуровневый характер и, во-вторых, сама управленческая деятельность предполагает реализацию взаимосвязанной последовательности актов принятия решений, осуществляемых как в автоматическом, так и в автоматизированных режимах (в последнем случае, например, с участием таких субъектов, как ЛПР и ЛОР [58–60]).

4.4. Основные направления повышения качества моделей и полимодельных комплексов, основанные на их параметрической и структурной адаптации

Из изложенного выше следует, что рассматриваемая нами РС, с одной стороны, может описываться как объект моделирования, а, с другой стороны, в рамках предлагаемой управленческой интерпретации и как объект управления. РС, в общем случае, характеризуется нестационарностью и нелинейностью процессов функционирования, большой размерностью, наличием ряда плохо формализуемых факторов, нечеткостью критериев оценивания принимаемых решений, отсутствием априорной информации по ряду параметров, характеризующих состояние РС. Перечисленные особенности РС не позволяют в рамках какого-то одного класса моделей достигать требуемой степени адекватности описания процессов, происходящих в реально (виртуально) существующих системах. Многовариантность фор-

мального описания базовых компонент, входящих в РС, открывает широкие перспективы по постановке и решению задач адаптивного выбора (синтеза) комплекса моделей и алгоритмов программного управления и регулирования базовыми компонентами, входящими в состав РС, в условиях постоянно изменяющейся обстановки [8, 61–63].

Анализ ранее выполненных работ по данной проблематике [61–63] показывает, что в этом случае состав решаемых задач моделирования и управления РС должен быть дополнен задачами структурной и параметрической адаптации соответствующих моделей, методов и алгоритмов, входящих в состав специального программно-математического обеспечения управления (СПМО) РС. При этом реализация концепции адаптивного проактивного управления РС должна включать в себя следующие основные этапы:

- адаптация параметров и структур моделей, алгоритмов управления структурной динамикой (УСД) РС к прошлому и текущему состоянию объектов-оригиналов и их моделей (объектов управления (ОУ), управляющих подсистем (УП), в качестве которых могут рассматриваться субъекты моделирования и внешняя среда;

- комплексное планирование динамики изменения (реализации) РС (разработка программ управления структурной динамикой РС и моделей ее описывающих);

- имитация условий реализации планов РС с учетом различных вариантов организации оперативного управления взаимодействием ее базовых компонент в конкретных ситуациях;

- структурная и параметрическая адаптация плана и регулирующих воздействий, моделей, алгоритмов, программ СПМО УСД РС к возможным (прогнозируемым, в том числе и на имитационных моделях) состояниям ОУ, УП и среды.

Для конструктивной реализации рассматриваемой концепции адаптивного управления необходимо, прежде всего, в составе разработанных моделей и алгоритмов УСД РС выделить две группы параметров [61]:

- 1) настраиваемые на основе реально поступающих данных и информации о РС;

- 2) настраиваемые на основе экспериментов с имитационными моделями, в которых проигрываются возможные сценарии развития будущих событий.

Организационно процедуры адаптации перечисленных параметров целесообразно осуществлять в рамках двух блоков (моделей), входящих, например, при проведении аналитико-имитационного моделирования, в соответствующую имитационную систему (ИмС), о которой говорилось ранее [31]:

- блок (модель) внешнего адаптера ИмС;
- блок (модель) внутреннего адаптера ИмС.

Применительно к ранее построенным логико-динамическим моделям УСД РС (см. работы [8, 12, 17, 18]) в качестве примеров параметров, настраиваемых внешним адаптером и входящих в первую группу, можно назвать следующие величины:

- значения краевых условий, которые должны принимать переменные, входящие в состав моделей УСД;

- технические и технологические параметры, характеризующие возможности базовых компонент РС по выполнению стоящих перед ними задач (например, быстродействие и объемы оперативной и долговременной памяти ЭВМ, максимально (минимально) возможные интенсивности расхода (пополнения) складываемых и не складываемых ресурсов, пропускные способности каналов и трактов передачи данных);

- числовые характеристики (параметры), характеризующие реально протекающие и наблюдаемые случайные процессы.

Во вторую группу параметров, настраиваемых уже внутренним адаптером, можно включить:

- параметры, характеризующие кратность функционального, временного, аппаратно-программного и информационного резервирования базовых компонент РС;

- параметры, определяющие приоритетность показателей качества УСД РС;

- параметры, определяющие выбор вариантов реализации управляющих воздействий, компенсирующих отклонение от заданной программы реализации имитационной модели.

Для повышения степени адекватности процессов моделирования наряду с параметрической адаптацией СПМО УСД РС (в том случае, когда все ее возможности будут исчерпаны) предлагается проводить и структурную адаптацию соответствующих моделей. Принято выделять два основных подхода к решению проблемы структурной адаптации [61–63].

В рамках первого подхода из фиксированного множества моделей осуществляется выбор той модели, которая с наибольшей степенью адекватности описывает УСД РС. При реализации второго подхода осуществляется конструирование моделей УСД РС с требуемыми свойствами на основе некоторого множества элементарных составляющих моделей (модулей).

Анализ показывает, что второй подход по сравнению с первым обеспечивает более гибкую и точную настройку УСД РС на конкретные условия их функционирования. Вместе с тем в отдельных случаях достаточно эффективным оказывается и первый подход в силу более оперативной (по сравнению со вторым подходом) настройки УСД РС при наличии достаточно полной базы знаний о предметной области.

Следует подчеркнуть, что в рамках как первого, так и второго подходов к структурной адаптации СПМО УСД РС необходимо активное участие ЛОР и ЛПР, которые должны в интерактивном режиме работы с ИмС предлагать варианты учета плохо формализуемых и неформализуемых факторов и связей в обобщенной процедуре выбора программ реализации УСД РС.

Особенность структурной адаптации СПМО УСД РС состоит еще и в том, что на ее проведение требуется иметь некоторый промежуток времени, в течение которого необходимо решить следующие основные задачи [61]:

- выбор либо конструирование (синтез) моделей УСД РС с заданными свойствами;

- выбор либо конструирование (синтез) алгоритмов УСД РС решения конкретного класса задач в заданных условиях;

- синтез соответствующего программного и информационного обеспечения решения рассматриваемого класса задач;
- настройка параметров СПМО на текущее и прогнозируемые состояния УСД РС (проведение параметрической адаптации).

Попутно следует отметить, что наряду с параметрической адаптацией моделей и алгоритмов, задействованных непосредственно в процессе моделирования УСД РС, целесообразно проводить настройку параметров неработающих моделей и алгоритмов до их подключения (в случае необходимости) к процессу моделирования РС [8, 61–63]. Рассматриваемая адаптация должна проводиться на основе информации, получаемой от действующих моделей и алгоритмов УСД РС. В рамках ранее предложенных моделей и алгоритмов УСД РС проведем формальную постановку задач структурной и параметрической адаптации моделей УСД РС.

4.4.1. Формальная постановка задач структурной и параметрической адаптации моделей УСД РС

При формальной постановке рассматриваемых классов задач будем основываться на обобщенном полимодельном многокритериальном описании задач УСД РС (в т. ч. моделей, ее описывающих), которое было представлено в подразделе 4.3.

Учитывая сказанное, несколько видоизменим формальное описание задач УСД РС. При этом будем предполагать, во-первых, что у нас имеется не один, а несколько (множество) вариантов моделей УСД РС: $\overline{M} = \{M_1, M_2, \dots, M_{\Theta}\} = \{M_{\Theta}, \theta \in \hat{I}\}$, $\hat{I} = \{1, \dots, \Theta\}$, и, во-вторых, вектор параметров моделей РС β наряду с фиксированными характеристиками РС (вектор β_0) будет включать в себя вектор параметров $w = \parallel w^{(1)m}, w^{(2)m}, w^{(3)m} \parallel^m$, подстраиваемых внутренним и внешним адаптерами ИмС, а также настраиваемых при структурной адаптации моделей (полимодельных комплексов) УСД РС. В соответствии с работой [61], разобьем эти параметры на следующие группы:

$w^{(1)}$ – вектор параметров, настраиваемых внутренним адаптером и состоящий, в свою очередь, из $w^{(1,n)}$ – вектора параметров, входящих в модель расчета программ управления (модель планирования) РС, и $w^{(1,p)}$ – вектора параметров, входящих в модель выработки регулирующих (управляющих) воздействий на этапе реализации плана УСД РС;

$w^{(2)}$ – вектор параметров, настраиваемых внешним адаптером и включающий в свой состав;

$w^{(2,n)}$ – вектор параметров, входящих в модель расчета программ УСД РС;

$w^{(u)}$ – вектор параметров имитационной модели, описывающей варианты моделирования РС в условиях помех (возмущающих воздействий); в свою очередь $w^{(u)} = \parallel w^{(2,o)m}, w^{(2,b)m}, w^{(2,p)m} \parallel^m$, где $w^{(2,o)}$ – вектор параметров имитационных моделей, описывающих, в рамках РС, функционирование соответствующих объектов-оригиналов и их моделей;

$w^{(2,b)}$ – вектор параметров, входящих в состав имитационной модели внешней среды;

$\mathbf{w}^{(2,p)}$ – вектор параметров имитационных моделей, описывающих процессы выбора регулирующих воздействий на этапе реализации плана изменения РС;

$\mathbf{w}^{(3)}$ – вектор параметров, настраиваемых при структурной адаптации моделей УСД РС.

С учетом принятых обозначений ранее введенное обобщенное полимодельное многокритериальное описание задач управления структурной динамикой РС (в т.ч. моделей ее описывающих) примет следующий вид [8, 55]:

$$J_{\Theta}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\beta}, \xi(t), t) \rightarrow \min_{\mathbf{u}(t) \in \Delta_{\Theta}}; \quad (4.24)$$

$$\Delta_{\Theta} = \{\mathbf{u}(t) \mid \mathbf{x}(t) = \Phi_{\Theta}(T_0, \mathbf{x}(T_0), \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), \boldsymbol{\beta}_{\Theta}, t); \quad (4.25)$$

$$\mathbf{y}(t) = \Psi_{\Theta}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), \boldsymbol{\beta}_{\Theta}, t); \quad (4.26)$$

$$\mathbf{x}(T_0) \in X_0(\boldsymbol{\beta}_{\Theta}), \quad \mathbf{x}(T_f) \in X_f(\boldsymbol{\beta}_{\Theta}); \quad (4.27)$$

$$\mathbf{u}(t) = \|\mathbf{u}_{pl}^m(t), \mathbf{v}^m(\mathbf{x}(t), t)\|^m; \quad \mathbf{u}_{pl}(t) \in Q_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t); \quad (4.28)$$

$$\mathbf{v}(t)(\mathbf{x}(t), t) \in V_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t); \quad (4.28)$$

$$\xi(t) \in \Xi_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t); \quad \boldsymbol{\beta}_{\Theta} \in B; \quad (4.29)$$

$$\mathbf{x}(t) \in X(\xi(t), t); \quad (4.30)$$

$$\boldsymbol{\beta}_{\Theta} = \|\boldsymbol{\beta}_0^m, \mathbf{w}^m\|^m; \quad \mathbf{w} = \|\mathbf{w}^{(1)m}, \mathbf{w}^{(2)m}, \mathbf{w}^{(3)m}\|^m; \quad \mathbf{w}^{(1)} = \|\mathbf{w}^{(1,n)m}, \mathbf{w}^{(1,p)m}\|^m, \\ \mathbf{w}^{(2)} = \|\mathbf{w}^{(2,u)m}, \mathbf{w}^{(2,o)m}\|^m; \quad \mathbf{w}^{(u)} = \|\mathbf{w}^{(2,o)m}, \mathbf{w}^{(2,b)m}, \mathbf{w}^{(2,p)m}\|^m\}, \quad (4.31)$$

где $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{y}(t)$ – соответственно обобщенный вектор состояния и выходных характеристик динамической системы, описывающей процессы управления структурной динамикой РС (в т.ч. и ее моделей);

$\mathbf{u}_{pl}(t)$, $\mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t)$ – обобщенные векторы программных управлений целенаправленным изменением РС (планов изменения РС) и управлений, реализующих планы изменения на этапе применения [в условиях возмущающих воздействий $\xi(1)$];

$\xi(1)$ – вектор возмущающих воздействий, имеющих как целенаправленный, так и нецеленаправленный характер;

$\boldsymbol{\beta}_{\Theta}$ – вектор параметров (характеристик) РС;

$$\mathbf{J}_{\Theta} = \mathbf{J}_{\Theta}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), \boldsymbol{\beta}_{\Theta}, t) \quad (4.32)$$

– вектор показателей эффективности управления и моделирования РС.

В выражении (4.25) переходная и выходная функции $\Phi_{\Theta}(T_0, \mathbf{x}(T_0), \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), \boldsymbol{\beta}_{\Theta}, t)$, $\Psi_{\Theta}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), \boldsymbol{\beta}_{\Theta}, t)$ в общем случае задаются в аналитико-алгоритмическом (имитационном) виде в рамках соответствующей ИмС; $Q_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t)$, $V_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t)$, $\Xi_{\Theta}(\mathbf{x}(t), t)$ – соответственно заданные области допустимых программных управлений изменением РС (в т.ч. и моделей, ее описывающих), управляющих воздействий, реализуемых в реальном мас-

штабе времени (РМВ), области допустимых возмущающих воздействий; B – область допустимых значений параметров РС и моделей ее описывающих; $X_{\Theta}(\xi(t), t)$ – область допустимых текущих значений вектора состояния структурной динамики РС. Соотношения (4.27) задают краевые условия, накладываемые на компоненты вектора состояния $x(t)$ РС в моменты времени $t = T_0, t = T_f$ (T_0, T_f] – начальный и конечный моменты времени, соответствующие временному интервалу, на котором рассматривается структурная динамика РС).

Ранее уже говорилось, что проблема управления РС (в т. ч. моделей, ее описывающих) или, по-другому, при управленческой ее интерпретации, проблема управления структурной динамикой РС предполагает формулировку и решение трех основных классов задач:

- **класса А** (задачи структурного анализа, анализа структурной динамики РС (в т. ч. и моделей, ее описывающих) при наличии и отсутствии входных воздействий);

- **класса В** (задачи оценивания (наблюдения), контроля, идентификации структурного состояния и структурной динамики РС (в т. ч. моделей ее описывающих));

- **класса С** (задачи выбора управляющих воздействий, обеспечивающих целенаправленные изменения РС, а также многокритериальный структурно-функциональный синтез полимодельного комплекса, описывающего РС, и оптимальное управление его структурами, режимами и параметрами в целях обеспечения требуемого качества УСД РС).

В ранее выполненных работах [27, 31, 64, 65] были подробно рассмотрены основные подходы к решению **задач класса А**; **задач класса В** не являются объектом исследования в рамках данного проекта. Остановимся далее более подробно на постановке и методах (алгоритмах решения) **задач класса С**.

В общем случае формальная постановка обобщенной задачи управления структурной динамикой РС (в т. ч. и моделями, ее описывающими) сводится к следующему.

Дано: пространственно-временные, технические и технологические ограничения, определяющие варианты УСД РС на этапе применения и задаваемые с помощью соотношений вида (4.25) – (4.30), (4.31); задан вектор показателей эффективности управления и моделирования (или, по-другому, УСД) РС вида (4.32).

Необходимо найти: $u_{pl}(t), v(x(t), t), \beta_{\Theta}$, при которых выполняются (4.25) – (4.30), (4.4.8), а обобщенный показатель эффективности управления и моделирования РС вида $J_{\Theta}^{(ob)} = J_{\Theta}^{(ob)}(x(t), y(t), \beta_{\Theta}, u(t), \xi(t))$ принимает оптимальное значение.

Решение сформулированной задачи является чрезвычайно сложной проблемой, поэтому на практике проводят ее декомпозицию на пять следующих основных подклассов задач:

- **С 1** (задачи структурно-функционального синтеза полимодельного комплекса, описывающего РС в предположении, что объект-оригинал нам задан и его облик на этапе применения не синтезируется);

- **С 2** (задачи выбора оптимальных программ УСД РС);

- **С 3** (задачи выбора и реализации регулирующих воздействий, обеспечивающих наилучшие условия для выполнения ранее составленных планов изменения РС);
- **С 4** (задачи выбора оптимальных значений параметров РС и моделей, ее описывающих);
- **С 5** (задачи структурной и параметрической адаптации моделей и алгоритмов УСД РС).

Содержание и возможные подходы к решению подклассов задач С1–С4 были также подробно рассмотрены в ранее выполненных работах [8, 31, 64, 65].

Остановимся более детально на формальной постановке задач подкласса С5. Для этого несколько видоизменим соотношения (4.25) и (4.26). Запишем их в следующем виде:

$$\mathbf{x}(t_{<k>}) = \Phi_{\Theta} (T_{<0,k>}, \mathbf{x}(T_{<0,k>}), \mathbf{x}(t_{<k>} - 1), \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_{\Theta}, t_{<k>}); \quad (4.33)$$

$$\mathbf{y}(t_{<k>}) = \Phi_{\Theta} (\mathbf{x}(t_{<k>} - 1), \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_{\Theta}, t_{<k>}); \quad (4.34)$$

$$t_{<k>} \in (T_{<0,k>}, T_{<f,k>}], k = 1, 2, \dots, K. \quad (4.35)$$

Основные отличия соотношений (4.33)–(4.35) от ранее предложенных соотношений [см. (4.25), (4.26)] заключаются в том, что в них, во-первых, проведена дискретизация интервала времени $(T_0, T_f]$ (интервала УСД РС), и, во-вторых, рассмотрен не один, а k интервалов УСД РС. Необходимость дискретизации времени в задачах УСД РС вызвана принятыми на практике подходами к организации функционирования иерархических систем управления, в которых планы применения соответствующих подсистем привязываются к таким, например, временным интервалам, как час, сутки, неделя, декада, месяц, квартал и т. п. [61]. При этом, как уже говорилось ранее, при адаптации планов моделирования РС на k -м цикле УСД нам необходима не только информация о текущем состоянии РС, но и апостериорная информация о ее поведении на $<k-1>$ -м цикле УСД, а также информация о прогнозируемых состояниях РС на $<k+1>$ -м цикле УСД. В этом случае возможные формальные постановки задач параметрической адаптации моделей планирования РС с учетом ее структурной динамики запишутся в следующем виде [61].

Задача подкласса С 5.1. Необходимо найти такой вектор $\mathbf{w}_{<k-1>}^{(u)}$ (вектор параметров имитационной модели, описывающей варианты управления РС в условиях помех (возмущающих воздействий)), при котором выполнялись условия совместимости (статистической, возможностной либо гарантированной) результатов моделирования процесса выполнения программы управления структурной динамикой РС на $<k-1>$ -м цикле управления с фактическими результатами реализации указанной программы на данном цикле управления.

Другими словами, в данной задаче осуществляется адаптация имитационной модели изменения РС к фактической информации, полученной из «прошлого». За решение данной задачи в соответствующей имитационной системе [8, 31, 61] отвечает внешний адаптер.

Один из вариантов формальной постановки указанной подзадачи можно описать в следующем виде:

$$F_1(\{y(t_{<k-1>})\}, \{y(t_{<k-1>})\}) \rightarrow \underset{w_{<k-1>}^{(u)} \in W_{<k-1>}^{(u)}}{\text{extr}}, \quad (4.36)$$

где $\{y(t_{<k-1>})\}$ – множество значений выходных характеристик, получаемых в ходе экспериментов с имитационной моделью управления структурной динамикой РС на $<k-1>$ -м цикле управления в соответствии с ранее разработанным планом;

$\{y(t_{<k-1>})\}$ – множество фактических значений выходных характеристик процесса управления РС на $<k-1>$ -м цикле управления;

$W_{<k-1>}^{(u)}$ – множество допустимых значений $w_{<k-1>}^{(u)}$ вектора параметров имитационной модели, подстраиваемых внешним адаптером по результатам моделирования РС на $<k-1>$ -м цикле управления;

F_1 – некоторая мера, заданная на σ -алгебре событий соответствующего множества неопределенности. Для случайных величин, например, в качестве указанной меры вводятся целевые функции, широко используемые в математической статистике для оценивания близости фактических и теоретических законов распределения выборок наблюдаемых и моделируемых величин.

Задача подкласса C 5.2. Необходимо найти такой вектор $w_{<k-1>}^{(2,n)}$ (вектор параметров, входящих в модель расчета программ управления структурной динамикой РС на $<k-1>$ -м цикле управления), при котором

$$F_2\left(J_{<k-1>}^{(ob)}\left(w_{<k-1>}^{(2,n)}, w_{<k-1>}^{(u)}\right), \Pi_{<k-1>}\right) \rightarrow \underset{w_{<k-1>}^{(2,n)} \in W_{<k-1>}^{(2,n)}}{\text{extr}}, \quad (4.37)$$

где F_2 – заданный функционал, количественно характеризующий степень адекватности модели планирования изменения РС. В качестве такого функционала можно, например, взять математическое ожидание разности между величинами $M(J_{<k-1>}^{(ob)} - \Pi_{<k-1>})$, где $J_{<k-1>}^{(ob)}$ – планируемое значение обобщенного показателя эффективности управления структурной динамикой РС на $k-1$ -м цикле управления; $\Pi_{<k-1>}$ – показатель, количественно характеризующий суммарные потери, вызванные необходимостью компенсации возмущающих воздействий на $<k-1>$ -м цикле УСД РС, которые не были учтены в плане изменения РС на $k-1$ -м цикле УСД; $W_{<k-1>}^{(2,n)}$ – множество допустимых значений векторов $w_{<k-1>}^{(2,n)}$.

Задача подкласса C 5.3. Необходимо найти такой вектор $w_{<k>}^{(1)}$ (вектор параметров, настраиваемых внутренним адаптером имитационной системы), при котором

$$F_3\left(J_{<\Theta, k>}^{(ob)}\left(w_{<k>}^{(1)}, w_{<k-1>}^{(2)}\right), \Pi_{<k>}^{(u)}\right) \rightarrow \underset{w_{<k>}^{(1)} \in W_{<k>}^{(1)}}{\text{extr}}, \quad (4.38)$$

где F_3 – заданный функционал, связывающий планируемое значение обобщенного показателя эффективности управления структурной динамикой РС на k -м цикле УСД РС со значением показателя $\Pi_{<k>}^{(u)}$, характеризующим предполагаемые (имитируемые) потери при УСД РС, которые могут быть вызваны необходимостью компенсации возмущений непредусмотренных планом изменения РС на k -м цикле управления.

Обобщенные формальные постановки задач структурной адаптации моделей УСД РС могут быть записаны в виде следующих двух классов подзадач [8, 61].

Задача подкласса C 5.4.

$$AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs}) \rightarrow \min; \quad (4.39)$$

$$t_{st}(\mathbf{w}^{(3)}, M_{\Theta}^{(l)}) \leq \bar{t}_{st}; \quad (4.40)$$

$$M_{\Theta}^{(l)} \in \bar{\bar{M}}, \mathbf{w}^{(3)} \in W^{(3)}, M_{\Theta}^{(l)} = \bar{\bar{\Phi}}(M_{\Theta}^{(l-1)}, \mathbf{w}^{(3)}, \bar{P}_{cs}), l = 1, 2, \dots, \quad (4.41)$$

где $AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs})$ – функционал, с помощью которого оценивается степень адекватности модели $M_{\Theta}^{(l)}$ по отношению к РС, характеризующейся, в свою очередь, набором признаков из множества $\bar{P}_{cs}(t) = \{\bar{P}_g^{(cs)}, \bar{g} = 1, \dots, \bar{G}\}$;

\bar{t}_{st} – общее время структурной адаптации моделей УСД РС;

$\bar{\bar{t}}_{st}$ – предельное время структурной адаптации;

$\bar{\bar{\Phi}}$ – оператор итеративного конструирования (выбора) модели $M_{\Theta}^{(l)}$;

l – текущий номер итерации, в ходе которой осуществляется конструирование (выбор) облика модели;

$W^{(3)}$ – множество допустимых значений векторов параметров структурной адаптации.

Задача подкласса C 5.5.

$$t_{st}(\mathbf{w}^{(3)}, M_{\Theta}^{(l)}) \rightarrow \min; \quad (4.42)$$

$$AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs}) \leq \varepsilon_2; \quad (4.43)$$

$$M_{\Theta}^{(l)} \in \bar{\bar{M}}, \mathbf{w}^{(3)} \in W^{(3)}, M_{\Theta}^{(l)} = \bar{\bar{\Phi}}(M_{\Theta}^{(l-1)}, \mathbf{w}^{(3)}, \bar{P}_{cs}), \quad (4.44)$$

где ε_2 – заданная константа, характеризующая допустимый уровень степени адекватности моделей УСД РС $M_{\Theta}^{(l)}$, $\Theta \in \bar{\bar{I}}$, $\bar{\bar{M}}$ – множество вариантов моделей УСД РС.

Из анализа соотношений (4.39)–(4.44) следует, что в качестве основного критерия, определяющего необходимость начала (окончания) проведения процесса структурной адаптации моделей УСД РС целесообразно выбрать условие соответствия характеристик реального и моделируемого объектов (условие проверки адекватности моделей) [10, 11, 62]. Причем адекватность в данном случае следует понимать не как отражение в модели РС всех «деталей», а как принципиальное соответствие результатов моделирования изменениям и соотношениям, имеющим место в действительности. Основное предназначение количественного оценивания адекватности, используемой в данный момент времени t модели M_{Θ} определяется необходимостью повышения до приемлемого уровня степени уверенности субъекта моделирования (ЛПР), позволяющей ему судить относительно корректности высказываний о реальной РС на основе данных, полученных при ее моделировании.

Таким образом, полезность и точность результатов, получаемых с использованием моделей УСД РС, определяется степенью адекватности моделей и объектов.

Функционал адекватности $AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs})$ в соответствии с работой [61] должен обладать следующими свойствами:

$$a) \quad AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs}) > 0, \quad \forall M_{\Theta}^{(l)} \in \bar{\bar{M}}, \bar{P}_{cs} \in \bar{\bar{P}}_{cs}, \quad (4.45)$$

где $\bar{\bar{M}}$ – множество возможных моделей программного управления изменением РС;

$\bar{\bar{P}}_{cs}$ – множество возможных вариантов множеств (наборов) значений признаков реальной РС;

$$b) \quad AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs}^{(1)}) > AD(M_{\Theta}^{(l)}, \bar{P}_{cs}^{(2)}),$$

где модель $M_{\Theta}^{(l)}$ более адекватно описывает РС, характеризуемый набором признаков $\bar{P}_{cs}^{(2)}$, чем РС, описываемых набором признаков $\bar{P}_{cs}^{(1)}$;

$$c) \quad AD(M_{\Theta_1}^{(l)}, \bar{P}_{cs}^{(1)}) > AD(M_{\Theta_2}^{(l)}, \bar{P}_{cs}^{(1)}),$$

где модель $M_{\Theta_2}^{(l)}$ более адекватно описывает РС, характеризуемую набором признаков $\bar{P}_{cs}^{(1)}$, чем модель $M_{\Theta_1}^{(l)}$.

При этом предполагается, что параметры каждой модели оптимальным образом настроены на конкретную РС.

В заключение отметим, что при проведении структурной адаптации моделей РС необходимо постоянно вести учет и прогнозирование изменения значений набора признаков РС и среды таким образом, чтобы своевременно провести корректировку структуры и параметров рассматриваемых моделей. При этом, выбирая величину промежутка времени, на который осуществляется прогнозирование, значений признаков РС, приходится искать такое компромиссное решение, которое, с одной стороны, обеспечит получение как можно более точного набора признаков \bar{P}_{cs} , с другой стороны, выбираемый интервал времени должен быть достаточно большим для того, чтобы имелось время, отводимое на конструирование новой модели РС, настройки ее параметров до включения в работу [77, 85].

4.4.2. Алгоритмы параметрической адаптации моделей управления структурной динамикой развивающейся ситуации

Ранее в подразделе 4.4.1 была проведена формальная постановка трех подклассов задач параметрической адаптации моделей УСД РС (*С 5.1, С 5.2, С 5.3*), которые в общем виде были записаны с использованием формул (4.36)–(4.38).

В основе решения рассматриваемых задач лежат две основных группы методов:

- идентификационные методы параметрической адаптации;

– методы параметрической адаптации на основе имитационного моделирования.

Упрощенная схема (для одиночного выхода РС) идентификационных методов параметрической адаптации для модели (4.33)–(4.35) сводится к следующей оптимизационной задаче, решаемой с использованием различных модификаций градиентных процедур: необходимо минимизировать квадратичную невязку между выходным воздействием $y(t_{<k>})$, получаемым с реального объекта (РС), и выходным воздействием, получаемым с помощью модели $y(t_{<k>})$, на основе коррекции вектора параметров β_Θ . В этом случае основные формальные соотношения данной задачи запишутся в следующем виде:

$$q_{<k>}^2(\beta_\Theta) = [\psi_\Theta(\mathbf{x}(t_{<k>} - 1), \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_\Theta, t_{<k>}) - y(t_{<k>})]^2 \rightarrow \min_{\beta_\Theta \in B}. \quad (4.46)$$

Типовые соотношения градиентного метода имеют следующий вид:

$$\beta_\Theta^{(l)} = \beta_\Theta^{(l-1)} - \tilde{\alpha} \text{grad}_{\beta_\Theta} q_{<k>}^2(\beta_\Theta) \Big|_{\beta_\Theta = \beta_\Theta^{(l-1)}}, \quad (4.47)$$

где для оценивания градиента (4.2.2) необходимо иметь оценки производных вида

$$\frac{\partial \psi_\Theta}{\partial \beta_{<\Theta, \hat{i}>}} = \frac{1}{2g_{<\hat{i}>}} \left[\psi_\Theta(\mathbf{x}(t_{<k>} - 1), \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_\Theta^{(l-1)} + \mathbf{e}_{<\Theta, \hat{i}>} g_i, t_{<k>}) - \right. \\ \left. - \psi_\Theta(\mathbf{x}(t_{<k>} - 1), \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_\Theta^{(l-1)} - \mathbf{e}_{<\Theta, \hat{i}>} g_i, t_{<k>}) \right], \hat{i} = 1, \dots, \hat{I}. \quad (4.48)$$

В формулах (4.46)–(4.48) параметр $\tilde{\alpha}$ регулирует скорость сходимости градиентной процедуры, а вектор $\mathbf{e}_{<\Theta, \hat{i}>}$ – единичный орт в пространстве параметров β_Θ ; g_i – база оценки [62, 63]. Основная трудность коррекции параметров модели УСД РС состоит в оценке градиента функции локальной невязки выходов реальной РС и модели УСД РС по корректируемым параметрам. Однако указанная процедура производится только на основе информации, полученной в результате реализованного в объекте (РС) управления на предыдущем $k-1$ -м цикле управления (см. формулы (4.36), (4.37)), либо в результате имитации процессов УСД РС на k -м цикле управления (см. формулу (4.38)).

Если на следующем $(k+1)$ -м цикле управления РС понадобится иное управление, которое опирается на неизвестные ранее свойства РС (а так и бывает на практике в большинстве случаев), то модель УСД РС не будет в полной мере «готова» к этому. Это обстоятельство делает целесообразным реализацию следующей процедуры формирования управляющих воздействий: необходимо на каждом цикле управления добавлять к оптимальному управлению $\mathbf{u}^*(t_{<k>})$ так называемое «изучающее» приращение управления $\delta \mathbf{u}^*(t_{<k>})$, которое, «не слишком искажая» оптимальное управление, позволяло бы качественнее корректировать модель УСД РС [8]. Другими словами, речь идет о планировании экспериментов в процессе управления РС. Приращение $\delta \mathbf{u}^*(t_{<k>})$ следует определять таким образом, чтобы произведенная на ее основе коррекция параметров модели $\Delta \beta_\Theta$ позволила бы синтезировать более точную модель УСД РС.

В этом случае суммарное управление $\tilde{\mathbf{u}}^*(t_{<k>}) = \mathbf{u}^*(t_{<k>}) + \delta \mathbf{u}(t_{<k>})$ преследует две цели: добиться наиболее полного выполнения поставленного перед РС комплекса задач и одновременно построить с требуемой степенью адекватности модель УСД РС. Очевидно, что в этом случае управление $\tilde{\mathbf{u}}^*(t_{<k>})$ должно быть тоже оптимальным. Указанное управление, преследующее двойную цель, получило название *дуального*, т. е. двойственного [61, 62]. При дуальном управлении формируется уже другой показатель качества управления, определяющий суммарные потери от недостижения цели управления (за счет присутствия добавки $\delta \mathbf{u}(t_{<k>})$) и потери, вызванные неточностью модели УСД РС [8]. Минимизация этих потерь и дает возможность определить оптимальное дуальное управление.

4.4.3. Алгоритмы структурной адаптации моделей управления структурной динамикой развивающейся ситуацией

Рассмотрим две группы алгоритмов структурной адаптации моделей УСД РС, основанные на ситуационном выборе конкретного варианта структуры моделей из фиксированного множества вариантов моделей. В первой группе алгоритмов при реализации ситуационного (прецедентного) подхода предлагается использовать методы нечеткой кластеризации.

В этом случае предварительно (до этапа применения РС) осуществляется разбиение множества многоструктурных макросостояний РС: $S = \{S_\delta\} = \{S_1, \dots, S_{K_\Delta}\}$ на классы эквивалентных структурных состояний, которым сопоставляется конкретная структура θ полимодельного комплекса вида (4.24)–(4.31). Адаптивный выбор конкретной структуры полимодельного комплекса осуществляется уже на этапе применения РС на основе решения задачи распознавания текущего многоструктурного макросостояния РС и определения его принадлежности к одному из заданных классов эквивалентных многоструктурных макросостояний σ_θ ($\theta = 1, \dots, \Theta$).

Формально постановка задачи нечеткой кластеризации множества многоструктурных макросостояний РС сводится к следующему: известно множество многоструктурных макросостояний $S = \{S_1, \dots, S_{K_\Delta}\}$; каждое из них характеризуется конечной совокупностью показателей (признаков) \mathbf{J}_δ ($\delta = 1, \dots, K_\Delta$), с помощью которых оцениваются различные аспекты функционирования РС.

В этих условиях требуется произвести оптимальное разбиение (либо покрытие) множества S на конечное множество $\sigma = \{\sigma_1, \dots, \sigma_\Theta\}$ нечетких кластеров (классов эквивалентности), каждый из которых описывается своим полимодельным комплексом. Сформулированную задачу можно записать следующим образом:

$$\sum_{\theta=1}^{\Theta} \sum_{\delta}^{K_\Delta} \mu_{\theta\delta}^2 \|\mathbf{J} - \mathbf{I}_\theta\| \rightarrow \min_{\{\mu_{\theta\delta}\} \{\mathbf{I}_\theta\}}; \quad (4.49)$$

$$\sum_{\theta=1}^{\Theta} \mu_{\theta\delta} = 1; \quad \delta = 1, \dots, K_\Delta; \quad \mu_{\theta\delta} \geq 0, \quad \forall \theta, \forall \delta; \quad (4.50)$$

$$\mathbf{I}_\theta = \frac{1}{\sum_{\delta} \mu_{\theta\delta}^2} \sum_{\delta} \mu_{\theta\delta}^2 \mathbf{J}_\delta, \quad (4.51)$$

где \mathbf{J}_δ – заданные векторы, каждый из которых характеризует S_δ многоструктурное макросостояние РС;

\mathbf{I}_θ – искомые точки m' -мерного пространства, нахождение которых фиксирует положение центров-кластеров и, в то же время, каждый такой вектор может рассматриваться как образ некоторого полимодельного комплекса, представляющего данный кластер;

$\mu_{\theta\delta}$ – переменные, характеризующие степени принадлежности S_δ к классу σ_θ ;

$$\|\mathbf{J}_\delta - \mathbf{J}_\theta\| = \left\{ \sum_{k'=1}^{m'} \left[(\mathbf{J}_{\delta k'} - \mathbf{I}_{\theta k'})^2 \right]^{1/2} \right\}, \text{ где } \|\mathbf{J}_\delta - \mathbf{J}_\theta\| - \text{норма вектора } \mathbf{J}_\delta - \mathbf{J}_\theta,$$

задающего метрику в евклидовом пространстве $R m'$.

Функционал (4.49) есть не что иное, как взвешенная с весами из множества $\{\mu_{\theta\delta}\}$ дисперсия, характеризующая разброс точек множества $\{\mathbf{J}_\delta\}$ относительно центров \mathbf{I}_θ [1, 39]. Смысл задачи оптимизации состоит в нахождении при заданных ограничениях (4.50)–(4.51) такого положения центров (таких характеристик полимодельных комплексов) и таких степеней принадлежности $\mu_{\theta\delta}$ (а, соответственно, весов $\mu_{\theta\delta}^2$), при которых указанная величина разброса достигала минимума [39].

Сформулированная задача является сложной многоэкстремальной задачей с альтернативами, зависящими от двух групп параметров: $\{\mu_{\theta\delta}\}$ и $\{\mathbf{J}_\delta\}$. Один из возможных способов ее решения основан на итеративной процедуре, в ходе реализации которой происходит поочередное определение величин $\mu_{\theta\delta}$ и $\mathbf{J}_{\delta k'}, k' = 1, \dots, m'$.

Для запуска данной процедуры необходимо каким-то образом задать начальное приближение одной из групп параметров. Рассмотрим методику нахождения первого приближения вектора $\boldsymbol{\mu}_\delta^{(0)} = \|\mu_{1\delta}^{(0)}, \dots, \mu_{\Theta\delta}^{(0)}\|$. Следуя методу попарного сравнения альтернатив [26], экспертам предлагается для каждого многоструктурного макросостояния РС S_δ провести упорядочение кластеров σ_θ (упорядочение полимодельных комплексов) на основе сравнительной оценки предпочтительности вариантов включения S_δ в состав каждого из σ_θ ($\theta = 1, \dots, \Theta$). В результате такого оценивания могут быть сформулированы матрицы попарного сравнения следующего вида:

$$\mathbf{C}^{(\delta)} = \|\mathbf{c}_{\theta, \theta'}^{(\delta)}\|; \theta, \theta' = 1, \dots, \Theta, \quad (4.52)$$

где $\mathbf{c}_{\theta, \theta'}^{(\delta)}$ – оценка предпочтительности варианта включения S_δ в состав класса σ_θ по сравнению с вариантом включения в состав класса $\sigma_{\theta'}$. Далее задача поиска $\bar{\boldsymbol{\mu}}_\delta^{(0)}$ сводится к решению следующей системы алгебраических уравнений, записанных в матричном виде

$$(\mathbf{C}^{(\delta)} - \rho_{\max}^{(\delta)} \ddot{\mathbf{E}}) \boldsymbol{\mu}_\delta^{(0)} = \mathbf{0}, \theta, \theta' = 1, \dots, \Theta, \quad (4.53)$$

где $\ddot{\mathbf{E}}$ – единичная матрица размерности $\Theta \times \Theta$, $\rho_{\max}^{(\delta)}$ – максимальное собственное число матрицы \mathbf{C} ;

$\mu_{\delta}^{(0)}$ – вектор, компоненты которого задают первое приближение (оценку) степени принадлежности S_{δ} к каждому из классов σ_{θ} .

В общем случае, в результате работы данного алгоритма мы имеем не разбиение, а пересечение множеств: $\sigma_{\theta} \cap \sigma_{\theta'} \neq \emptyset$, $\theta, \theta' \in \{1, \dots, \Theta\}$. Для получения разбиения (однозначного сопоставления множества многоструктурных состояний заданному полимодельному комплексу) следует ввести в каждом σ_{θ} пороговое значение l_{θ} . В этом случае S_{δ} будем относить к σ_{θ} тогда и только тогда, когда $\mu_{\theta\delta} \geq l_{\theta}$.

С учетом вышеизложенного обобщенная процедура решения задачи (4.49)–(4.51) будет включать в себя следующие основные шаги.

Шаг 1. По известным величинам $\mu_{\delta}^{(0)}$ ($\delta = 1, \dots, K_{\Delta}$) с использованием соотношения (4.51) определяем $\mathbf{I}_{\theta}^{(r)}$, $r = 0, 1, 2, \dots$ – номера итерации; $r = r + 1$.

Шаг 2. Для каждого S_{δ} находим очередное приближение вектора $\mu_{\delta}^{(r)}$:

$$\mu_{\theta\delta}^{(r)} = \frac{1}{L_{\theta\delta}^{(r)}}, \quad L_{\theta\delta}^{(r)} = \sum_{\theta'=1}^{\Theta} \left(\frac{\|\mathbf{J}_{\delta} - \mathbf{I}_{\theta'}^{(r)}\|}{\|\mathbf{J}_{\delta} - \mathbf{I}_{\theta'}^{(r-1)}\|} \right)^2. \quad (4.54)$$

Из соотношения (4.54) следует, что степень принадлежности S_{δ} к классу σ_{θ} (к полимодельному комплексу M_{θ}) является величиной, обратно пропорциональной сумме квадратов величин, представляющих собой отношение расстояния точки \mathbf{J}_{δ} от центра $\mathbf{I}_{\theta}^{(r)}$ –го кластера к расстояниям этой точки до соответствующего центра $\mathbf{I}_{\theta'}^{(r)}$ некоторого другого кластера.

Шаг 3. Если для всех $\mu_{\theta\delta}^{(r)}$ выполняется условие $\eta(\mu_{\theta\delta}^{(r)}, \mu_{\theta\delta}^{(r-1)}) \leq \varepsilon'$, где $\eta(\cdot, \cdot)$ – некоторая мера отклонения, например, $\eta(\cdot, \cdot) = |\mu_{\theta\delta}^{(r)} - \mu_{\theta\delta}^{(r-1)}|$; ε' – заданное пороговое значение, то необходимо остановить итерационный процесс. В противоположном случае – переход на шаг 1.

На этапе реализации плана изменения РС выбор структуры полимодельного комплекса M_{θ} ($\theta = 1, \dots, \Theta$), соответствующей складывающейся обстановке, осуществляется следующим образом. С заданной периодичностью проводится мониторинг структурной динамики РС, в ходе которого осуществляется контроль реализации плана изменения РС и определение ее текущего многоструктурного макросостояния S_{δ} ($\delta = 1, \dots, K_{\Delta}$). Далее, используя формулу (4.53), определяется $\mu_{\theta\delta}$, сравнение с заданными пороговыми значениями l_{θ} . В том случае, если $\mu_{\theta\delta} > l_{\theta}$, целесообразно S_{δ} описывать полимодельным комплексом M_{θ} . Таким образом, в зависимости от складывающейся ситуации происходит адаптивный выбор структуры полимодельного комплекса, который в наилучшей степени описывает функционирование РС (в смысле формулы (4.49)) в данной ситуации.

Вторая группа алгоритмов структурной адаптации моделей УСД РС базируется на эволюционном (генетическом) подходе. Проиллюстрируем общую схему реализации указанных алгоритмов на примере структурной адаптации модели, описывающей динамику изменения одной из компонент, входящих в состав вектора выходных характеристик РС [вектора $\mathbf{y}(t_{<k>})$]. В этом случае невязка, вызванная несоответствием фактического значения

указанной компоненты $y(T_{<k>})$, отражающей изменение РС, ее значениям, получаемым на модели M_θ , запишется в следующем виде

$$Q_{<k>}^{<\theta>} = [\psi_{<\theta, k>}(\mathbf{x}(t_{<k>}) - 1, \mathbf{u}(t_{<k>}), \xi(t_{<k>}), \beta_\theta, t_{<k>}) - y(t_{<k>})]. \quad (4.55)$$

Для упрощения будем предполагать, что возмущающие воздействия $\xi(t)$ описываются стохастическими моделями. В этом случае можно ввести в рассмотрение следующий показатель качества модели M_θ :

$$\bar{Q}_{<K>}^{<\theta>} = \sum_{k=1}^K g^{(K-k)} Q_{<k>}^{<\theta>}, \quad (4.56)$$

где $0 \leq g \leq 1$ – коэффициент «забывания», который как бы «обеспечивает» информацию, полученную на предыдущих шагах (циклах управления) [61–63]. При $g = 0$ получим $\bar{Q}_{<K>}^{<\theta>} = Q_{<K>}^{<\theta>}$, т.е. взвешенная невязка равна невязке при последнем шаге, так как при этом предыстория вся «забита».

В работе [62] предлагается обобщить формулу (4.56), заменив весовой коэффициент $g^{(K-k)}$ функцией $f(K)$:

$$\bar{Q}_{<K>}^{<\theta>} = \sum_{k=1}^K f(K-k) Q_{<k>}^{<\theta>}, \quad \theta = 1, \dots, \Theta. \quad (4.57)$$

Здесь $f(\cdot)$ – монотонно убывающая функция «забывания», обладающая следующими свойствами:

$$f(\alpha) > 0, f(0) = 1, \lim_{\alpha \rightarrow \infty} f(\alpha) = 0, f(\alpha) \geq f(\alpha + 1), \alpha = 0, 1, \dots \quad (4.58)$$

Тогда алгоритм структурной адаптации моделей УСД РС сводится к поиску такой структуры M_θ , для которой

$$\bar{Q}_{<K>}^{<\theta'>} = \min_{\theta=1, \dots, \Theta} \bar{Q}_{<K>}^{<\theta>}. \quad (4.59)$$

Таким образом, для реализации предлагаемого алгоритма необходимо на каждом цикле управления $k = 1, \dots, K$ для конкурирующих структур моделей УСД РС M_θ , $\theta = 1, \dots, \Theta$ рассчитывать показатели качества (4.59), сравнивать их между собой и выбирать ту структуру модели M_θ , у которой этот показатель минимален. После структурной адаптации должна проводиться соответствующая параметрическая адаптация модели M_θ , о которой речь шла в п. 4.4.2.

При наличии возмущающих воздействий $\xi(t)$ особое значение приобретает выбор функции «забывания» $f(\alpha)$. Чем выше уровень помех в РС, тем медленнее должна убывать эта функция. С другой стороны, при интенсивном изменении структуры РС $f(\alpha)$ должна уменьшаться достаточно быстро, чтобы быстрее «забывать» результаты предыдущих шагов, уже играющих на данный момент малую роль из-за быстрого изменения структуры РС [62].

Можно показать [61, 62], что алгоритмы структурной адаптации моделей УСД РС, основанные на их конструировании (синтезе) из некоторого множества элементарных составляющих моделей (модулей), по своему содер-

жанию близки к алгоритмам решения задач структурно-функционального синтеза облика РС. Отличие состоит лишь в интерпретации получаемых результатов.

Проиллюстрируем данное положение на примере решения задачи структурной адаптации моделей УСД РС с использованием алгоритмов, базирующийся на технологии эволюционного моделирования [63].

Анализ соотношений, определяющих общую процедуру структурной адаптации моделей УСД РС (см. формулы (4.39)–(4.41)), показывает, что для ее практической реализации необходимо задать конкретные алгоритмы итеративного конструирования (выбора) указанных моделей (полимодельных комплексов). Данные модели будем в дальнейшем обозначать следующим образом: $M_{\Theta}^{<k,l>}$, где k – текущий номер цикла УСД РС ($k = 1, \dots, K$); l – текущий номер итерации, в ходе которой осуществляется конструирование (выбор) облика модели (моделей) РС ($l = 1, \dots, L$); Θ – текущий номер модели, выбираемой из репозитория моделей (банка моделей, множества моделей) и/или конструируемой на основе данных моделей ($\Theta = 1, \dots, \Theta$). Обозначим данный репозиторий моделей, введя в рассмотрение следующее множество:

$$\bar{M}^{<k>} = \{M_{\Theta}^{<k,l>}; k = 1, \dots, K; l = 1, \dots, L; \Theta = 1, \dots, \Theta^{<k>}\}. \quad (4.60)$$

Применительно к рассматриваемым проблемам квалитетрии моделей и полимодельных комплексов можно предложить одну из возможных модификаций указанных технологий, включающую следующие основные этапы.

Этап 1. Предполагается, что к началу реализации k -го цикла моделирования РС ($k = 1, \dots, K$) на основе предыдущих циклов моделирования и этапов реализации обобщенной процедуры УСД РС сформирована «память» из $\bar{M}^{<k>}$ моделей (полимодельных комплексов), отличающихся друг от друга разной степенью детализации и формами описания рассматриваемой РС (например, статические и динамические модели; аналитические и имитационные модели; детерминированные модели и модели, описывающие факторы неопределенности; математические, логико-алгебраические, логико-лингвистические модели; комбинированные модели и т. п.). Наличие указанного репозитория моделей вытекает из необходимости реализации на практике принципа неокончателных решений (свободы выбора решений по Д. Габору [14]), в соответствии с которым при многоэтапном принятии решений необходимо на каждом из этапов сохранять возможность выбирать альтернативные решения, сформированные ранее на предыдущих этапах. Пусть в течение некоторого времени ($t_{<k>} \in (T_{<0,k>}, T_{<f,k>})$ – см. формулу (4.35)) используется модель (полимодельный комплекс) РС следующего вида $M_{\Theta}^{<k,l>}$, где $\Theta \in \{1, \dots, \Theta^{<k>}\}$. Одновременно, в соответствии с ранее изложенной процедурой, осуществляется мониторинг структурных состояний РС и значений показателей, характеризующих качество ее описания, а также степень адекватности (полезности) используемой модели (см. формулы (4.39)–(4.41)).

Этап 2. Пусть, начиная с некоторого момента времени $t_{<k>}^l$, наблюдается недопустимый уровень соответствия используемой модели $M_{\Theta}^{<k,l>}$ реальному структурному состоянию РС, другими словами, возникает необходимость коррекции модели (моделей). Для этого необходимо из репозитория моделей $\bar{M}^{<k>}$ выбрать наиболее предпочтительную модель, которую в последующем и предполагается модифицировать или, в терминологии эволюционного моделирования, – мутировать. Согласно технологии указанного моделирования выбор некоторой модели $M_i^{<k,l>}$ определяется дискретным распределением вероятностей следующего вида:

$$p_1(M_i^{<k,l>}) = \frac{\sum_{\rho=k-d}^{k-1} J_{ob}(M_i^{<\rho,L>})}{\sum_{\Theta=1}^{\Theta^{<k-1>}} \sum_{\rho=k-d}^{k-1} J_{ob}(M_{\Theta}^{<\rho,L>})}, \quad (4.61)$$

где $J_{ob}(M_i^{<\rho,L>})$ – значение обобщенного показателя качества модели $M_i^{<\rho,L>}$ на предыдущих этапах моделирования РС;

d – величина «памяти» (предыстории), в которой сохраняются сведения о функционировании модели. Следует подчеркнуть, что расчет данного показателя качества предполагается каждый раз осуществлять как на основе решения задачи многокритериального выбора вида (4.24)–(4.31), так и решения, собственно, задачи оценивания показателя вида (4.39). Таким образом, несмотря на случайный характер выбора очередной модели (полимодельного комплекса) $M_i^{<k,l>}$, большую возможность осуществить мутацию получает та модель, которая на предыдущих циклах управления имела лучшие значения обобщенного показателя качества $J_{ob}(M_i^{<\rho,L>})$.

Этап 3. На этом этапе происходит мутация (синтез) новой модели. С этой целью будем использовать алгоритмы случайного поиска, предложенные ранее профессором Л. А. Растригиным [62]. Однако, в отличие от классического подхода, когда осуществляется случайный выбор допустимого решения из пространства альтернатив, будем осуществлять случайное варьирование компонент вектора сопряженной системы. Это связано с тем, что в основу предлагаемой обобщенной процедуры структурной адаптации моделей РС (а точнее, моделей, описывающих заданный класс процессов управления в объекте-оригинале) был положен метод локальных сечений, являющийся модификацией принципа максимума Л. С. Понтрягина на случай задания смешанных ограничений [66–67].

Главная особенность и достоинство использования данного метода состоит в том, что сопряженные переменные являются динамическими приоритетами, определяющими значимость соответствующих структур, параметров, режимов функционирования объекта-оригинала и модели, входящих в состав РС, описывающих данный объект-оригинал в конкретных условиях обстановки. Из-за большой размерности как вектора структурных состояний данной системы, так и вектора сопряженных переменных одновременное варьирование всех компонент последнего вектора нецелесообразно.

Анализ показал, что в том случае, если расхождение между показателями качества модели и реальными значениями данных показателей, полученными на основе решения задачи мониторинга структурных состояний РС, являются незначительными, следует начинать варьирование тех компонент вектора сопряженной системы, которые являются менее приоритетными, что в конечном итоге позволит сэкономить ресурсы в управляемой системе. Само варьирование можно проводить, используя модели, методы и алгоритмы квалиметрического, анализа, синтеза [68,69] и случайного поиска [40, 42, 62, 63]:

- с многофакторным многокритериальным варьированием;
- с линейной тактикой,
- бионические (эволюционный алгоритм случайного поиска, популяционный алгоритм случайного поиска, поведенческий алгоритм случайного поиска).

Если изменения в параметрах и структурах реально существующего объекта-оригинала существенно отличаются, а время, отводимое на корректировку модели, ограничено, то варьированию следует подвергать сопряженные переменные, имеющие максимальные значения.

Этап 4. На данном этапе для полученных после варьирования начальных значениях вектора сопряженных переменных, а также вектора структурного состояния основной системы проводится расчет программ УСД РС (повторяется вторая фаза обобщенной процедуры). При этом проводится количественное оценивание показателей качества моделей УСД РС для различных сценариев развития обстановки от момента $t_{<k>}$ до $T_{<f,k>}$.

Этап 5. Осуществляется проверка требуемой степени адекватности проварьированной модели $M_i^{<p,L>}$ к «прошлому» и к «будущему» $M_i^{<k+r,L>}$, где r – заданное число, которое определяет число будущих циклов УСД РС, на которое осуществляется прогнозирование значений показателя $J_{ob}(M_i^{<k+r,L>})$. Для сравнения и отбрасывания «неадекватных» моделей используются заранее заданные пороги: $J_{ob}^{(n)}(M^{<p>})$ и $J_{ob}^{(n)}(M^{<r>})$ – для «прошлого» и «будущего». Если хотя бы одно из перечисленных далее неравенств не выполняется:

$$J_{ob}(M_i^{<p,L>}) \leq J_{ob}^{(n)}(M^{<p>}),$$

$$J_{ob}(M_i^{<k+r,L>}) \leq J_{ob}^{(n)}(M^{<r>}),$$

то соответствующая модель $M_i^{<k,l>}$ «забывается», убирается из репозитория и помещается в его архив. Следует отметить, что данные неравенства сформированы исходя из предположения о том, что в исходной постановке решается задача минимизации обобщенного показателя качества. В том случае если неравенства оказываются выполненными, данная модель остается в списке активно используемых моделей на $<k>$ цикле управления. На этом заканчивается l -я итерация варьирования репозитория моделей $\overline{M}^{<k>}$. Далее, если позволяют временные, ресурсные и другие ограничения, повторяются этапы 2–5; если возникает необходимость продолжить выполне-

ние **этапа 1**, то в этом случае происходит обращение к модифицированному (измененному) репозиторию \tilde{M}^k , в котором наряду со «старыми» моделями могут присутствовать «обновленные». При указанном обращении с вероятностью

$$p_2(M_i^{<k,l>}) = \frac{\sum_{p=k}^{k+r} J_{ob}(M_i^{<p,L>})}{\sum_{\Theta=1}^{\Theta^{<k>}} \sum_{p=k}^{k+r} J_{ob}(M_{\Theta}^{<p,l>})} \quad (4.62)$$

выбирается соответствующая модель УСД РС, которая будет использоваться с момента времени $t_{<k>}^l$ на $<k>$ цикле управления либо до очередного момента модификации модели (полимодельного комплекса), возможные причины которой описаны ранее (см. этап 1), либо до начала $<k+1>$ цикла управления, где будет приниматься решение о необходимости перехода на новую модель либо использования старой модели.

В предложенной процедуре структурной адаптации моделей не даны ответы на следующие вопросы:

- исходя из каких соображений назначается величина $\Theta^{<k>}$, которая характеризует текущее количество моделей, находящихся в репозитории;
- исходя из каких соображений назначаются пороги (границы) значений показателей качества моделей, используя которые, происходит отбрасывание «неадекватных» моделей.

Ответы на данные вопросы требуют дополнительных теоретических и экспериментальных исследований, которые зависят от конкретной предметной области, описываемой соответствующей РС.

В подразделах 5.5, 5.6 на конкретных примерах будет показано, как на практике реализуются перечисленные алгоритмы параметрической и структурной адаптации моделей УСД РС.

5. МЕТОДИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КВАЛИТЕТРИИ МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

5.1. Особенности оценивания качества моделей

5.1.1. Факторы, влияющие на оценивание качества модели

Оценивание качества моделей характеризуется следующими факторами:

- 1) множественность моделей;
- 2) многомерное оценивание модели;
- 3) многообразие свойств модели;
- 4) неоднородность моделей сложного объекта;
- 5) источники исходных данных;
- 6) способы оценивания качества модели;
- 7) результаты оценивания.

Множественность моделей обусловливается неоднозначным отношением «объект-модель». Иными словами, объект может моделироваться разными способами. Отсюда следует актуальность выбора наиболее предпочтительной модели для решения поставленной задачи.

Многомерность оценивания модели следует из того факта, что в общем случае моделированию подлежит более одного свойства объекта-оригинала. Степень соответствия каждого свойства модели моделируемому свойству объекта-оригинала используется в качестве критерия оценивания, из чего следует многокритериальность оценивания.

В подразделе 3.1 были перечислены разнообразные свойства моделей. В частности, помимо таких обязательных свойств О-модели, как: *результативность* (сходимость), и *достоверность* (точность), она характеризуется *устойчивостью* (повторяемостью результатов), *чувствительностью* (к изменению параметров), *сложностью* и *развиваемостью*. Последние два свойства присущи и СФ-модели. Развиваемость обеспечивается за счет избыточности, закладываемой в модель, что дает возможность приспособлять ее к изменениям внутренней и внешней среды.

Неоднородность моделей сложного объекта объясняется неоднородностью его составных частей. Применяемые для их моделирования модели относятся к разным областям знания и по этой причине обладают разными свойствами. Например, в отличие от жестких моделей классической математики, применяемых для моделирования объектов физической природы, в основе моделирования человеческих суждений и предпочтений лежат мягкие модели искусственного интеллекта. Именно по причине неоднородности модели сложных объектов получили название полимодельных комплексов [1].

Исходными данными для оценивания модели служат фактические значения ее параметров и показателей, и значения показателей (параметров) моделируемого объекта.

Качество сопоставляемых моделей оценивается методами оптимизации при точечном задании параметров и методами классификации – при их интервальном задании. Каждому интервалу присваивается своя категория качества (высокое, среднее, низкое).

Результаты оценивания могут быть качественными и количественными. В пределе применяются две качественных оценки модели: *годна* или *не годна* для использования. Источником численных оценок является целевая функция модели оптимизации. Они используются для ранжирования моделей по качеству.

Общими требованиями, предъявляемыми к качеству модели, являются [2]:

- 1) *соответствие* (адекватность) объекту моделирования либо целям моделирования;
- 2) *сложность*;
- 3) *результативность*;
- 4) *адаптивность*;
- 5) *обоснованность* (подсистема объяснения);
- 6) *понятность* (удобство восприятия).

Соответствие (адекватность) модели объекту моделирования основывается на их подобии (сходстве). Под подобием понимается взаимно-однозначное соответствие между исследуемым объектом и его моделью, при котором правила перехода от параметров модели к параметрам оригинала известны, а математическое описание допускает их преобразование к тождественному виду. Подобие характеризуется равенством безразмерных величин – коэффициентов подобия. В зависимости от моделируемых свойств объекта-оригинала различают следующие виды подобия [3]:

- функциональное;
- структурное;
- динамическое;
- вероятностное;
- физическое;
- геометрическое.

Под функциональным подобием понимается выполнение моделируемым объектом и его моделью сходных функций при одинаковых на них воздействиях. Для реализации функционального подобия используется Ф-модель («стимул-реакция»). Примерами моделей, использующих принцип функционального подобия, являются нейросетевые модели в искусственном интеллекте и регрессионные модели в статистическом анализе.

Структурное подобие предполагает сходство структур объекта и его модели. В том случае когда объектом исследования является структура сети, достаточным оказывается нахождение структурного подобия между сопоставляемыми моделями с применением С-моделей. Эта задача решается путем нахождения изоморфизма графов [4].

Структурно-функциональное подобие характеризуется сходством как структуры, так и функций ее элементов и описывается СФ-моделью объекта и модели. Оно реализуется при моделировании сложных систем, представляемых полимодельными комплексами. Одной из задач моделирования этих систем является анализ взаимодействия их компонентов.

Под динамическим подобием понимается сходство последовательных изменений объекта и модели во времени. В гидродинамике, например, динамически подобными потоками называются такие потоки, у которых отношение постоянно для любой пары сходных точек. Динамическое подобие может быть выражено через тождественность О-моделей. Подобие в структуре, функциях и в последовательных изменениях состояний выражается через тождественность СФО-моделей.

Под вероятностным подобием понимается сходство случайных процессов в объекте и модели. Оно выражается через одинаковые законы распределения вероятностей.

Под физическим подобием понимается сходство физической природы оригинала и модели. Оно реализуется в рамках физического моделирования объекта-оригинала. При этом материал модели и объекта-оригинала может быть разным, но в исследуемой области связь между ними должна соответствовать линейному закону, например, закону Гука при исследовании связи между напряжением и деформацией.

Геометрическое подобие представляет собой сходство пространственных характеристик оригинала и модели. Оно, в частности, используется для изготовления макетов. Макеты, изготовленные в натуральную величину, востребованы, например, в военном деле – для тренировки в поражении цели и обмана противника, например, изготовлением муляжа танка.

Требование адекватности, как уже указывалось ранее, неприменимо к моделям познания и созидания по той причине, что при их составлении отсутствует объект-оригинал. В отсутствие объекта-оригинала можно говорить лишь о соответствии правилам перехода (в искусственном интеллекте (ИИ) правилам вывода) от одного этапа проектирования модели к другому, а также о полезности указанного класса моделей. В промышленности этот принцип получил название *оценивание качества технологического процесса*. Лежащее в его основе строгое соответствие требованиям технологической документации является гарантией качества выпускаемой продукции.

Сложность машинной исполнимой *E*-модели характеризуется двумя показателями: объемом занимаемой памяти и временем моделирования. Предварительное оценивание сложности осуществляется по описательным моделям: СФ-модели (объем памяти) и О-модели (вычислительная сложность).

Результативность О-модели оценивается показателями точности и достоверности (степенью доверия).

Адаптивность модели (параметрическая и структурная) предполагает возможность ее изменения с целью приспособления к изменениям состояния внутренней или внешней среды.

Обоснованность модели проистекает из ее теоретического обоснования и успешного применения. В системах искусственного интеллекта подсистема объяснения поясняет результаты логического вывода.

Понятность модели проявляется в удобстве ее восприятия. Оно облегчается при использовании общепринятой символики, когнитивной графики и соблюдении приемлемой для человека размерности.

5.1.2. Особенности оценивания качества онтологических моделей

К особенностям онтологических моделей относится их субъективный характер, поскольку моделированию подвергается вымышленный объект (а не оригинал), как плод размышлений его автора. Согласно предыдущему пункту, в отсутствие объекта-оригинала о качестве создаваемой модели можно судить по соответствию ее поэтапного преобразования правилам перехода (вывода). Примером несоблюдения правил при составлении дерева целей являются следующие ошибки в выдвижении цели [5]:

- использование неполного списка целей;
- подмена цели субъекта, решающего проблему, целью другого интересанта проблемы;
- неучет наличия других интересантов проблемы;
- смешение целей и средств.

При составлении онтологической модели мысли облакаются в слова и образы, претворяемые в структурно-функциональную модель (СФ-модель). Ее вершины обозначаются именами понятий (терминами), а связи между ними – абстрактными или предметными отношениями (двухместными предикатами) [2].

Исходя из словесной интерпретации структурно-функциональной модели, ее качество определяется качеством понятий и отношений между ними. Понятие следует рассматривать как первичную модель знания. Качество понятия оценивается степенью соответствия его определения определяемой сущности (*denote a thing*) и правильной ориентацией присвоенного ему термина (лексического знака).

Близость смысла слова обозначаемому образу создает синергетический эффект правильного понимания понятия. Правильному пониманию и применению терминов препятствуют следующие факторы:

- 1) неправильное определение понятия;
- 2) иностранные термины, используемые носителями языка в другом контексте;
- 3) замена понятного русского слова иностранным термином;
- 4) ложно-ориентирующие термины.

Примером различного толкования оригинального англоязычного термина и его русского эквивалента являются термины *control* и *контроль*. Примером избыточного применения иностранных терминов является слово *эмерджентность*. Этим трудно произносимым словом заменяют термин *целостность*, имеющий смысл порождения свойств целого, не присущих свойствам его частей. Близость в произношении исходного англоязычного слова *emergence* (появление) и слова *emergency* (аварийный) создает ложные ассоциации.

Примером англоязычного ложно-ориентирующего термина является *функция регрессии*. Это понятие было сформулировано при выявлении зависимости роста людей от принадлежности поколению. Предположение о линейном приращении роста от поколения к поколению было опровергнуто статистикой. На этом основании функция взаимосвязи роста людей с их поколением была названа функцией регрессии, поскольку рост линейно не

прогрессировал. В дальнейшем этот термин был распространен на любую взаимосвязь факторов, в том числе не имеющих отношения к регрессу. Замена термина *функция регрессии* на обобщающий термин *функция взаимосвязи* вполне допустима, в то время как обратная замена влечет ложное понимание термина. Пренебрежение категорией общности понятия является частой ошибкой в онтологических моделях.

В противоположность ложно-ориентирующему термину правильно-ориентирующий термин отражает смысл определения понятия, что способствует правильному использованию этого термина. Термины, включающие фамилию автора понятия, с точки зрения познавательной функции называются нейтральными [6]. Они рассчитаны на запоминание, что ложится дополнительной нагрузкой на память.

На выбор подходящего термина влияет не только обозначаемый им смысл, но и категория общности. Термин, относящийся к более высокой категории общности, может быть применен для обозначения частного понятия. Недостатком такого применения является недостаточная конкретность. Применение конкретного термина для обозначения более общего понятия влечет ложные ассоциации. Примером является рассмотренный выше термин *функция регрессии*.

Качество отношений между понятиями оценивается на предмет возможности их применения к тому или иному типу онтологической модели. Отношения между понятиями делятся на *абстрактные* и *предметные*. К абстрактным отношениям относят не зависящие от предметного смысла пары: род-вид, цель-средство, целое-часть, класс-элемент, причина-следствие.

Отношение наследования (родо-видовая связь) применяется в иерархической классификации родового понятия. Родовое понятие последовательно сужается по объему в видовые понятия с применением конкретизирующих оснований деления. Примером может служить конкретизация *места проживания*: страна, регион, город, улица, дом, квартира. В сетевых моделях понятий наряду с видовыми формируются *межвидовые* понятия, полученные по *разным* основаниям деления [7]. Если устойчивость объекта разделить на *пассивную* и *активную* устойчивость по способу ее реализации и на *физическую* и *информационную* относительно природы объекта, то примером межвидового понятия является *пассивная физическая* устойчивость. Таким видом устойчивости обладает, например, корпус ледокола.

Отношение *целое-часть* (инструментальная связь) применяется в дереве целей.

Отношение *целое-часть* (партитивная связь) – в сборочных моделях.

Отношение *класс-элемент* (классификационная связь) – в различного рода классификациях.

Отношение *причина-следствие* (каузативная связь) конкретизируется в отношении *исток-сток* в потоковых моделях.

Основной ошибкой, встречающейся в междисциплинарных онтологических моделях, является трактовка используемых в них понятий в рамках специальных дисциплин. Аналогом в арифметике является попытка вы-

полнения сложения без приведения дробей к общему знаменателю. Между тем, каждая теория имеет свою аксиоматику, по существу, представляющую собой систему ограничений. При использовании понятий, применяемых в разных теориях, возникает несовместимость характеризующих их существенных признаков. Неоднозначная трактовка понятий влечет установление ошибочных связей между ними [2].

Решению проблемы способствует применение теоремы Геделя о неполноте, предлагающей обращаться к внешней (мета) теории. Таковой теорией для специальных дисциплин служит системный анализ, а для разделов математики – математическая логика.

Исходная информация, используемая для формирования онтологической модели, содержится в определении применяемых в ней понятий. От качества определений зависит качество онтологической модели. Понятия, применяемые в междисциплинарной онтологической модели, должны иметь наддисциплинарный характер. Это означает, что существенные признаки, содержащиеся в их определениях, должны сводиться к признакам, содержащимся в узкодисциплинарных определениях понятий или, по крайней мере, не противоречить им, поскольку все обобщения проверяются на частных примерах.

Показательным примером междисциплинарной онтологической модели является самоорганизующаяся система, изучаемая различными дисциплинами. Последствия необоснованного совмещения в онтологической модели самоорганизующейся системы понятий различных дисциплин [8] рассматриваются в подразделе 6.4.

5.1.3. Сопоставимость моделей

Перейдем к вопросу оценивания сопоставимости моделей. Две модели *сопоставимы* по адекватности объекту-оригиналу, если они отражают *одинаковую совокупность его свойств и отношений между ними*.

Если модель отражает свойства стационарного объекта B , то в ней отсутствует свойство *Скорость*: $Скорость(B) = 0$. Таким образом, модели, отражающие свойства транспортного и стационарного объектов, оказываются *несопоставимыми* по свойству *Скорость*. И наоборот, модели M_1 и M_2 с предикатами $Скорость(M_1) = 0,5$ и $Скорость(M_2) = 0,55$ *сопоставимы* по скорости, причем модель M_2 превосходит (доминирует) модель M_1 по степени соответствия объекту-оригиналу A .

Приведенный пример демонстрирует *функциональное подобие* моделей M_1 и M_2 объекту-оригиналу A на примере одного свойства. Отношения между переменными в аналитической модели объекта-оригинала характеризуют его *структуру*, которую можно рассматривать как взаимозависимость или взаимодействие элементарных свойств. На рис. 6.1 структура модели показана на примере схемы решения выражения $y = a \cdot x_1 + b \cdot x_2$.

Если модели M_1 и M_2 имеют одинаковую структуру, они сопоставимы относительно *структурно-функционального подобия* объекту-оригиналу. Примером структурного несоответствия объекту-оригиналу является нейросетевая модель [9]. Ее структура определяется особенностями решаемой

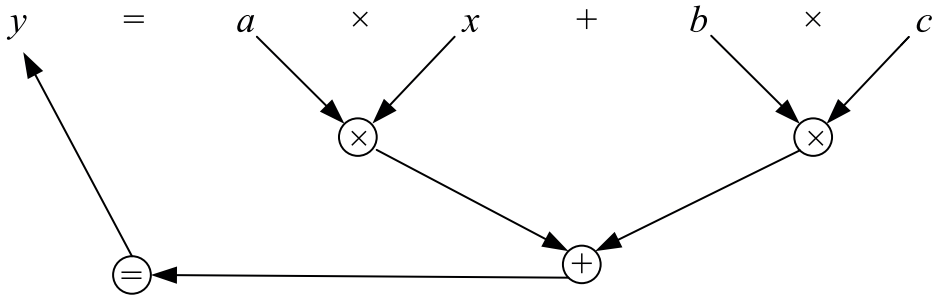


Рис. 5.1. Схема решения выражения $y = a \cdot x_1 + b \cdot x_2$.

мой задачи, а не структурой объекта-оригинала. Таким образом, нейросетевая модель находится в отношении только функционального подобия объекту-оригиналу.

Уровни подобия модели объекту-оригиналу следует учитывать при постановке задачи моделирования. Если достаточно только воспроизведения моделью поведения объекта-оригинала, то можно ограничиться лишь функциональным подобием. Достаточность функционального подобия имеет место, например, в задаче распознавания отпечатков пальцев, поскольку у каждого человека они неизменны. Неслучайно для решения этой задачи успешно применяются нейросетевые модели. Если же в задачу моделирования входит поиск оптимального режима объекта-оригинала с применением внутренних управляющих параметров, то необходимо обеспечить структурно-функциональное подобие модели объекту-оригиналу. Здесь примером может служить сложная система с управляемыми блоками.

Сопоставимость моделей не зависит от их природы. Для иллюстрации этого утверждения рассмотрим пример решения задачи распознавания рукописных символов в монтажных карточках систем железнодорожной автоматики с применением жестких и мягких моделей [10, 11].

В работе [10] для решения этой задачи были применены методы классической математики – теории графов (скелетные графы эталонных символов), теории фильтрации (волновые алгоритмы) и др. В [11] эта задача решалась на основе бионической парадигмы, а именно – с помощью нейросетевой модели.

Степень соответствия моделей, предложенных в названных работах (условно 1 и 2), требованиям задачи оценивается отношением числа распознаваемых символов $|X_1|$ и $|X_2|$ к числу рукописных символов $|X|$, подлежащих распознаванию: $|X_1|/|X|$ и $|X_2|/|X|$. Большая величина отношения свидетельствует о большей достоверности модели.

Но оценивать следует не только число, но и составы X_1 и X_2 распознаваемых символов, $X_1 \subseteq X$, $X_2 \subseteq X$. Из $X_1 \cap X_2 = X_1$, ($X_1 \subseteq X_2$) следует, что модель M_2 в большей степени соответствует заданным требованиям. Если же $X_1 \cap X_2 \neq X_1$ и $X_1 \cap X_2 \neq X_2$, то модели дополняют друг друга. Оче-

видно, что если потребуется распознать символы из множества $X_1 \setminus X_2$, то следует использовать модель M_1 , а для распознавания символов из множества $X_2 \setminus X_1$ применить модель M_2 .

Вычислительная сложность моделей обычно характеризуется асимптотическими оценками. Однако при сопоставлении классических и нейросетевых моделей возникают определенные трудности в силу того, что трудоемкость решения задачи распознавания по-разному распределяется на этапах создания и применения моделей. При использовании классических моделей трудоемкость перераспределяется на этап распознавания, а нейросетевой модели – на этап ее обучения, т. е. создания модели.

Этапы создания и применения приходится учитывать при разработке любой модели. При оценивании их трудоемкости следует исходить из массовости применения модели. При массовом применении модели *время решения* задачи играет существенную роль. Определение этого времени является несложной задачей. Гораздо сложнее оценить *время создания* модели. Нахождение приемлемого математического аппарата для решения сложной задачи, а главное, сопряжения между собой неоднородных математических моделей, может потребовать значительного времени.

Время создания модели напрямую влияет на достоверность (точность) решения задачи. Применительно к нейросетевой модели достоверность решения задачи зависит от качества обучения, а значит, – от объема и качества обучающей выборки. Но у качества обучения есть свои пределы, и для достижения приемлемой достоверности решения может потребоваться изменение архитектуры модели и/или функций активации.

Из рассмотрения показателей, влияющих на качество модели, следует, что ее *адекватность* объекту-оригиналу, *трудоемкость* создания и применения, *достоверность* результатов решения могут детализироваться на большее количество измеряемых показателей.

Применительно к задаче распознавания рукописных символов адекватность модели оценивается следующими показателями:

- размер символов;
- угол наклона;
- толщина написания;
- разрывность написания;
- связность соседних символов;
- межстрочное расстояние.

Требования к большинству этих показателей могут быть сформулированы в интервальных или полуинтервальных оценках. Например, разница в размере символов может составлять не более 50%, угол наклона – не менее 45° и т. д.

Трудоемкость создания и применения модели может измеряться соответственно в часах и секундах, а достоверность – в проценте правильно распознанных символов. При разбиении символов на категории достоверность определяется для каждой категории.

Таким образом, качество сопоставляемых моделей может оцениваться как по отдельным группам показателей, так и по всем показателям, характеризующим оцениваемые модели.

Как правило, сопоставляемые модели являются *несравнимыми* в отношении Парето-доминирования. По каким-то показателям одна из них лучше другой, а по другим – такая же или хуже. Поэтому для выбора модели возникает необходимость охарактеризовать решаемую задачу на множестве выбранных показателей.

Заметим, что не всегда модель, отражающая большее количество свойств и закономерностей, является более предпочтительной. Все зависит от решаемой задачи. В отличие от модели, предназначенной для исследования максимального числа свойств объекта-оригинала, модель, используемая в конкретном технологическом процессе, может быть ограничена свойствами, востребованными только этим процессом. Таким образом, есть ситуации, когда больше не значит лучше. А отсюда следует, что при сопоставлении моделей нужно исходить из *требований конкретной задачи*.

Помимо количественных оценок адекватность модели можно оценивать категориями качества. С этой целью на шкале показателя, характеризующего свойство модели, эксперт формирует функции принадлежности каждой категории качества. На основе мер принадлежности каждой категории качества по всем моделируемым свойствам вычисляется обобщенная принадлежность модели каждой категории качества. По наивысшей оценке выбирается категория качества оцениваемой модели.

Оценивание адекватности модели *проектируемого* объекта должно учитывать следующие особенности проектирования. Во-первых, объектом-оригиналом является *замысел* проектировщика, материализуемый в виде облика будущей системы. Облик формируется совокупностью требований к свойствам этой системы. Во-вторых, модель проектируемого объекта является многоступенчатой. Модель каждого последующего этапа конкретизирует модель предыдущего этапа. Переход от модели одного этапа проектирования к модели последующего этапа неоднозначен. Требования к моделям разных этапов проектирования различны.

Приведем простой пример. Пусть в замысел проектировщика входит разработка компьютерной программы. На первом этапе он должен как можно более полно конкретизировать назначение этой программы. Качество модели этого этапа характеризует *полнота* требований к программе (все ли учтено?). Моделью следующего этапа является алгоритм решения поставленной задачи. Возможны различные способы алгоритмизации метода решения задачи. Предпочтительным будет тот из них, который дает *более точное или достоверное* решение задачи. Моделью следующего уровня является программа, составленная на выбранном языке программирования. К ее достоинствам относятся наиболее *простая и безошибочная* реализация алгоритма. Соответствие разработанной программы исходному алгоритму измеряется числом допущенных ошибок. Этот пример показывает различие требований к качеству моделей на разных этапах проектирования.

На несопоставимость могут влиять и рассмотренные выше свойства подобия, адаптивности и самоорганизуемости моделей в тех случаях, когда существуют ограничения на ресурсы. Действительно, реализация структурно-функционального подобия, свойств адаптивности и самоорганизуемости усложняет модель, что влечет за собой увеличение объема привлекаемых для ее реализации ресурсов.

5.2. Методы оценивания качества моделей и полимодельных комплексов

5.2.1. Основные понятия теории многомерного оценивания

В настоящее время разработано большое количество методов оценивания объектов по многим показателям. Из них для определения качества моделей и ПМК представляют интерес методы многомерного оценивания конечного множества объектов (МО КМО). К этой группе относятся методы векторной оптимизации (Dominance analysis) [12], многоцелевой (многокритериальной) оптимизации (Multiobjective optimization) [13], многомерной оптимизация по полезности (Utility-based multiattribute optimization) [14, 15], вычисления приоритетов на основе парных сравнений (Pairwise prioritization) [16].

Рассчитанные на решение одного класса задач, они должны иметь как общие черты, так и различия. Выявление сходства и различия позволяет систематизировать методы и на этой основе выбирать наиболее подходящий из них для решения конкретной задачи оценивания. Систематизация методов требует уточнения таких ключевых понятий многомерного оценивания, как *показатель, предпочтение, критерий, функция полезности (ценности)*. В наглядной форме перечисленные понятия представлены на рис. 5.2 относительно шкал, в которых измеряются показатели (признаки объекта) и функции полезности [17].

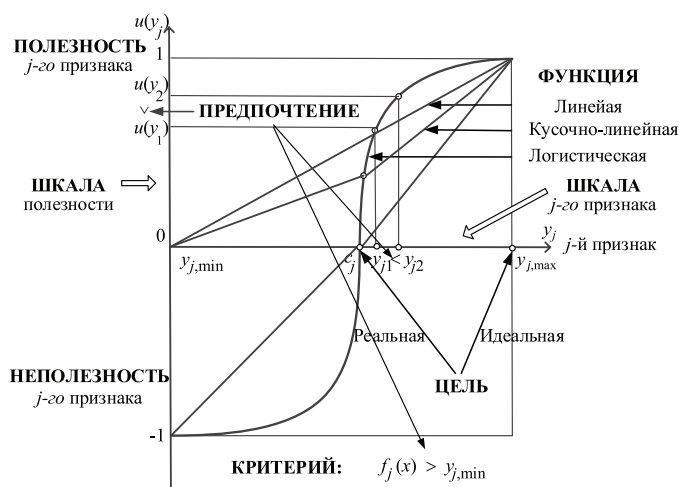


Рис. 5.2. Оценивание объектов по одному признаку (свойству).

Оси абсцисс графика сопоставлена шкала $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$ j -го признака, а оси ординат — шкала $[-1, +1]$ полезности. В целях общности в график включена отрицательная полуось $[-1, 0]$, отражающая возможные потери по j -му признаку. Если в задаче выбора потери отсутствуют, то используется только положительная полуось полезности $[0, +1]$. Объект x_i может оцениваться как в шкале признака $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$, так и в шкале полезности $[-1, +1]$.

Точкой c_j обозначено *целевое* значение j -го признака. *Целевое* значение c_j j -го признака называется *идеальной* целью, если оно совпадает с одной из границ шкалы $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$: $c_j = y_{j,\max}$ или $c_j = y_{j,\min}$. В противоположном случае ($y_{j,\min} < c_j < y_{j,\max}$) оно называется *реальной* целью c_j (см. рис. 5.2). Точками y_{j1} и y_{j2} обозначены значения j -го признака для объектов x_1, x_2 : $y_{j1} = f_j(x_1)$ и $y_{j2} = f_j(x_2)$.

На шкале j -го признака задается двухместное отношение предпочтения $f_j(x_1) > f_j(x_2)$ либо $f_j(x_2) < f_j(x_1)$. Оно описывается двухместным предикатом $Pr_{>}(f_j(x_1), f_j(x_2))$ либо $Pr_{<}(f_j(x_1), f_j(x_2))$.

Отношение *предпочтения*, обобщенное на всю шкалу j -го признака, представляет собой критерий оценивания $Pr_{\geq}(f_j(x), c_j)$. В этой формуле Pr_{\geq} обозначает предикат предпочтения $f_j(x)$ по отношению к c_j . Его первый аргумент $f_j(x)$ представляет *оцениваемое* значение j -го признака объекта x , а второй аргумент c_j является *целевым* значением j -го признака в роли базы сравнения. В [18] критерий $Pr_{\geq}(f_j(x), c_j)$ называется *целевым* при $c_j = y_{j,\min}$ ($c_j = y_{j,\max}$) и ограничительным при $y_{j,\min} < c_j < y_{j,\max}$.

Через области определения и значений предикат предпочтения выражается оценочной функцией p_j : $Y_j \times C \rightarrow [0, 1]$. При совпадении базы сравнения c_j с одной из границ шкалы она представляет собою целевую функцию $f_j(x) \rightarrow \max$ ($f_j(x) \rightarrow \min$). С позиции оценивания критерий можно рассматривать как бесконечнозначную логическую функцию p , позволяющую оценить *степень соответствия* j -го *свойства* объекта x поставленной цели.

С точки зрения оптимизации целевая функция является частным случаем оценочной функции, когда предикат *предпочтения* $Pr_{\geq}(f_j(x), c_j)$ представляет собой предикат *превосходства* ($Pr_{>}(f_j(x), c_j)$, $Pr_{<}(f_j(x), c_j)$). Для отношений равенства и принадлежности интервалу он представляет собой предикат *соответствия* ($Pr_{=}(f_j(x), c_j)$, $Pr_{\parallel}(f_j(x), c_{j,n}, c_{j,v})$), применяемый в задаче классификации [18].

Для критерия превосходства должно выполняться условие монотонного роста (убывания) предпочтительности объекта при увеличении значений j -го показателя y_j при фиксированных значениях остальных $n-1$ показателей, $k \neq j$.

Под функцией полезности понимается отображение u_j : $Y_j \rightarrow [0, 1]$. На рис. 5.2 приведены в качестве примера линейная, кусочно-линейная и нелинейная функции полезности. С точки зрения шкалы полезности $[0, 1]$ не имеет значения вид функции u_j . В простейшем случае ею является нормирующая функция j -го критерия. В задаче максимизации j -го признака ею является восходящая линейная функция $\delta_{\max}(y_j(x))$:

$$\delta_{\max}(y_j(x)) = \frac{y_j(x) - y_{j,\min}}{y_{j,\max} - y_{j,\min}}, \quad (5.1)$$

а в задаче минимизации – нисходящая линейная функция $\delta_{\min}(y_j(x))$:

$$\delta_{\min}(y_j(x)) = \frac{y_{j,\max} - y_j(x)}{y_{j,\max} - y_{j,\min}}. \quad (5.2)$$

Поскольку нормирующие функции критерия линейны, их можно рассматривать как частный случай нелинейной функции полезности. Отсюда и многокритериальное оценивание можно рассматривать как частный случай многомерного оценивания по полезности, ограниченный использованием линейных функций полезности, полученных на основе целевых критериев и кусочно-линейных функций, полученных на основе ограничительных критериев. Нелинейные функции полезности создаются не на основе критериев, а напрямую по предпочтениям экспертов и ЛПР. По этой причине понятие *критерий* не используется в многомерной теории полезности.

Таким образом, для формирования предпочтений по j -му признаку имеются две шкалы – первичная $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$, имеющая любые единицы измерения, как качественные, так и количественные, и вторичная числовая шкала $[0, +1]$, измеряемая в относительных единицах. Обработка предпочтений на шкале признака ограничивается логическими операциями. Обработка предпочтений на шкале полезности требует выполнения вычислительных операций. По типу шкалы, используемой для упорядочения объектов по $n \geq 1$ признакам, в [18] было предложено разделить методы многомерного оценивания на методы *критериального* и *функционального выбора*. Первая группа методов ограничивается использованием только шкал признаков и логической обработкой предпочтений, а вторая – применением функций полезности и численной обработкой предпочтений.

По использованию в качестве исходных данных векторных оценок объектов методы критериального выбора относятся к методам *векторной* оптимизации. По необходимости применения численной свертки значений функций полезности методы функционального выбора относятся к методам *скалярной* оптимизации.

5.2.2. Аксиомы методов многомерного оценивания конечного множества объектов

В основе любого метода оптимизации лежат две аксиомы, характеризующие отношение предпочтения:

- 1) $(A > B) \Leftrightarrow f(A) > f(B) \vee (B > A) \Leftrightarrow f(B) > f(A) \vee (A \equiv B) \Leftrightarrow f(A) = f(B)$.
- 2) $f(A) > f(B) \wedge f(B) > f(C) \Rightarrow f(A) > f(C)$.

Первая аксиома утверждает, что, либо одна альтернатива предпочтительнее другой, либо они *равноценны*, и эти отношения могут быть определены по характеризующему их свойству f .

Вторая аксиома устанавливает транзитивность отношений предпочтения, в том числе относительно свойства f .

Особенностью методов МО КМО является использование шкал признаков. Это требует дополнительных исходных положений (аксиом), касающихся шкал признаков и обработки предпочтений на этих шкалах [19].

1. Аксиома шкалирования признаков. Каждый оцениваемый методом МО КМО j -й признак имеет в общем случае свою шкалу, представленную кортежем $\langle X, Y_j, f_j \rangle$, $j \neq k, j, k = 1, n$.

Кортеж $\langle X, Y_j, f_j \rangle$ определяет знаковую систему Y_j и отображение f_j , ставящее в соответствие объектам из некоторого множества X тот или иной элемент знаковой системы Y_j : $f_j: X \rightarrow Y_j$.

Шкалы делятся на *качественные* и *числовые*. Знаковая система Y_j качественной шкалы представляет собой список слов, порядок которых определяется их смыслом. Числовая шкала j -го признака p_j , $j = \overline{1, n}$, представляется диапазоном упорядоченных по возрастанию чисел $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$, где $y_{j,\min}$ – нижняя граница, а $y_{j,\max}$ – верхняя граница шкалы, т.е. $y_{j,\min} = \inf_{x \in X} f_j(x)$ и $y_{j,\max} = \sup_{x \in X} f_j(x)$.

2. Аксиома целевого значения. Целевое значение c_j на шкале j -го признака, $j = \overline{1, n}$, может быть произвольным $y_{j,\min} \leq c_j \leq y_{j,\max}$, не обязательно совпадающим с одной из границ шкалы $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$.

3. Аксиома предпочтений на шкале признака. Любое предпочтение на шкале j -го признака представимо двухместным бесконечнозначным предикатом $Pr_{\geq}(f_j(x), c_j)$. В частном случае Pr_{\geq} имеет двоичную область значений $\{0, 1\}$.

4. Аксиома способа оценивания. Объект x оценивается либо по степени достижения им целевого значения c_j j -го признака, либо по степени отклонения от него.

5. Аксиома отображения в общую шкалу. Для вычисления обобщенных оценок объектов по признакам, измеренным в разных шкалах, необходимо их приведение к общей шкале.

В качестве общей шкалы по отношению ко всем функциям, отображающим значения признака, используется биполярная шкала $[-1, 0, +1]$ или ее части: $[0, +1]$ и $[-1, 0]$.

Для отображения значений признака в общую шкалу задаются *функции достижения цели* (ДЦ) и *функции отклонения от цели* (ОЦ). Любая функция достижения цели независимо от способа ее создания трактуется как *функция полезности* [18].

Стопроцентная полезность объекта x по j -му признаку $u_j(x) = 1$ имеет место при полном достижении цели: $f_j(x) = c_j$. При $u_j(x) < 1$ имеет место *частичное достижение* цели. Отсутствию полезности объекта x по j -му признаку соответствует $u_j(x) = 0$. Отрицательная полуось $[-1, 0]$ применяется при необходимости отражения возможного ущерба.

Мера отклонения от целевого значения c_j j -го признака объектом x определяется значением функции отклонения от цели: $\gamma_j: \Delta C_j \rightarrow [-1, 0, +1]$.

Здесь $\Delta C_j \subseteq Y_j$ – область отклонений от цели c_j на шкале j -го признака. Значению 0 соответствует совпадение значения j -го признака объекта x с целевым значением c_j . Одной из полуосей шкалы $[-1, 0, +1]$ ставится в соответствие штраф за частичное достижение (невыполнение) цели, а другой полуоси – поощрение (бонус) за превышение цели. Отклонения по обе стороны от целевого значения немонотонной функции полезности отображаются только штрафами.

1. Аксиома обобщения частных оценок. Общая оценка объекта x по n признакам находится путем отображения n частных оценок в общую шкалу обобщающей функцией $\varphi: Y_1 \times \dots \times Y_n \rightarrow [0, 1]$.

2. Аксиома согласованности предпочтений ЛПР. Мера согласованности предпочтений ЛПР не ограничивается наличием не транзитивных предпочтений.

Согласованность *групповых* предпочтений, помимо транзитивности предпочтений, учитывает еще пять аксиом, невозможность одновременного выполнения которых доказана теоремой Эрроу.

Помимо базовых аксиом оптимизации для представления методов критериального выбора (векторной оптимизации) требуется применение аксиомы шкалирования признаков. Дополнительные аксиомы 2–6 необходимы для представления методов функционального выбора (скалярной оптимизации).

Аксиома согласованности предпочтений ЛПР применима для методов группового выбора, применяющих как методы векторной, так и скалярной оптимизации. Обоснуем полноту аксиом 1–6 для различения методов функционального выбора [18].

Теорема полноты. Система аксиом 1–6 полна для представления любого метода МО КМО.

Весь перечень аксиом касается только методов функционального выбора. Поэтому покажем достаточность их различения с применением табл. 5.1, столбцы которой помечены номерами аксиом, а строки – именами методов функционального выбора.

Табл. 5.1. Свойства методов, отражаемые аксиомами МО КМО.

№ п/п	Метод	Аксиома					
		1	2	3	4	5	6
1	АИ	О	МПр	$k \cdot N(N-1)/2$	ДЦ	ФПр	УМ
2	ДИЦ	Р	ИЦ	1	ДЦ	НФ	ЛОФ
3	ДРЦ	Р	РЦ	2	ДЦ	НФ	ЛОФ
4	ВП	Р	ПЗ	≥ 2	ДЦ	НФ	ЛОФ
5	МАП	Р	МП	$5 \div \infty$	ДЦ	ФП	ЛОФ
6	ОЦ	Р	РЦ	2	ОЦ	ФОЦ	АС

Имена основных методов функционального выбора имеют следующие обозначения:

- 1) АИ – анализа иерархий;
- 2) ДИЦ – достижения идеальной цели;
- 3) ДРЦ – достижения реальной цели;
- 4) ВП – выполнения плана;
- 5) МАП – многоатрибутной полезности;
- 6) ОЦ – отклонения от цели.

Прежде всего, аксиома *шкалирования признаков* (столбец 1) разделяет методы МО КМО на методы *критериального* выбора и *функционального* выбора. Согласно ей, модели выбора первой группы методов используют для ранжирования альтернатив шкалы критериев, а модели второй группы – единую шкалу, обеспечивающую возможность объединения оценок по разным показателям.

Значение «Р» в столбце 1 отражает различие (Р) шкал, в которых измеряются показатели, характеризующие объект. Однородность (О) относительно

ной шкалы, в которой формируются предпочтения эксперта при заполнении матрицы парных сравнений, может рассматриваться как частный случай, предложенный Т. Саати [16]. В принципе, могут использоваться матрицы и с другими типами предпочтений [18].

Столбец, соответствующий аксиоме 2, содержит виды целей, задаваемых на шкалах признаков:

- 1) ИЦ – идеальная цель;
- 2) РЦ – реальная цель;
- 3) ПЗ – плановое задание;
- 4) МП – максимальная полезность.

На относительной шкале, используемой в модели АИ, цель не указывается, а в результирующей шкале $[0, 1]$ ею является максимальный приоритет (МПр).

Поскольку табл. 5.1 содержит только методы оптимизации, в них используются только предикаты типа \geq и \leq . Поэтому аксиома 3 представлена в таблице 5.1 количеством предпочтений (предикатов), задаваемых на шкале признака. Оно зависит от вида цели и меняется от одного предпочтения, достаточного для указания направления движения к идеальной цели, до бесконечного числа предпочтений, соответствующего непрерывной нелинейной функции полезности. Число сравнений, выполняемых в методе АИ, определяется числом заполняемых экспертом клеток треугольной матрицы и числом k матриц, формируемых в иерархии.

Согласно аксиоме 4, ее столбец содержит только тип функций, отражающий способ оценивания альтернатив – по достижению цели (ДИЦ) или отклонению от цели (ОЦ).

Аксиома 5 представлена функциями, отображающими значения признаков в общую шкалу. Для методов ДИЦ и ДРЦ общей является шкала $[0, 1]$, а для метода ВП – шкала $[0, 100\%, 200\%]$. Все эти методы используют нормирующие функции (НФ) критериев: в ДИЦ – на всей шкале, ДРЦ и ВП – на участках шкалы, разделенных целевым значением критерия. Значения показателей в методе АИ вычисляются с применением функции приоритетов ФПр. Метод многоатрибутной полезности использует функции полезности (ФП), создаваемые экспертом на шкале каждого признака. Согласно аксиоме 5, функции НФ и ФПр предлагается рассматривать как разновидности функции полезности.

Метод отклонения от цели использует функцию отклонения от цели (ФОЦ), формируемую относительно реальной цели на шкале каждого критерия. Монотонные функции отображают значение критерия в шкалу $[-1, 0, +1]$, а немонотонные функции – в шкалу $[0, +1]$, поскольку штрафуются отклонения от цели в любую сторону.

Согласно аксиоме 6, роль обобщающей функции (ОФ) в методе АИ выполняет умножение матрицы (УМ) приоритета альтернатив по всем критериям на вектор важности этих критериев. В качестве ОФ в методах ДИЦ, ДРЦ, ВП и МП применяются *любые* усредняющие либо максиминные функции (ЛОФ) [18]. Метод отклонения от цели использует в качестве ОФ алгебраическую средневзвешенную (АС) или минимаксную функцию. Шкала ее значений $[-1, 0, +1]$ может использоваться полностью или по частям:

$[0, +1]$ – для упорядочения объектов по штрафам либо $[-1, 0]$ – для упорядочения по бонусам.

Непустые столбцы таблицы 5.1 отражают востребованность всех аксиом для описания моделей МО КМО, а различие столбцов показывает их неидентичность. Различие строк характеризует полноту системы аксиом, позволяющую различать методы МО КМО.

Обобщенные значения в столбцах показывают возможность дальнейшей дифференциации методов. Например, по виду усредняющей функции различают методы с аддитивной и мультипликативной средневзвешенной функцией. В свою очередь, различают три вида мультипликативной ОФ и т. д. Эта детализация иллюстрирует применение правила подстановки, применяемого для конкретизации метода.

Из того факта, что аксиомы 1–6 полностью характеризуют известные методы МО КМО и позволяют порождать их модификации, следует возможность их использования для систематизации этих методов.

5.2.3. Систематизация методов критериального выбора

К типичным представителям методов критериального выбора относятся упорядочение объектов на основе отношения Парето-доминирования, лексиминная и лексикографическая оптимизация, вербальный анализ решений (ВАР) [18]. Модель многомерного оценивания, создаваемая для реализации методов критериального выбора, включает следующие уровни предпочтений [20]:

- 1) на значениях каждого критерия;
- 2) на множестве критериев;
- 3) на множестве значений всех критериев.

Первый уровень модели достаточен для реализации отношения Парето-доминирования. Однако отношение Парето-доминирования позволяет установить линейный порядок только в вырожденном случае использования одного критерия. Для получения линейного порядка при использовании нескольких критериев требуется реализовать второй и третий уровень модели. Увеличение числа критериев влечет нелинейный рост объема экспертных предпочтений, необходимых для выполнения многокритериальной оптимизации. Таким образом, обратной стороной применения только логического математического аппарата в методах критериального выбора является быстрое увеличение объема экспертных предпочтений с ростом числа критериев.

Перечисленные выше методы критериального выбора (МКВ) делятся на две группы по отношению к важности критериев: *не учитывающие* и *учитывающие* важность критериев [18]. К представителям первой группы относятся отношение Парето-доминирования и лексиминная оптимизация. К представителям второй – лексикографическая оптимизация и методы вербального анализа решений.

Как было отмечено ранее, отношение Парето-доминирования использует только первый уровень предпочтений ЛПР. Отсутствие предпочтений второго уровня предполагает независимость критериев по важности.

сти. Этому же условию отвечает лексиминная оптимизация [18]. Однако в ней отношении Парето-доминирования предшествует переупорядочивание компонент в векторных оценках объектов в направлении убывания их качества. Это влечет игнорирование индивидуальности критериев. Таким образом, признаком, обобщающим эти методы, является *безразличие к важности критериев*, а видовыми отличиями методов являются, соответственно, *исходные* и *упорядоченные по качеству* векторные оценки объектов.

В отличие от двух рассмотренных методов, лексикографическая оптимизация использует дополнительно второй уровень предпочтений ЛПР, а именно, *различную важность критериев*. Методы вербального анализа решений (ВАР), основанные на создании единой шкалы изменения качества (ЕШИК), используют все три уровня предпочтений ЛПР [12]. Признаком, обобщающим эти методы, является *детальность предпочтений*, а видовыми отличиями методов – соответственно, предпочтения на *множестве критериев* и на *множестве значений всех критериев*.

Классификация методов критериального выбора, использующая названные основания деления (подчеркнуты) и видовые отличия (курсив), приведена на рис. 5.3.

МКВ	<i>Безразличная</i>	<i>Исходные</i>	Парето-доминирование
<u>Важность критерия</u>	<u>Векторные оценки</u>	<i>Упорядоченные по качеству</i>	Лексиминная оптимизация
		<i>На множестве критериев</i>	Лексикографическая оптимизация
	<i>Различная</i>	<i>На множестве значений всех критериев</i>	ВАР на основе ЕШИК
	<u>Детальность предпочтений</u>		

Рис. 5.3. Классификация методов критериального выбора.

5.2.4. Систематизация методов функционального выбора

Применение аксиомы 1 не ограничивается верхним уровнем классификации методов. На нижних уровнях классификации существенное влияние на свойства метода оказывают типы измеряемых переменных – числа (двоичные, целые, вещественные) или символы.

Разновидности целей, провозглашенных аксиомой *целевого значения* (2), использовались в [18] для классификации функций, используемых метода-

ми функционального выбора. Эта аксиома полезна и для деления методов оптимизации на методы достижения *идеальной* и *реальной* цели. Методы первой группы оценивают степень приближения оцениваемого объекта к идеальному объекту. К идеальным целям на шкале признака относятся также максимальные полезность (МП) и приоритет (МПр).

Методы второй группы оценивают степень приближения к реальному объекту как, в принципе, достижимому. Это позволяет оценивать не только степень достижения цели, но и ее превышение. К реальным целям относятся также плановые задания (ПЗ). Их дополнительным свойством является индивидуализация целей. Объекты оцениваются по степени достижения *своих* целей, а не общей для всех цели.

Тип предиката как один из факторов аксиомы *предпочтений на шкале признака* (3) разделяет методы МО КМО на методы оптимизации и классификации. Первая группа методов использует предикаты \geq и \leq , нацеленные на установление порядка на множестве альтернатив.

Методы классификации используют предикаты $=$ (равно) и $[]$ (интервал), нацеленные на установление преимущественной принадлежности объекта по нескольким признакам одному из заданных классов. В работе [21] показана возможность вычислять функцию полезности на основе функций принадлежности упорядоченным (с применением предиката \geq) по качеству классам. Это позволило установить связь между методами многокритериальной оптимизации и классификации.

Несмотря на зависимость от аксиомы 2 (вида целевого значения), объем предпочтений также может применяться в роли системообразующего признака (основания деления методов).

Аксиома *способа оценивания* (4) обладает естественным системообразующим свойством, порождая противоположные по смыслу методы достижения цели и отклонения от нее.

Аксиома *отображения в общую шкалу* (5) делит методы по виду функций, отображающих значения признаков в общую шкалу. Согласно этой аксиоме, все функции трактуются как модификации функции полезности.

Согласно аксиоме *обобщения частных оценок* (6), методы, допускающие применение любой обобщающей функции (ЛОФ), различаются по виду принятой функции.

На рис. 5.4 приведена классификация методов функционального выбора. Для выделения этой группы методов из общей совокупности методов МО КМО использованы аксиомы 1 и 3, объединяющие методы применением шкалы $[-1, 0, +1]$ (или ее частей) и отношения превосходства.

Из остальных четырех аксиом использованы аксиомы 4, 5 и 2, соответственно, на первом, втором и третьем уровнях детализации методов. На рис. 5.4 опущен четвертый уровень классификации методов по виду обобщающих функций, на котором, согласно аксиоме 6, методы, допускающие применение ЛОФ, могут различаться по виду обобщающей функции.

Дополнительно к методам, включенным в табл. 5.1, на рис. 5.4 представлен метод условной оптимизации (УО), использующий как целевые, так и ограничительные критерии. Являясь смешанным по виду критериев,

МФВ	Метод		
	Достижение цели	Нормирующая	Идеальная
Отношение к цели	<u>Вид функции</u>	<u>Вид цели</u>	Достижение идеальной цели
		Реальная	Достижение реальной цели
		Плановая функция	Выполнение планов (в %)
		Функция полезности	Многомерная полезность
		Функция приоритетов	Анализ иерархии
	Отклонение от цели	Отобранных	Условная оптимизация
	<u>Оценивание объектов</u>	Всех	Отклонение от цели

Рис. 5.4. Классификация методов функционального выбора.

он условно отнесен к методам отклонения от цели по исключению из оптимизации объектов, имеющих отклонения в сторону невыполнения реальных целей.

Оставшиеся объекты оцениваются по степени достижения идеальных целей и перевыполнения реальных целей. Этот метод является более жестким по отношению к методу отклонения от цели, оценивающим все объекты независимо от выполнения ими реальных целей.

Из классификации следует принадлежность методов многокритериальной оптимизации, основанных на отображении критериев в функции разного назначения, и методов многомерной теории полезности к одной группе методов функционального выбора. Назначение реальной цели на шкале признака явилось первым шагом на пути установления сходства между функцией нормализации критерия и функцией полезности.

Классификация методов функционального выбора в большой мере основана на сходстве и различии применяемых в них функций, отображающих шкалу оцениваемого признака в шкалу полезности или отклонений от цели. Различие в функциях определяет и области предпочтительного применения методов. Поэтому рассмотрим типы функций подробнее.

5.2.5. Систематизация оценочных функций

По способу создания функции, применяемые методами функционального выбора, делятся на функции, непосредственно формируемые экспертами, и функции, вычисляемые на основе требований ЛПР [13]. На рис. 5.5 приведена классификация функций, формируемых экспертами.

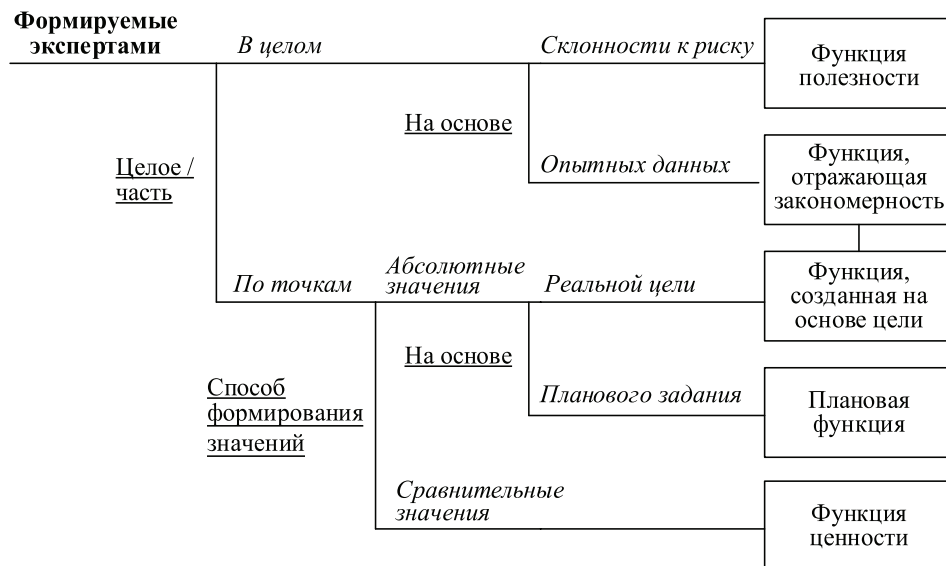


Рис. 5.5. Классификация функций, формируемых экспертами.

Функции ожидаемой полезности предложили американские ученые Д. Нейман и О. Моргенштерн, руководствуясь соображениями экономического риска [14]. Параллельно Р. Кини и Х. Райфа развивали теорию ценности, основанную на создании одноименных функций [15].

Функция ценности $v(x)$ определена в [15] как отображение векторного аргумента x в действительное число с интервалом значений $[0, 1]$, что характеризует ее как свертку n факторов. Именно в таком качестве она используется для исследования замещения факторов относительно поверхности безразличия по предпочтениям. С учетом вложимости интервала $[0, 1]$ в интервал $[-1, 1]$ значений функции полезности, функция ценности рассматривается как ее частный (вырожденный) случай. Согласно этому отношению, «функция полезности является функцией ценности, но функция ценности не обязательно является функцией полезности» [14]. В англоязычной литературе наибольшее распространение получил термин *функция полезности*, отражающий экономическую природу этого понятия.

В отличие от необходимости отражения потерь, присущих экономическому поведению ЛПР, для оценивания качества объектов любой природы оказывается достаточным применения только положительного отрезка шкалы $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$ j -го показателя, $j = \overline{1, n}$, $y_{j,\min} \geq 0$. Для этого участка шкалы показателя правомерно применение термина *функция ценности* [22] как частного случая функции полезности.

Функции, отражающие закономерность, строятся на основе объективных данных – опытных или статистических. Примером известной закономерности является процентное содержание сахара в крови. Оно представляется немонотонной функцией, поскольку существует некоторая норма содержа-

ния сахара. Если этой норме поставить в соответствие стопроцентную полезность, то отклонениям от нормы в обе стороны должно соответствовать уменьшение полезности. Согласно этому примеру, к функциям полезности не предъявляется требование монотонности в отличие от требований к критериям оценивания.

Примерами статистических данных является объемы продаж различными фирмами, либо их экономическое взаимодействие (экспорт/импорт).

Функции, созданные на основе цели, и плановые функции будут рассмотрены позже. Классификация вычисляемых функций показана на рис. 5.6.

Вычисляемые функции	Локальная цель	Достижение цели	Идеальная	Функция достижения идеальной цели
<u>Исходные предпочтения</u>	<u>Отношение к цели</u>	<u>Вид цели</u>	Реальная	Функция достижения реальной цели
		Отклонение от цели		Функция отклонения от цели
		Матрица парных сравнений		
	Функции принадлежности классам			Функция, вычисленная по классам
	Лотереи			Функция, вычисленная по лотереям

Рис. 5.6. Классификация вычисляемых функций.

Функции ДИЦ и ДРЦ различаются заданной целью – идеальной через целевой критерий и реальной – через ограничительный критерий. Само название функции отклонения от цели диктует способ оценивания объектов, отличный от способа оценивания по степени достижения цели.

Функция приоритетов вычисляется на основе содержимого матрицы парных сравнений, и позволяет качественные сопоставления объектов преобразовывать в численные оценки объектов.

Функции, вычисленные на основе упорядоченных по качеству классов, реализуют связь между полезностью и принадлежностью классам.

Функции, вычисленные по результатам лотереи, отражают другой способ создания функции полезности по отношению к их созданию напрямую по склонности к риску (см. рис. 5.6).

5.2.5.1. Область определения функций

Областью определения функции $f_j(x)$ является *интервальная* шкала j -го признака $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$, $j = 1, n$. Обычно в такой шкале измеряются физические величины. Если значения признака были измерены в порядковой шкале, они должны быть переведены экспертом в балльную или процентную шкалу.

Интервальная шкала, границы которой определяются выборкой оцениваемых объектов, называется *выборочной*. В тех случаях, когда выборка отсутствует или является неrepresentative, границы шкалы j -го признака устанавливаются исходя из теоретических или опытных соображений. Такая шкала называется *теоретической*.

Двоичная шкала $\{0, 1\}$ отражает полную недостижимость, либо достижимость объектом соответствующей цели. С позиции количественных измерений она является весьма грубой, оценивая объекты по принципу «все или ничего». В том случае, когда большинство критериев измеряется в двоичной шкале, следует применять методы критериального выбора либо проектировать экспертную систему, основанную на логическом выводе заключения.

5.2.5.2. Функция достижения идеальной цели

Функция достижения идеальной цели (ДИЦ) создается путем нормирования значения $y(x)$ *целевого* критерия, измеренного в интервальной шкале его максимальным значением. Нормирование осуществляется с помощью нормирующей функции $\delta_{\max}(y(x))$ в случае максимизации j -го признака (5.1) и $\delta_{\min}(y(x))$ – в случае его минимизации (5.2).

Функция $\delta_{\max}(y(x))$ на рис. 5.2 представляет собой исходящую из нуля пунктирную прямую. В принятой терминологии в противоположной точке шкалы объект *достигает* идеальной цели. Во всех промежуточных точках шкалы имеет место *частичное достижение цели*, а на противоположных границах шкалы нулевое значение функции ДИЦ означает полное невыполнение цели.

5.2.5.3. Функция достижения идеальной цели

Функция достижения реальной цели (ДРЦ) создается путем нормирования значений *ограничительного* критерия в том случае, когда он не используется в отсеивании объектов, не удовлетворяющих хотя бы одному ограничению.

В отличие от целевого критерия вычисление функции ДРЦ на основе ограничительного критерия не ограничивается одной формулой. Оно требует разделения шкалы ограничительного критерия на участки относительно реальной цели c_j , не совпадающей с границами шкалы $[y_{j,\min}, y_{j,\max}]$. Эти участки различны у критериев превосходства и соответствия.

5.2.5.4. Критерии превосходства

Для критериев превосходства $\geq(f_j(x), c_j)$ и $\leq(f_j(x), c_j)$ один из участков представляет собой зону превышения цели, а другой – зону нарушения

цели. Рис. 5.2 соответствует шкала ограничительного критерия «больше или равно» $\geq(f_j(x), c_j)$, разделенная целью c_j на две зоны: нарушения цели (слева от c_j) и превышения цели (справа от c_j). Значения y_{j1} и y_{j2} на рис 5.2 находится в зоне превышения цели.

ЛПР должно определить значение функции ДРЦ, соответствующее достижению частной цели c_j . Если требуется отразить эффект превышения цели, функция ДРЦ не должна принимать максимальное значение в точке c_j . С другой стороны, нелогично и нулевое значение функции при достижении цели c_j . По умолчанию принимается $\delta(c_j) = 0,5$.

При фиксированном значении $\delta(c_j) = 0,5$ наклон участков кусочно-линейной функции определяется расположением цели c_j на шкале j -го признака. Если она находится посередине шкалы: $c_j = (y_{j,\max} - y_{j,\min})/2$, то оба участка сливаются в одну линию.

5.2.5.5. Критерии соответствия

Шкала критерия точного соответствия $y_j = c_j$ представлена на рис. 5.7.

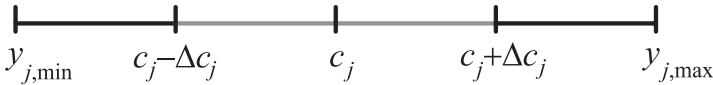


Рис. 5.7. Шкала критерия точного соответствия.

В отличие от критериев превосходства, она делится в общем случае не на два, а на четыре участка. Участки шкалы $[c_j - \Delta c_j, c_j]$ и $[c_j, c_j + \Delta c_j]$, смежные целевому значению c_j , отражают зоны *частичного* выполнения цели (расплывчатость цели). Они и являются областью определения функции ДРЦ для критерия точного соответствия.

В точке c_j функция ДРЦ равна 1: $\delta(c_j) = 1$, что отражает полное достижение цели. На границах интервалов расплывчатости цели функция ДРЦ равна 0: $\delta(c_j - \Delta c_j) = \delta(c_j + \Delta c_j) = 0$. При равенстве интервалов отклонения от цели область определения функции ДРЦ задается процентом допустимого отклонения от цели $c_j \pm \Delta c_j\%$.

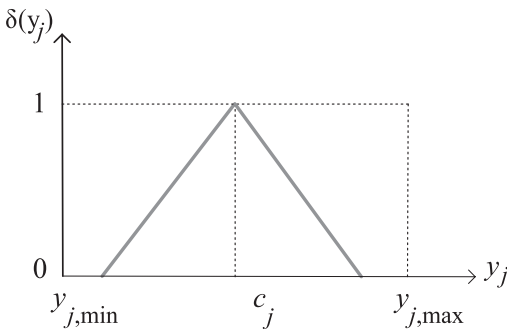


Рис. 5.8. Функция ДРЦ для критерия $y_j = c_j$.

В общем случае границы интервалов отклонения от цели не совпадают с границами шкалы критерия: $y_{j,\min} < c_j - \Delta c_j$, $c_j + \Delta c_j < y_{j,\max}$. На участках шкалы $[y_{j,\min}, c_j - \Delta c_j]$ и $[c_j + \Delta c_j, y_{j,\max}]$ функция ДРЦ равна 0. В отсутствие информации о скорости убывания функции на обоих участках функция ДРЦ линейна, а относительно границ шкалы немонотонна (рис. 5.8).

Шкала критерия интервального соответствия $y_j \in [c_{jн}, c_{jв}]$ представлена на рис. 5.9. Она делится на пять участков.



Рис. 5.9. Шкала интервального критерия соответствия.

Для пятого участка $[c_{jн}, c_{jв}]$, который отличается от шкалы критерия точного соответствия, функция ДРЦ позволяет оценить степень достижения цели. На графике функция ДРЦ на этом участке представляется горизонтальной прямой (рис. 5.10). Возможны три варианта формирования области определения функции ДРЦ:

- 1) $[c_{jн}, c_{jв}]$;
- 2) $[c_{jн} - \Delta c_{j,н}, c_{j,в} + \Delta c_{j,в}]$;
- 3) $[y_{j,min}, y_{j,max}]$.

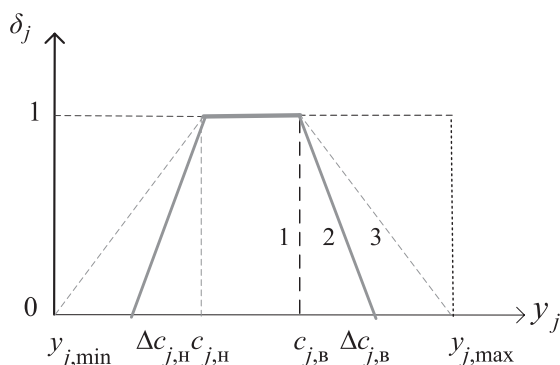


Рис. 5.10. Функция ДРЦ для критерия $y_j \in [c_{j,н}, c_{j,в}]$.

Первый вариант имеет место в отсутствие *частичного* выполнения цели. Ему соответствует прямоугольная форма функции ДРЦ с пороговым переходом границ интервала $[c_{jн}, c_{jв}]$.

Второй вариант отражает допустимость *частичного* выполнения цели и является наиболее общим. Соответствующая ему функция ДРЦ имеет трапецеидальную форму.

Третий вариант представляет собой частный случай, когда *частичное* выполнение цели распространяется до границ шкалы критерия.

5.2.5.6. Функция отклонения от цели

Введем меру отклонения от цели, которая позволяет не только найти объект, ближайший к цели c_j , но и упорядочить объекты по удаленности от цели. Для простоты вначале рассмотрим вариант точного соответствия цели, формируемого ограничениями по равенству ($y_j = c_j$). Очевидно, что

отклонение j -го признака объекта x_i в любую сторону от точки c_j ($c_j + \Delta y_j$) определяет меру удаленности по этому признаку объекта от цели.

Поскольку знак величины отклонения объекта $x_i \in X$ по j -му признаку от частной цели c_j не имеет значения, определим относительное отклонение j -го признака от цели как:

$$d_{ij}^p = \gamma_p(y_j(x_i)) = \begin{cases} \frac{|y_j(x_i) - c_j|}{y_{j,\max} - c_j}; & y_j(x_i) > c_j \\ \frac{|y_j(x_i) - c_j|}{c_j - y_{j,\min}}; & y_j(x_i) < c_j \end{cases}. \quad (5.3)$$

При использовании интервального ограничения $y_j \in [c_{nj}, c_{bj}]$ относительное отклонение внутри интервала равно 0 ($d_{ij}^n = 0$), если все точки интервала равноценны. При выходе значения y_j за любую границу интервала $[c_{nj}, c_{bj}]$ относительное отклонение определяется по формуле (5.3), где вместо c_j подставляется ближайшая граница интервала $[c_{nj}, c_{bj}]$.

В отличие от точечного и интервального критериев, при использовании полуинтервальных ограничительных критериев $y_j \geq c_j$ и $y_j \leq c_j$ отклонение от порогового значения c_j может трактоваться двояко: и как мера *нарушения* требования c_j , и как мера его *превышения*. Отображение этих отклонений требует удвоения шкалы функции отклонения от цели: $[-1, 0, +1]$.

В зоне *превышения* требования значение признака y_j превосходит ожидаемое значение c_j . Попадание значения y_j в зону превышения влечет за собой не штрафную санкцию, а *поощрение*. Относительное отклонение при этом должно иметь другой знак. Это достигается применением формулы (5.4) для ограничения снизу:

$$d_{ij}^n = \gamma_n(y_j(x_i)) = \begin{cases} \frac{c_j - y_j(x_i)}{y_{j,\max} - c_j}; & y_j(x_i) > c_j \\ \frac{c_j - y_j(x_i)}{c_j - y_{j,\min}}; & y_j(x_i) < c_j \end{cases} \quad (5.4)$$

и формулы (5.5) для ограничения сверху:

$$d_{ij}^b = \gamma_b(y_j(x_i)) = \begin{cases} \frac{y_j(x_i) - c_j}{y_{j,\max} - c_j}; & y_j(x_i) > c_j \\ \frac{y_j(x_i) - c_j}{c_j - y_{j,\min}}; & y_j(x_i) < c_j \end{cases}. \quad (5.5)$$

Функции отклонения от цели (5.4) и (5.5) приведены на рис. 5.11.

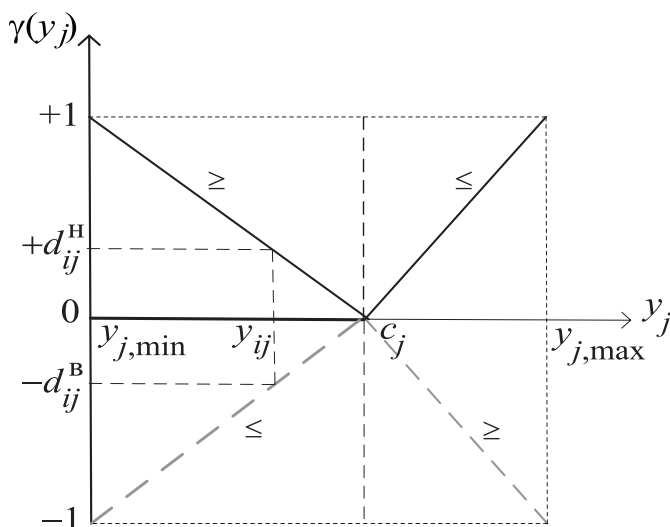


Рис. 5.11. Шкала отклонений от цели для ограничений «снизу» и «сверху».

Штрафам соответствует положительный участок $[0, +1]$ шкалы функции, а поощрениям – отрицательный участок $[-1, 0]$. Графики функций в зоне превышения цели выделены пунктирными линиями.

Для критерия $y_j \geq c_j$ нарушению цели на оси абсцисс соответствует диапазон $[y_{j,min}, c_j]$, а превышению цели – диапазон $(c_j, y_{j,max}]$. У критерия $y_j \leq c_j$ эти диапазоны меняются местами.

Критерию $y_j \leq c_j$ на рис. 5.11 соответствует *возрастающая*, а критерию $y_j \geq c_j$ *убывающая* функция отклонения от цели. На этом рисунке показан пример нахождения значений функций отклонения от цели для значения признака y_{ij} . Для критерия $y_j \geq c_j$ имеет место отклонение функции $+d_{ij}^H$ в область *штрафов*, а для критерия $y_j \leq c_j$ – отклонение $-d_{ij}^B$ в область *поощрений*.

При равномерности назначения штрафов и поощрений на шкале признака функции (5.4) и (5.5) линейны. В общем случае они могут быть преобразованы в нелинейные монотонные функции отклонения от цели.

5.2.5.7. Плановая функция

Поскольку выполнение плана выражается в процентах, в качестве единой шкалы для всех показателей принята процентная шкала $[s_{min}, s_{max}]$ с фиксированной нижней и верхней границей. Для отображения физической шкалы $[y_{j,min}, y_{j,max}]$ j -го показателя, $j = \overline{1, n}$, в процентную шкалу создается своя плановая функция.

Процентная шкала, так же как и физическая, должна отражать случаи невыполнения и перевыполнения плана по j -му показателю. План по j -му показателю считается выполненным ($s_j = 100\%$), если значение показателя

в точности равно плановому заданию ($y_j = c_j$) или принадлежит заданному диапазону ($y_j \in [c_{jн}, c_{jв}]$), при том условии, что значения внутри диапазона с точки зрения выполнения плана равнозначны. Таким образом, при точном задании плана $s_j = 100\%$, а при интервальном задании с равными значениями в интервале $s_{jн} = s_{jв} = 100\%$. В других случаях план оказывается либо невыполненным, либо перевыполненным. Невыполнение и перевыполнение плана зависит от типа плановых ограничений.

Плановая функция создается для каждого из четырех типов ограничений: снизу ($y_j \geq c_j$), сверху ($y_j \leq c_j$), интервал $[c_{jн}, c_{jв}]$ в трех модификациях и равенство ($y_j = c_j$). Ограничения снизу и сверху задают разрешенные и запрещенные полуинтервалы на шкале показателя, названные зонами превышения и нарушения. Зоне превышения поставим в соответствие перевыполнение плана, а зоне нарушения – его невыполнение. Это позволяет использовать модели ограничений для получения формул расчета невыполнения и перевыполнения плана. Рассмотрим плановую функцию, создаваемую на основе ограничения снизу ($y_j \geq c_j$).

Диапазон $[0\%, 200\%]$ разбивается на два поддиапазона: невыполнения плана $[0\%, 100\%]$, и перевыполнения плана $(100\%, 200\%]$. Отсюда, процент выполнения плана «снизу» при $y_j < c_j$ вычисляется по формуле:

$$s^B = p(y_j(x)) = \frac{y_j(x) - y_{j, \min}}{c_j - y_{j, \min}} \cdot 100\% , \quad (5.6)$$

а процент перевыполнения плана при $y_j > c_j$ вычисляется по формуле:

$$s^{пв} = p(y_j(x)) = 100\% + \frac{y_j(x) - c_j}{y_{j, \max} - c_j} \cdot 100\% . \quad (5.7)$$

Пример плановой функции для случая *перевыполнения* плана с значением показателя РЛД = 50 приведен на рис. 5.12. Аналогичным образом процент выполнения плана рассчитывается для других видов ограничений.

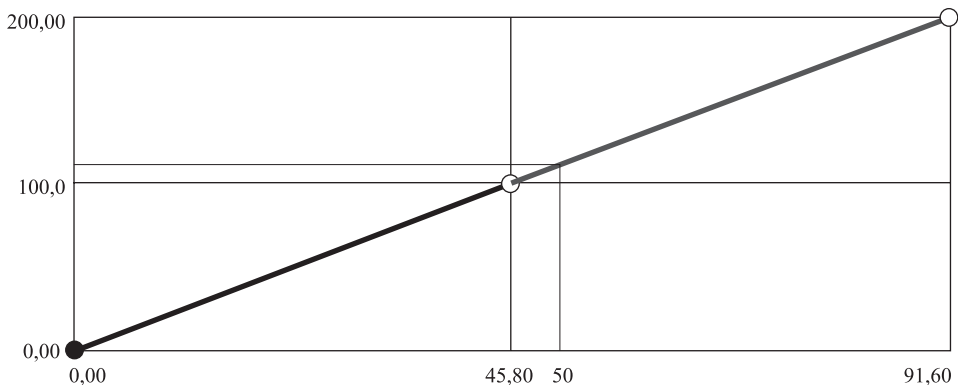


Рис. 5.12. Пример плановой функции показателя.

5.3. Рекомендации по выбору метода оценивания качества модели

Для многомерного оценивания качества модели используется следующая совокупность кортежей (векторов):

$\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_j, \dots, c_n)$ – целевые значения показателей;

$\mathbf{pr} = (pr_1, \dots, pr_j, \dots, pr_n)$ – предпочтения на шкалах показателей;

$\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_j, \dots, u_n)$ – кортеж значений функций полезности показателей;

$\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_j, \dots, w_n)$ – важность моделируемых свойств.

Содержащаяся в них информация характеризует задачу оценивания качества модели. В качестве целевых значений показателей принимаются их значения, *измеренные* в изучаемом объекте, либо значения, *заданные* в техническом задании на проектируемый объект. На шкале j -го показателя, $j = \overline{1, n}$, задается предпочтение pr_j при многокритериальном оценивании либо функция полезности u_j при многомерном оценивании по полезности. Важность моделируемых свойств оценивается экспертами в долях единицы при условии: $\sum_{j=1}^n w_j = 1$. При равной важности свойств $w_j = 1/n$.

Модель x представляется для многомерного оценивания качества кортежом фактических значений показателей, характеризующих ее свойства: $y(x) = (y_1, \dots, y_j, \dots, y_n)$.

На выбор метода многомерного оценивания влияют тип переменных и размерность задачи [23]. Переменная y_j , $j = \overline{1, n}$, может быть числом или символом. Как число она может быть двоичной, целочисленной либо вещественной переменной. Символьные значения переменной используются при качественных оценках: отлично, хорошо, удовлетворительно и пр.

Значения исходных данных характеризуются достоверностью источника их получения. К достоверным относят данные, полученные в результате объективных измерений. Экспертные оценки в терминах вероятности или уверенности относят к правдоподобным данным.

Размерность задачи определяется следующими параметрами:

- 1) число моделей N , подлежащих выбору;
- 2) число моделируемых свойств (показателей) n ;
- 3) число значений j -го показателя (объем домена) m_j .

На выбор метода оценивания существенно влияет размерность задачи в силу экспоненциального роста вычислительной сложности либо значительного роста объема экспертного оценивания. Рассмотрим влияние размерности задачи на выбор метода оценивания через соотношение числа оцениваемых признаков n объекта (модели) и числа моделей N .

1. Оценивается один объект ($N = 1$). Поскольку для сравнения отсутствуют другие объекты, в качестве базы сравнения принимаются *плановые* нормативы либо интервальные оценки (*классы*), характеризующие качество. Выбор метода скалярной оптимизации осуществляется в зависимости от вида предпочтений pr_j , $j = \overline{1, n}$. Если для всех признаков требуется точное соответствие $y_j = c_j$, то принимается метод *отклонения от цели* по

штрафам (см. рис. 5.11). В том случае, когда для каждого признака частная цель c_j совпадает с одной из границ шкалы ($c_j = y_{j,\min}$ или $c_j = y_{j,\max}$), выбирается метод *достижения идеальной цели*. При предъявлении к свойствам мягких требований (не более, не менее) выбирается метод *достижения реальной цели*.

2. При $n = 1$ выполняется *однокритериальная* оптимизация.

3. При $n \ll N$, $n > 1$ мощность множества недоминируемых объектов стремится к минимуму $|X_\Pi| \rightarrow \min$ (в пределе к одному объекту), а количество уровней упорядоченного графа доминирования увеличивается (в пределе до N) [18]. В этом случае упорядоченный граф, отражающий отношение Парето-доминирования, дает наиболее объективную информацию по упорядочению объектов. Этот случай мало вероятен применительно к упорядочению моделей в силу малой вероятности соотношения $n \ll N$.

4. При $n \gg N$ (при увеличении числа критериев) число доминируемых объектов стремится к нулю, что влечет расширение множества Парето на все множество объектов $X_\Pi \rightarrow X$. В этом случае множество Парето не информативно для выделения претендентов на лучшую модель.

5. Если числа n и N соизмеримы, то любая доминируемая модель не может претендовать на выбор в качестве наилучшей.

6. При $N \leq 10$, $n \leq N$ и малом числе значений каждого признака ($m_j \leq 3$) размерность модели позволяет использовать не только скалярные, но и логические методы, в частности, методы вербального анализа решений, а также матричный метод анализа иерархий.

Рассмотрим влияние *типа данных* на выбор метода оценивания. Значения признаков могут быть одного и нескольких типов. Задача выбора метода упрощается, если все признаки измерены в одной шкале. Если эта шкала двоичная $\{0, 1\}$ или качественная, например $\{\text{высокое, среднее, низкое}\}$ качество, то для выбора приемлемого варианта решения применяется логический вывод или методы векторной оптимизации. Так, выбор приемлемого варианта решения при $m_j = 2$, $j = 1, \bar{n}$, может быть реализован логическим выводом в рамках экспертной системы, а для упорядочения альтернатив в зависимости от поставленной задачи можно применить один из методов векторной оптимизации.

Для получения *линейного* порядка на множестве альтернатив X выполняется:

1) лексикографическая оптимизация, если задана в порядковой шкале важность признаков и $\prod_{j=1}^{n_{\min}} m_j \geq N$;

2) вербальный анализ решений, если на множестве значений всех признаков экспертами построена единая шкала изменения качества и $N \leq 10$, $n \leq N$.

Второй метод в общем случае дает более достоверные результаты, поскольку требует значительно большего объема предпочтений.

Если признаки измерены в разных шкалах, то для получения *частичного* порядка на множестве альтернатив или выявления недоминируемых альтернатив может применяться отношение Парето-доминирования или лексиминная оптимизация.

Если часть признаков измерена в качественной шкале, то существует два варианта получения линейного порядка на множестве альтернатив:

1) перевод оставшихся признаков в качественную шкалу и решение задачи одним из приведенных выше методов;

2) кодирование качественных оценок числами и выбор одного из методов скалярной оптимизации.

При переводе численных признаков с количеством значений, большим числа делений качественной шкалы, происходит потеря информации. Преобразование качественных оценок в числа неоднозначно в силу субъективности правил перевода. Достоверность кодирования повышается при использовании матриц парных сравнений.

Если признаки измерены в *разных* численных шкалах с произвольным числом значений $m_j > 2$, то при размерности $N > 10$ универсальным приемом получения линейного порядка на множестве объектов является использование методов скалярной оптимизации.

Проблема выбора упрощается для задач, решаемых единственным методом с возможными модификациями. Например, задача ранжирования объектов, несопоставимых по ресурсам, решается методом оптимизации по индивидуальным целям. Для каждого признака формулируется свое плановое задание (план). Результат выполнения обобщенного плана вычисляется в процентной шкале. Объекты сравниваются по проценту выполнения обобщенного плана [18].

Для вычисления средневзвешенной оценки альтернатив любым методом скалярной оптимизации задается важность признаков. Если ЛПР не может назначить реальной цели на шкале j -го признака, $j = \overline{1, n}$, задается предпочтение на его границах, которое формирует направление оптимизации: $y_j(x) \rightarrow \max$ ($y_j(x) \rightarrow \min$). Этих предпочтений достаточно для реализации метода многокритериальной оптимизации.

Если ЛПР в состоянии назначить реальные цели для части признаков, то выполняется многокритериальная оптимизация с ограничениями. Объект (альтернатива), не удовлетворяющий хотя бы одному ограничению (реальной цели), исключается из оценивания. Если разрешено оценивание объектов, не реализующих реальные цели, то возможны два варианта оптимизации: по достижению цели или по отклонению от цели. Метод отклонения от цели реализуется в трех вариантах: с обобщенными штрафами за невыполнение целей, с обобщенными поощрениями за перевыполнение целей и алгебраической суммой штрафов и поощрений. Метод обобщения штрафов можно применить, например, для отбора объектов, не имеющих штрафов.

Если имеется возможность задать функцию полезности на шкале j -го признака, $j = \overline{1, n}$, то реализуется метод многомерной оптимизации по полезности. Если экспертные ресурсы, для создания функций полезности можно воспользоваться типовыми функциями полезности с последующей отладкой их фронтов [18].

На рис. 5.13 показан один из вариантов выбора метода многомерного оценивания с частичным анализом типов исходных данных, частных целей и размерности модели оценивания.

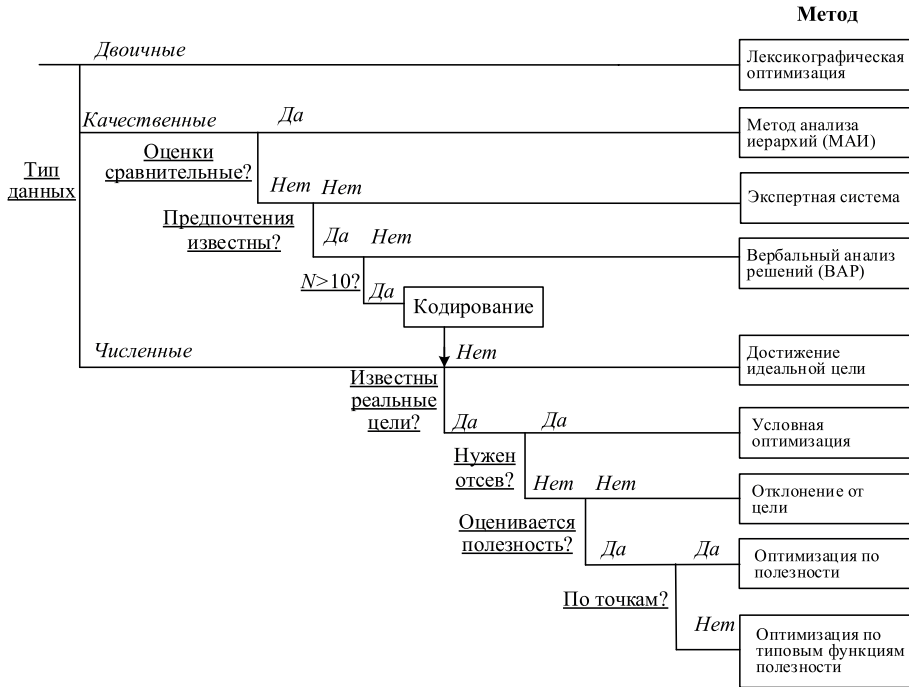


Рис. 5.13. Вариант дерева выбора метода многомерного оценивания.

Выбор метода скалярной оптимизации (функционального выбора) не считается завершенным, пока не выбран тип обобщающей функции (ОФ), предназначенной для согласования частных оценок свойств модели. На практике наиболее востребованными являются следующие типы ОФ.

1. Средневзвешенная суммарная (аддитивная) ОФ:

$$v^a(x_i) = \phi_a(v(x_i)) = \sum_{j=1}^n w_j v_j(x_i). \quad (5.8)$$

2. Мультипликативная прямая степенная ОФ:

$$v^{mc}(x_i) = \phi_{mc}(v(x_i)) = \prod_{j=1}^n v_j(x_i)^{w_j} \quad (5.9)$$

3. Максиминная ОФ (лучший объект по наихудшему свойству):

$$v^{mxm}(x_i) = \phi_{mxm}(v(x_i)) \max_i \min_j (f_j(x_i)). \quad (5.10)$$

В форме целевой функции она записывается следующим образом:

$$\min_{1 \leq j \leq n} (f_j(x_i)) \rightarrow \max. \quad (5.11)$$

Эта функция соответствует критерию Вальда (крайнего пессимизма), используемому в задачах игры с природой. Применительно к отклонениям от цели эта функция преобразуется в минимаксную функцию.

4. Минимаксная (наименьшая из максимальных оценок):

$$v^{\text{МХМ}}(x_i) = \phi_{\text{МХМ}}(v(x_i)) = \max_i \min_j (f_j(x_i)) \quad (5.12)$$

Усреднение оценок отдельных свойств модели достигается применением обобщающих функций (5.8) и (5.9). Получившая наибольшее применение средневзвешенная аддитивная ОФ не отражает равномерность частных оценок. Недостижимость частной цели по одному из показателей компенсируется превышением частной цели по другому показателю. Иными словами, обобщение частных оценок носит объемный характер. Объект с неравномерными значениями показателей относительно частных целей может быть оценен выше, чем объект со значениями показателей, близкими всем частным целям. Предпочтение такому объекту дает оценка, вычисляемая с применением мультипликативной степенной функции.

При классифицировании объектов по категориям качества шкала каждого показателя разбивается на части по числу смежных классов. При невозможности указания точных границ между классами формируются нечеткие функции принадлежности классам. На рис. 5.14 представлены трапециевидальные функции принадлежности трем упорядоченным по качеству классам (низкое, среднее и высокое качество).

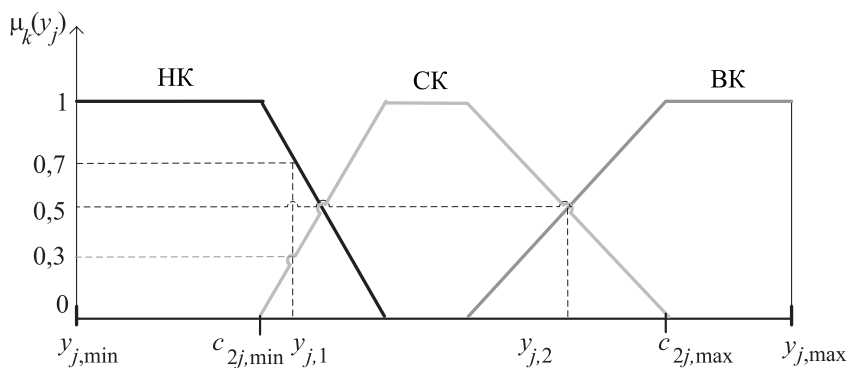


Рис. 5.14. Трапециевидальные функции принадлежности трем классам.

Классификация по многим признакам требует нахождения обобщенной принадлежности каждому классу. Наиболее очевидным способом обобщения принадлежности классам является использование средневзвешенной аддитивной функции принадлежности k -му классу по всем признакам:

$$\mu_k(x_i) = \sum_{j=1}^n w_j \cdot \mu_{jk}(x_i), \quad k = \overline{1, m}. \quad (5.13)$$

В ней w_j означает вес (важность) j -го признака. Если все признаки имеют равную важность, их веса равны $w_j = 1/n$.

Для случая одинаковой меры принадлежности классу в рамках всего диапазона по формуле (5.13) рассчитывается средневзвешенная сумма числа полных соответствий i -го объекта k -му классу. В том случае когда объект

x_i принадлежит k -му классу по всем n признакам, $\mu_k(x_i) = 1$, что означает его *полную* принадлежность k -му классу. В противном случае $\mu_k(x_i) < 1$, что означает его *частичную* принадлежность k -му классу. При использовании треугольных функций полная принадлежность k -му классу имеет место только при условии $\forall j = \overline{1, n} \quad y_j(x_i) = c_{kj}$.

5.4. Пример оценивания качества модели

В качестве примера оценивания качества модели рассмотрим способы решения задачи нахождения расстояния от i -й вершины графа до всех остальных вершин.

I. Модель объекта – матрица расстояний D .

Пример матрицы расстояний D :

$$D_1 = \begin{pmatrix} 0 & 9 & 6 & \infty & 3 \\ 9 & 0 & \infty & \infty & \infty \\ 6 & \infty & 0 & \infty & \infty \\ \infty & 2 & 4 & 0 & \infty \\ \infty & 4 & \infty & \infty & 0 \end{pmatrix}$$

II. Методы (алгоритмы) решения.

1. Умножение i -й строки графа расстояний на матрицу расстояний по формуле:

$$d_{ik}^s = \min \left\{ d_{ik}^{s-1}, \min_j (d_{ij}^{s-1} + d_{jk}^1) \right\}, \quad i, j = \overline{1, n}. \quad (5.14)$$

Алгоритм динамического программирования Дейкстры с последовательным уменьшением расстояния между вершинами v_i и v_k по формуле:

$$d_{ik}^s = \min \left\{ d_{ik}^{s-1}, \min_j d_{ij}^{s-1} + d_{jk}^1 \right\}. \quad (5.15)$$

Нахождение всех вариантов путей от i -й вершины до всех остальных на основе модифицированной матрицы смежности с последующим вычислением минимальных расстояний [4].

III. Расчет асимптотической сложности методов решения.

1. Умножение i -й строки на матрицу по формуле (5.14)

Число операций: умножение строки на столбец – n ; нахождение минимальной суммы – $n - 1$; сравнение с предыдущим расстоянием – 1. Общее число операций умножения строки на столбец равно: $n + n - 1 + 1 = 2 \cdot n$. Умножение строки на n столбцов: $2 \cdot n \cdot n = 2 \cdot n^2$; Число умножений i -й строки на матрицу до достижения всех вершин – $n - 1$; Общее число операций равно $2 \cdot n^2 \cdot (n - 1)$.

2. Алгоритм динамического программирования Дейкстры

Число операций: нахождение вершины с минимальным расстоянием от предыдущей – $n - 1$; добавление расстояния между этими вершинами к общему расстоянию от начальной вершины – 1; исключение помеченной вершины из рассмотрения – 1. Общее число операций нахождения ближайшей вершины равно: $n + 1$. За счет исключения помеченной вершины общее число операций при поиске каждой следующей вершины равно $n + 1 - i$; $i = \overline{1, n-1}$. Общее число операций за n итераций равно: $\sum_{i=1}^{n-1} n + 1 - i = n(n-1)$.

3. Нахождение расстояний по всем путям от i -й вершины до всех остальных на основе модифицированной матрицы смежности

Число операций: умножение строки на столбец – n ; выявление и исключение циклических маршрутов – 1. Общее число операций умножения строки на столбец: $n + 1$. Умножение строки на n столбцов: $(n + 1) \cdot n$. Число умножений i -й строки на матрицу до достижения всех вершин – $n - 1$. Общее число операций на 1-м этапе равно $(n + 1) \cdot n \cdot (n - 1) = n \cdot (n^2 - 1)$. Вычисление расстояний для путей любой длины – $n \cdot (n - 1)/2$. Общее число операций на двух этапах равно $n \cdot (n^2 - 1) + n \cdot (n - 1)/2$.

Первые два метода имеют общую модель объекта и ориентированы только на вычисление расстояний. Поэтому они сравниваются только по трудоемкости. В отличие от указанных методов, при реализации процедур динамического программирования используется метод *сокращенного* последовательного поиска, в силу чего его трудоемкость в $2 \cdot n$ раз меньше. Следовательно, при одинаковых результатах он более предпочтителен для решения поставленной задачи. Третий метод имеет более сложную модель (матрицы смежностей и расстояний), которая позволяет находить не только кратчайшие, но всевозможные расстояния от i -й вершины до всех остальных. Поэтому он более универсален по отношению к предыдущим методам, но вместе с тем и более трудоемок, чем эти методы. Для сравнения с ними необходимо применять двухкритериальную оценку качества моделей (табл. 5.2).

Табл. 5.2. Методы вычисления расстояний во взвешенном графе.

№ п/п	Наименование метода (алгоритма)	Универсальность (по числу путей)	Сложность
1	Умножение на матрицу расстояний	$(n - 1)$	$2 \cdot n^2 \cdot (n - 1)$
2	Алгоритм Дейкстры	$(n - 1)$	$n \cdot (n - 1)$
3	На основе модифицированную матрицу смежности	$(n - 1) \cdot (n - 1)$	$n \cdot (n^2 - 1) + n \cdot (n - 1)/2$
	Предпочтение	max	min

В последней строке табл. 5.2 приведены предпочтения на множестве значений показателей. Для указанных предпочтений в множество Парето входят 2-й и 3-й алгоритмы. Для выбора одного из них следует агрегировать численные оценки, приведя их к единой шкале. В качестве нормирующих величин используются оценки 3-го алгоритма, превышающие оценки других алгоритмов. На двухкритериальные оценки алгоритмов влияет важность показателей, назначаемая заказчиком (экспертом).

5.5. Групповое оценивание моделей по шкале качества

5.5.1. Модель группового оценивания

В тех случаях когда имеются проблемы с получением количественных оценок качества моделей, применяются качественные оценки. Это имеет место, например, при отсутствии объективных оценок обобщенных свойств модели. К таким свойствам относятся *адекватность*, *сложность*, *развиваемость*. Для измерения обобщенных свойств привлекаются m качественных оценок, например, «очень высокая» (ОВ), «высокая» (В), «средняя» (С), «низкая» (Н) оценка, $m = 4$.

Задача отбора проектов на конкурсной основе решается путем их упорядочения по качественным оценкам [18]. Сами качественные оценки, несмотря на их словесное (вербальное) выражение, находятся в отношении линейного порядка. Названные качественные оценки имеют следующий порядок: ОВ > В > С > Н.

Каждый l -й эксперт, $l = \overline{1, M}$, формирует свой вектор качественных оценок i -го объекта x_i по j -му оцениваемому признаку, $j = \overline{1, n}$: $\mathbf{e}_l(x_i) = (e_{lj}, l, \dots, e_{lj}, \dots, e_{lm})$. Для подсчета числа голосов, отданных за каждую качественную оценку, вектор $\mathbf{e}_l(x_i)$ преобразуется в бинарный вектор вида $\mathbf{e}_{lj}(x_i) = (e_{lj1}, \dots, e_{ljm})$. Единицей фиксируется голос, отданный за h -ю качественную оценку, $h = \overline{1, m}$, объекта по j -му признаку. Например, оценке «Высокая», которую l -й дал эксперт проекту x_i на шкале [ОВ, В, С, Н] j -го признака, соответствует вектор $\mathbf{e}_{lj}(x_i) = (0, 1, 0, 0)$. Для оценивания объекта x_i по n признакам l -м экспертом формируется n бинарных векторов.

Групповая оценка объекта x_i формируется как вектор числа голосов $\mathbf{k}(x_i) = (k_{i1}, \dots, k_{ih}, \dots, k_{im})$, поданных M экспертами за h -ю качественную оценку объекта по всем признакам. Всего выносятся $\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^M e_{ij}(x_i)$ качественных оценок с числом голосов по каждой качественной оценке $\sum_{h=1}^m k_{ih} = M \cdot n$.

Примером групповой оценки объекта x_i пятью экспертами по трем признакам четырьмя качественными оценками является вектор $\mathbf{k}(x_i) = (10, 3, 2, 0)$. Он означает, что 15 голосов экспертов распределились следующим образом: 10 голосов получила оценка ОВ, 3 голоса – оценка В и 2 голоса – оценка С. Ни один из экспертов не использовал низкую оценку Н.

Поскольку оценки упорядочены по качеству, приняв их за критерии, можно упорядочить объекты по приоритету критериев, т. е. выполнить лексикографическое упорядочение объектов. Учитывая положительный характер оценок С, В, ОВ (от средней до очень высокой), количество поданных за них голосов подлежит максимизации. Низкая оценка объекта означает отрицательное отношение к нему. Поэтому число поданных за нее голосов подлежит минимизации. Пример лексикографического упорядочения приведен в табл. 5.3.

В ее левой части помещен исходный список 15 объектов, оцененных 15 голосами, а в правой части – результат его лексикографического упорядочения.

Анализ результатов лексикографического упорядочения объектов обнаруживает наличие парадоксов. К ним следует отнести соотношение мест, занятых объектами № 14 и № 6. В правой части табл. 5.3 они подчеркнуты. Объект № 6 оказался хуже объекта № 14 несмотря на то, что за лучшие оценки ОВ и В отдано в сумме 15 голосов и ни одного голоса против него, т. е. за низкую оценку Н. В то же время фактически против объекта № 14 (за оценку Н) отдано пять голосов.

Табл. 5.3. Оценки и результаты упорядочения объектов.

Объект	ОВ	В	С	Н
№ 1	15	0	0	0
№ 2	0	15	0	0
№ 3	0	0	15	0
№ 4	0	0	0	15
№ 5	10	5	0	0
№ 6	5	10	0	0
№ 7	5	5	5	0
№ 8	10	0	5	0
№ 9	5	0	10	0
№ 10	4	4	4	3
№ 11	3	4	4	4
№ 12	5	5	0	5
№ 13	5	0	5	5
№ 14	10	0	0	5
№ 15	5	0	0	10

Объект	ОВ	В	С	Н	Ранг
№ 1	15	0	0	0	1
№ 5	10	5	0	0	2
№ 8	10	0	5	0	3
№ <u>14</u>	10	0	0	5	4
№ <u>6</u>	5	10	0	0	5
№ 7	5	5	5	0	6
№ 12	5	5	5	0	7
№ 9	5	0	10	0	8
№ 13	5	0	5	5	9
№ <u>15</u>	5	0	0	10	10
№ <u>10</u>	4	4	4	3	11
№ 11	3	4	4	4	12
№ 2	0	15	0	0	13
№ 3	0	0	15	0	14
№ 4	0	0	0	15	15

Аналогичная ситуация имеет место для объектов № 15 и № 10. Здесь уже 10 голосов отдано против объекта № 15, опередившего объект № 10, за лучшие оценки которого отдано в сумме восемь голосов и за среднюю оценку четыре голоса. Нетрудно предположить, что причиной этих парадоксов является плохая согласованность оценок объектов № 14 и № 15. В связи с этим возникает необходимость нахождения количественной оценки согласованности.

5.5.2. Согласованность оценок на шкале качества

Меру согласованности экспертных оценок характеризует соотношение компонент вектора \mathbf{k}_i . Она тем больше, чем плотнее распределяются голоса относительно максимальной компоненты $k_{ih,\max} \in \mathbf{k}_i$. Полная согласованность экспертных оценок $u(x_i) = 1$ характеризуется вектором \mathbf{k}_i с единственной значащей компонентой $k_{ih} = M \cdot n$. Это означает, что все M экспертов проголосовали за h -ю качественную оценку i -го объекта по всем n признакам.

Неполная согласованность $u(x_i) < 1$ обуславливается рассогласованностью экспертных оценок, измеряемой величиной $s(x_i) > 0$. Для измерения

величин $u(x_i)$ и $s(x_i)$ в единой шкале $[0, 1]$ $s(x_i)$ нормируется максимальной оценкой рассогласованности s : $s(x_i)/s$. Выражение рассогласованности в долях от 1 позволяет установить следующее соотношение между коэффициентами согласованности $u(x_i)$ и рассогласованности $s(x_i)/s$ экспертных оценок:

$$u(x_i) = 1 - \frac{s(x_i)}{S}. \quad (5.16)$$

Согласно формуле (5.16), согласованность экспертных оценок вычисляется через их рассогласованность. Индикатором рассогласованности групповой экспертизы является неравенство $k_{i,\max} < M \cdot n$. Согласно этому условию, максимальная рассогласованность оценок имеет место в двух случаях:

1) при равномерном распределении голосов по всем оценкам:

$$k_i(e_s) = M \cdot n/m, \quad 1 < s < m;$$

2) половина экспертов голосует за самую высокую оценку, а половина – за самую низкую: $k_i^1 = k_i^m = M \cdot n/2, k_i^s = 0, \quad 1 < s < m$.

Рассогласованности, соответствующие этим случаям распределения голосов экспертов, назовем *равномерной* и *антагонистической* соответственно. Индикатором максимальной рассогласованности голосов в обоих случаях является равенство голосов экспертов либо на m , либо на двух качественных оценках.

Помимо соотношения числа голосов на качественных оценках объекта, на величину рассогласованности влияет близость голосов на шкале качественных оценок. Например, для векторов $\mathbf{k}_1 = (10, 5, 0, 0)$, $\mathbf{k}_2 = (10, 0, 5, 0)$, $\mathbf{k}_3 = (10, 0, 0, 5)$ $s(x_1) < s(x_2) < s(x_3)$.

В качестве меры близости голосов экспертов введем расстояние $d(z, v)$ между z -й v -й качественными оценками объекта, для чего распределим компоненты вектора оценок $e(x_i)$ по уровням качества в ранговой шкале от 1 до m .

Из вышеизложенного следуют требования к формуле расчета коэффициента рассогласованности $s(x_i)$:

1) $s(x_i) = 0$ ($\delta(x_i) = 1$), если все эксперты проголосовали за *одну* качественную оценку объекта x_i ;

2) $s(x_i) = S$ ($\delta(x_i) = 0$), если голоса экспертов распределились по двум крайним качественным оценкам объекта x_i ;

3) промежуточное между 0 и 1 значение коэффициента рассогласованности $0 < s(x_i) < 1$ пропорционально числу выбранных экспертами качественных оценок признаков, а также расстоянию между ними.

Первым двум требованиям отвечает сумма произведений $k_{iz} \cdot k_{iv} \cdot d_{zv}$. Оно обращается в 0 при $k_{iz} = M \cdot n$, так как в этом случае $k_{iv} = 0$, при $v \neq z$ и каждое слагаемое обращается в 0. Максимальной антагонистической рассогласованности соответствует $k_{i1} = k_{im} = M \cdot n/2, k_{ih} = 0, \quad 1 < h < m$. При этом одно из слагаемых принимает максимальное значение $(m-1) \cdot [M \cdot n/2]^2$.

В предельном случае для вычисления рассогласованности двух оценок ($m = 2$), например $\{B, H\}$, этим требованиям отвечает произведение $k_{iz} \cdot k_{iv}$.

1. В случае полной согласованности экспертных оценок один из сомножителей принимает максимальное значение $M \cdot n$, а другой сомножитель равен нулю. Следовательно, их произведение равно 0, из чего следует $s(x_i) = 0$.

2. Максимальное значение рассогласованности имеет место при равенстве сомножителей $k_{iz} = k_{iv}$, если $M \cdot n(\text{mod}2) = 0$, либо квазиравенстве $k_{iz} \cong k_{iv}$, если $M \cdot n(\text{mod}2) = 1$.

3. Для двух качественных оценок величины равномерной S_p и антагонистической S_a рассогласованности совпадают $S_a = S_p$.

Произведение убывает при увеличении различия между значениями сомножителей.

Показатель рассогласованности $s(x_i)$ при $m > 2$ формируется как сумма произведений голосов, отданных за все пары оценок с учетом расстояния $d(z, v)$ между ними:

$$s(x_i) = \sum_{z=1}^{m-1} \sum_{v=z+1}^m k_i(e_z) \cdot k_i(e_v) \cdot d(z, v). \quad (5.17)$$

Этой формуле соответствует модель компактности оценок в виде ранжированного графа, уровнями которого являются качественные оценки, а вершины, принадлежащие z -му уровню, – голоса экспертов, выбравших z -ю качественную оценку признаков. В качестве примера на рис. 5.17 представлен ранжированный граф, отражающий компактность оценок в векторе $k_1 = (10, 4, 1, 0)$.

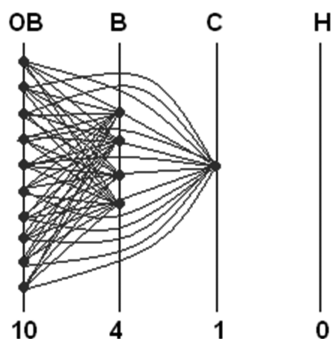


Рис. 5.15. Граф групповых оценок для вектора $k_1 = (10, 4, 1, 0)$.

Чем меньше сумма весов всех ребер графа, тем более компактно расположены точки (голоса экспертов), и наоборот, рассогласованность пропорциональна сумме весов всех ребер графа. Число ребер, соединяющих z -й и v -й уровни графа, равно $k_{iz} \cdot k_{iv}$, а вес этих ребер равен $k_{iz} \cdot k_{iv} \cdot d(z, v)$, где $d(z, v)$ – расстояние между z -м и v -м уровнями графа, измеренное в порядковой (ранговой) шкале и принимаемое за вес ребра.

Для вычисления коэффициента согласованности $u(x_i)$ по формуле (5.16) необходимо нормализовать показатель рассогласованности $s(x_i)$ его максимальной величиной. В случае антагонистической рассогласованности S_a голосов экспертов показатель s в формуле (5.17) принимает максимальное значение, если голоса отданы поровну за две крайние оценки.

Расстояние между крайними оценками $d(1, m) = m - 1$. Половина оценок равна $M \cdot n/2$ при четном произведении $M \cdot n$ и $\lceil M \cdot n \rceil$ – при нечетном произведении $M \cdot n$. Полагая $\lceil M \cdot n \rceil$ за общий случай, получим:

$$S_{a,\max} = \left\lfloor \frac{M \cdot n}{2} \right\rfloor \cdot \left(M \cdot n - \left\lfloor \frac{M \cdot n}{2} \right\rfloor \right) \cdot (m-1), \quad (5.18)$$

где $\lfloor x \rfloor$ означает ближайшее снизу к x целое число.

Проиллюстрируем расчет максимальной оценки рассогласованности на следующем примере. Пусть пятеро экспертов ($M = 5$) оценили два объекта x_1 и x_2 по трем признакам ($n = 3$) оценками ОВ, В, С, Н ($m = 4$). 15 голосов экспертов ($M \cdot n$) для объекта x_1 распределились равномерно: $k_p(x_1) = (4, 4, 4, 3)$, а для объекта x_2 антагонистически: $k_a(x_2) = (8, 0, 0, 7)$. Рассчитаем значения S_p и S_a по формуле (5.17).

Величина S_p определяется как сумма элементов верхней треугольной матрицы:

	ОВ	В	С	Н
ОВ		4·4·1	4·4·2	4·3·3
В	0		4·4·1	4·3·2
С	0	0		4·3·1
Н	0	0	0	

$$S_p = 4 \cdot 4 \cdot 1 + 4 \cdot 4 \cdot 2 + 4 \cdot 3 \cdot 3 + 4 \cdot 4 \cdot 1 + 4 \cdot 3 \cdot 2 + 4 \cdot 3 \cdot 1 = 136.$$

Величина S_a определяется как сумма элементов верхней треугольной матрицы:

	ОВ	В	С	Н
ОВ		8·0·1	8·0·2	8·7·3
В	0		0·0·1	0·7·2
С	0	0		0·7·1
Н	0	0	0	

В расчете S_a участвует единственное ненулевое произведение: $S_a = 8 \cdot 7 \cdot 3 = 168$, соответствующее формуле (5.17). Этот пример подтверждает соотношение $S_a > S_p$ при $m > 2$.

Теперь оценим согласованность оценок объектов № 14 и № 6, № 15 и № 10, для которых в табл. 5.3 были обнаружены парадоксы упорядочения. Расчетные значения коэффициента согласованности для них приведены в табл. 5.4.

Табл. 5.4. Согласованность оценок объектов.

№ п/п	Объект	$u(x_j)$
1	№ 14	0,11
2	№ 6	0,70
3	№ 15	0,11
4	№ 10	0,19

Из табл. 5.4 следует, что учет коэффициента согласованности экспертных оценок при упорядочении объектов даст предпочтение объекту № 6 перед объектом № 14 и объекту № 10 перед объектом № 15.

Этот пример показывает необходимость учета согласованности экспертных оценок при упорядочении объектов на шкале качества признаков. Пусть порог согласованности экспертных оценок равен 50%. Назначенный порог согласованности превышает всего один объект № 6.

Для упорядочения объектов более предпочтителен метод скалярной оптимизации с аддитивной обобщающей функцией, обеспечивающий более точные оценки по сравнению с методом приоритета критериев. В качестве критериев оптимизации используются качественные оценки объектов. Одним из вариантов является максимизация числа положительных оценок ОВ, В и С и минимизация числа отрицательных оценок Н. При назначении весовых коэффициентов следует учитывать антагонизм оценок ОВ и Н. Им можно задать наивысший приоритет – по 0,333. Приоритеты оценок В и С распределяются пропорционально: 0,222 и 0,111.

При отсутствии отбраковки по уровню согласованности объекты могут упорядочиваться с учетом коэффициента согласованности. Его можно использовать в качестве дополнительного критерия на втором этапе оптимизации. Вес коэффициента согласованности подбирается опытным путем, например, в интервале $[0,05; 0,1]$.

Поскольку процесс формирования критериев и их важности основан на субъективных предположениях, для их проверки следует применять другие методы упорядочения объектов. При ограниченном числе объектов для их упорядочения можно использовать приоритеты, рассчитываемые на основе матрицы парных сравнений. Для формирования предпочтений используются векторные оценки объектов. Количественно предпочтения выражаются через соотношение голосов экспертов, отданных за каждую векторную оценку из рассматриваемой пары. Окончательное решение по групповой модели оценивания принимается по результатам ее обучения на контрольной выборке.

5.6. Метод многокритериального выбора моделей на основе явных и неявных экспертных знаний

Важными характеристиками экспертного оценивания при анализе качества моделей и ПМК являются *объем* экспертизы и *согласованность* экспертных оценок. Превышение объема экспертизы средней умозрительной границы 7 ± 2 зачастую влечет несогласованность экспертных оценок. Решение задачи минимизации экспертизы и обеспечения согласованности экспертных оценок предложено в методике экспертного оценивания [24], использующей идеи теории планирования эксперимента [25]. Эта теория решает задачу минимизации объема экспериментов.

Математической основой теории планирования эксперимента является регрессионный анализ, сущность которого состоит в следующем. Пусть необходимо найти зависимость параметра цели F_{res} от факторов исследуемого

объекта F_1, F_2, \dots, F_n . В том случае когда аналитическое выражение функции $F_{res} = f(F_1, F_2, \dots, F_n)$ неизвестно, ее можно представить полиномом, учитывающим влияние на результирующий параметр как отдельно взятых частных факторов F_1, F_2, \dots, F_n , так и влияние их совокупностей по два, три и т. д.:

$$F_{res} = \gamma_0 + \sum_{i=1}^n \gamma_i F_i + \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \gamma_{ij} F_i F_j + \dots + \gamma_{12\dots n} F_1 F_2 \dots F_n, \quad (5.19)$$

с коэффициентами регрессии $\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_p, \dots, \gamma_n, \dots, \gamma_{1,2}, \dots, \gamma_n$.

Для нахождения зависимости $F_{res} = f(F_1, F_2, \dots, F_n)$ необходимо задать сочетания независимых переменных F_1, F_2, \dots, F_n и определить на них функцию F_{res} с тем, чтобы найти значения коэффициентов регрессии выражения (5.19).

Эксперимент, в котором реализуются все возможные сочетания уровней факторов, называется полным факторным экспериментом. За исходный принимается нулевой уровень – начальное значение фактора. Если число уровней относительно нулевого уровня равно двум, то это полный факторный эксперимент типа 2^n . Условия эксперимента представляют в виде таблицы – матрицы планирования, где строки соответствуют различным опытам, а столбцы – значениям факторов. В табл. 5.5 представлена матрица планирования полного факторного эксперимента, отражающая зависимость его результатов от трех независимых факторов и их сочетаний: $F_{res} = f(F_1, F_2, F_3, F_1 F_2, F_1 F_3, F_2 F_3, F_1 F_2 F_3)$.

Табл. 5.5. Матрица планирования эксперимента.

f_0	f_1	f_2	f_3	$f_1 f_2$	$f_1 f_3$	$f_2 f_3$	$f_1 f_2 f_3$	f_{res}
1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	A_{1res}
1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	A_{2res}
1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	A_{1res}
1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	A_{3res}
1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	A_{2res}
1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	A_{4res}
1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	A_{3res}
1	1	1	1	1	1	1	1	A_{5res}
γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	γ_{12}	γ_{13}	γ_{23}	γ_{123}	

Содержимое вектор-столбца f_i матрицы планирования, кроме вектор-столбцов f_0 и f_{res} , отражает все изменения факторов $F_i, i = 1, 2, 3$, и их сочетаний в ходе полного факторного эксперимента. Вектор-столбец f_0 соответствует свободному члену формулы (5.19), а вектор-столбец f_{res} содержит результаты экспериментов.

Условием вычисления коэффициентов регрессии γ_i независимо друг от друга является равенство нулю скалярных произведений пар вектор-столбцов в матрице планирования. Векторы, скалярные произведения которых равны нулю, называются ортогональными. Поэтому и план эксперимента,

при котором скалярные произведения вектор-столбцов равны нулю, называется ортогональным. Очевидно, что при ортогональном планировании эксперимента все недиагональные коэффициенты системы нормальных уравнений будут равны нулю и система уравнений распадется на $n + 1$ независимых уравнений. Ортогональность матрицы планирования позволяет получить независимые друг от друга оценки коэффициентов. Это означает, что величина любого коэффициента не зависит от того, какие величины имеют другие коэффициенты.

Коэффициент γ_i в выражении (5.19) вычисляется усреднением скалярного умножения i -го столбца ортогональной матрицы на столбец результатов экспериментов. Так, например, значение коэффициента γ_2 вычисляется следующим образом:

$$\gamma_2 = \frac{-A_{1res} - A_{2res} + A_{1res} + A_{3res} - A_{2res} - A_{4res} + A_{3res} + A_{5res}}{8}.$$

Свойства модели планирования эксперимента могут быть использованы в задаче оценивания качества моделей методом экспертного оценивания, если под факторами понимать показатели качества модели, а под результатами эксперимента – оценки эксперта. Условием применения этой модели является оценивание показателей качества в симметричной относительно среднего значения шкале. Примером такой шкалы является лингвистическая шкала {Низкое, Ниже Среднего, Среднее, Выше Среднего, Высокое} = {Н, НС, С, ВС, В}. В ней среднее значение С соответствует нулевому уровню показателя.

Учитывая размытость границ между соседними словесными оценками качества показателя, для описания оценок применимы функции принадлежности нечетких множеств $\mu_{F_j}(x) \in [0,1]$, $j = \overline{1,n}$ [26]. Число классов качества в приведенной выше шкале $k = 5$. Область определения функции принадлежности представляет собой интервал на шкале показателя. Размытость границ между соседними словесными оценками качества показателя проявляется в пересечении функций принадлежности соседним классам.

Простейшие функции принадлежности имеют треугольную форму со стопроцентной принадлежностью качественной оценке в вершине треугольника, соответствующей середине отведенного для нее интервала шкалы. Срединная точка интервала промежуточной оценки принимается за границу областей определения функций, принадлежащих соседним оценкам на шкале качества, что означает пересечение треугольных функций принадлежности соседних оценок. Области определения функций принадлежности образуют шкалу показателя. Принятым качественным оценкам соответствует биполярная численная шкала показателя $[-1, 0, +1]$. Отвечающая принятым допущениям биполярная шкала качества результирующего показателя изображена на рис. 5.16.

На этой шкале по обе стороны от нулевого уровня присутствует по две градации качества. Их комбинирование порождает k_n комбинаций. Для создания приемлемой модели оценивания экспоненциальный рост числа комбинаций ограничивается за счет уменьшения числа показателей и числа их изменений. Размерность экспертного опроса приемлема при $n \leq 7 \pm 2$ и $k = 2$.

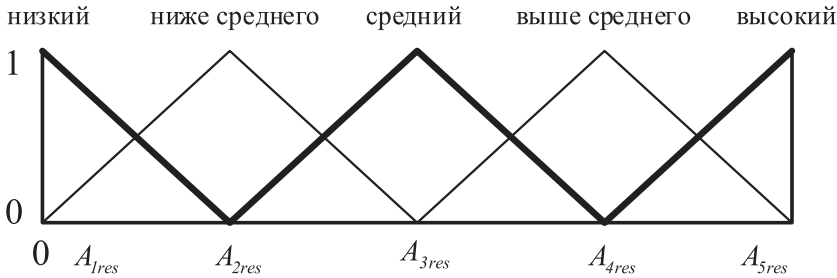


Рис. 5.16. Шкала качества результирующего показателя.

Снижение изменений факторов экспертного опроса до двух достигается применением **только крайних оценок** качества Н и В. Для численной обработки они заменяются соответствующими им значениями -1 и $+1$ шкалы $[-1, 0, +1]$.

Эти допущения позволяют применить для оценивания качества модели по трем показателям – *адекватность*, *сложность* и *развиваемость*, использованных для вычисления групповых оценок, матрицу планирования эксперимента, представленную в табл. 5.5. В работе [24] она названа *опорным планом* опроса эксперта. Результаты опроса эксперта на всех комбинациях значений показателей сведены в вектор-столбец \mathbf{f}_{res} .

В работе [24] предлагается выражать содержимое матрицы (табл. 5.5) на языке нечеткой логики продукционными правилами. Применительно к трем показателям имеем продукции следующего вида:

$$P_j: \langle IF F_1 = A_{1j} \text{ and } F_2 = A_{2j} \text{ and } \dots \text{ and } F_n = A_{nj}, \text{ THEN } F_{res} = A_{jres} \rangle, \quad (5.20)$$

где $A_{ij} \in \{-1_{Fi}, +1_{Fi}\}$ – соответственно «низкое» и «высокое» значение показателя F_i , а $A_{jres} \in T(F_{res})$ – термы лингвистической переменной результирующего показателя.

Например, во второй строке матрицы представлено следующее суждение эксперта «Если показатель F_1 имеет значение «высокий» И показатель F_2 имеет значение «низкий» и показатель F_3 имеет значение «низкий», то обобщенный показатель F_{res} оценивается экспертом как «ниже среднего» (НС).

Из k^n строк плана опроса ответы эксперта на два вопроса очевидны, а на n вопросов просты. Двум вопросам в примере соответствуют векторы $(-1, -1, -1)$ и $(+1, +1, +1)$. Очевидно, что результирующие оценки будут принимать значения *низкий* (Н) и *высокий* (В). Комбинациям $(+1, -1, -1)$, $(-1, +1, -1)$, $(-1, -1, +1)$ сопоставляются положительные оценки только одного показателя. Перечисленные комбинации в [24] названы *простыми*.

Для обеспечения непротиворечивости предпочтений в методике предусмотрена процедура оперативного устранения ошибок в ответах эксперта. Она заключается в том, что на множестве правил опроса (опорных комбинациях), используя ответы эксперта для простых опорных комбинаций, построена параметрическая нечеткая мера, с помощью которой проверяется наличие противоречия при ответах ЛПР на сложные комбинации оценок [24].

Реализующая изложенную идею методика состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Формирование шкалы качественных оценок. Замена словесных оценок Н и В соответственно на -1 и $+1$.

Шаг 2. Построение ортогонального плана опроса экспертов и проведение экспертного опроса.

Шаг 3. Вычисление показателей качества моделей.

Среди перечисленных шагов наиболее важным и ответственным является шаг 2, связанный с получением ответов экспертов на вопросы, содержащиеся в продукционных правилах. С одной стороны, это вызвано влиянием числа показателей на согласованность экспертных оценок, а с другой стороны, неаддитивностью человеческого мышления, что требует для оценивания его ответов применять неаддитивные (нечеткие) меры [24].

Для разрешения этих проблем предлагается следующая организация экспертного опроса. Сложные (составные) правила (сложные опорные ситуации) представляются с помощью простых опорных ситуаций следующим образом.

Некоторое правило P_j : IF $F_1 = A_{1j}$ and $F_2 = A_{2j}$ and ... and $F_n = A_{nj}$, THEN $F_{res} = A_{res}$, в котором показатели с индексами $i_1, i_2, \dots, i_k \in \{1, 2, \dots, n\}$ принимают наилучшее значение, можно записать как $P_j = P_{i_1} \vee P_{i_2} \vee \dots \vee P_{i_k}$.

Степень нечеткости показателя A_{ires} в простых правилах обозначим $g_i = E(a_i, \alpha_i, \beta_i) = E(Aires)$, $i = 1, \dots, m$, где $E(\bullet)$ – операция дефаззификации треугольного нечеткого числа $A_{ires} = (a_i, \alpha_i, \beta_i)$. Здесь a_i – мода нечеткого числа (значение с наивысшей степенью достоверности), α_i – величина нечеткости слева (т. е. в точке $\alpha_i - \alpha_i$ значение функции принадлежности равно 0), β_i – величина нечеткости справа. Под дефаззификацией понимается преобразование нечеткого числа в вещественное, например, треугольное число заменяется его центроидом: $E(a_i, \alpha_i, \beta_i) = a_i + \frac{\beta_i - \alpha_i}{3}$.

Вычисление оценок результирующего показателя в сложных опорных ситуациях предлагается осуществлять путем построения параметрической λ -нечеткой меры Сугено [26] на конечном множестве простых опорных ситуаций P_j , $i = 1, n$, где g_i – плотность распределения этой нечеткой меры. Мера Сугено отражает оценку результирующего показателя в сложном правиле $P_j = P_{i_1} \vee P_{i_2} \vee \dots \vee P_{i_k}$ и имеет следующий вид:

$$G_\lambda(P_j) = \left(\prod_{i=1}^k (1 + \lambda \cdot g_i) \right) / \lambda \quad (5.21)$$

Для построения λ -нечеткой меры Сугено, характеризующей оценку результирующего показателя в сложном правиле, требуется найти корень λ^* в интервале $(-1, \infty)$ следующего полинома $n-1$ порядка [24]:

$$\left(\prod_{i=1}^n (1 + \lambda \cdot g_i) - 1 \right) / \lambda = 1, \quad -1 < \lambda < \infty. \quad (5.22)$$

В работе [24] доказана теорема о том, что рассматриваемые полиномы имеют всего один корень в интервале $(-1, \infty)$. Полученные оценки сложных правил используются для проверки высказываний ЛПР на непротиворечи-

вость. Так, например, если при ответе на сложное правило P_j оценка результирующего показателя будет равна A_{jres} и относительное отклонение этого результата от величины $G\lambda(P_j)$ будет больше заданной величины ошибки

$0 \leq \varepsilon \leq 1$ (т.е. $\frac{|G_{\lambda^*}(P_j) - E(A_{jres})|}{G_{\lambda^*}(P_j)} > \varepsilon$), то считается, что эксперт дал невер-

ный ответ. Выявленные противоречия предъявляются ЛПР для анализа и их устранения.

Приведем пример реализации методики для трех частных показателей, оценивающих качество модели. Результаты опроса эксперта представлены в табл. 5.6.

Табл. 5.6. Результаты опроса эксперта.

Правило	F_1	F_2	F_3	F_{res}
1	Низкий	Низкий	Низкий	0
2	Высокий	Низкий	Низкий	0, 2
3	Низкий	Высокий	Низкий	0, 6
4	Высокий	Высокий	Низкий	–
5	Низкий	Низкий	Высокий	0, 4
6	Высокий	Низкий	Высокий	–
7	Низкий	Высокий	Высокий	–
8	Высокий	Высокий	Высокий	1

Для удобства экспертного опроса числа -1 и $+1$ в табл. 5.6 заменены словесными оценками качества. Эксперт численно оценил только простые опорные комбинации 2, 3 и 5. Четвертая, шестая и седьмая строки матрицы не заполнены, так как эксперт не смог оценить сложные комбинации.

Для определения показателя качества модели для сложных опорных комбинаций на основе оценок простых опорных комбинаций произведем вычисление параметра нечеткой меры Сугено, решив уравнение (5.22):

$$\frac{(1 + 0.2\lambda)(1 + 0.6\lambda)(1 + 0.4\lambda) - 1}{\lambda} = 1 \Rightarrow 0.048\lambda^2 + 0.44\lambda + 0.2 = 0.$$

Корни уравнения равны соответственно $\lambda^*1 \approx -0, 48$. $\lambda^*2 \approx -8, 69$. Второе решение не удовлетворяет условию $-1 < \lambda < \infty$, следовательно, $\lambda^* \approx -0, 48$.

Тогда экспертная оценка результирующего показателя в 4-й опорной

комбинации будет равна $G_{\lambda^*}(P_4) = \frac{(1 + 0.2\lambda^*)(1 + 0.6\lambda^*) - 1}{\lambda^*} \approx 0.742$, в 6-й опор-

ной комбинации будет равна $G_{\lambda^*}(P_6) = \frac{(1 + 0.2\lambda^*)(1 + 0.4\lambda^*) - 1}{\lambda^*} \approx 0.5616$, в 7-й

опорной комбинации будет равна $G_{\lambda^*}(P_7) = \frac{(1 + 0.6\lambda^*)(1 + 0.4\lambda^*) - 1}{\lambda^*} \approx 0.8848$

(табл. 5.7).

Табл. 5.7. Результаты вычисления сложных комбинаций.

Правило	F_1	F_2	F_3	F_{res}
1	Низкий	Низкий	Низкий	0
2	Высокий	Низкий	Низкий	0, 2
3	Низкий	Высокий	Низкий	0, 6
4	Высокий	Высокий	Низкий	0, 742
5	Низкий	Низкий	Высокий	0, 4
6	Высокий	Низкий	Высокий	0, 5616
7	Низкий	Высокий	Высокий	0.8848
8	Высокий	Высокий	Высокий	1

Коэффициенты γ_i выражения (5.19) вычисляются как усредненные скалярные произведения соответствующих им вектор-столбцов ортогональной матрицы (см. табл. 5.5) на вектор-столбец значений результирующего показателя качества (последний столбец табл. 5.7).

Для показателей F_1, F_2, F_3 получены коэффициенты γ_i : $\gamma_1 = 0,077$, $\gamma_2 = 0,258$, $\gamma_3 = 0,163$.

Обобщенная оценка трех частных показателей вычисляется по формуле (5.19):

$$F = 0,549 + 0,077 \cdot F_1 + 0,258 \cdot F_2 + 0,163 \cdot F_3 - 0,013 \cdot F_1 \cdot F_2 - 0,008 \cdot F_1 \cdot F_3 - 0,0274 \cdot F_2 \cdot F_3 + 0,0014 \cdot F_1 \cdot F_2 \cdot F_3. \quad (5.23)$$

Применим формулу (5.23) для сопоставления моделей M_1, M_2, M_3 по трем показателям качества F_1, F_2, F_3 со значениями, приведенными в табл. 5.8.

Табл. 5.8. Частные оценки качества моделей.

Показатель	M_1	M_2	M_3
F_1	0.33	0.45	0.22
F_2	0.33	0.17	0.5
F_3	0.15	0.28	0.57

Для применения формулы (5.23) переведем значения показателей в шкалу $[-1, 0, 1]$ (табл. 5.9).

Табл. 5.9. Результаты шкалирования частных оценок.

Показатель	M_1	M_2	M_3
F_1	-0.34	-0.12	-0.56
F_2	-0.34	-0.66	0
F_3	-0.72	-0.44	0.12

Вычисленные по формуле (5.23) значения обобщенного показателя качества моделей M_1, M_2, M_3 будут равны $F_{res}(M_1) = 0,307$, $F_{res}(M_2) = 0,288$, $F_{res}(M_3) = 0,525$. Полученные скалярные оценки качества позволяют упорядочить оцениваемые модели, приняв модель M_3 за лучшую.

Особенность рассмотренного примера связана с тем, что при опросе эксперт оценивает обобщенный показатель качества модели вещественными числами. В том случае когда данные оценки будут представлены термами лингвистической переменной (например, трапецеидальными нечеткими числами), для реализации предложенной методики следует использовать как арифметические операции над нечеткими числами, так и индексы ранжирования нечетких величин [24].

Рассмотренный пример показывает возможность сокращения объема оценок эксперта при оценивании им только простых комбинаций значений показателей. Но метод оценивания пригоден также и для выявления противоречий в оценках эксперта в том случае, когда он будет оценивать все комбинации значений показателей. Противоречия выявятся при несовпадении экспертных и автоматически вычисляемых оценок сложных комбинаций значений показателей.

6. ПРИМЕРЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПО ОЦЕНИВАНИЮ КАЧЕСТВА МОДЕЛЕЙ И ПОЛИМОДЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ

Проиллюстрируем рассмотренную в книге методологию оценивания качества моделей и полимодельных комплексов рядом практических примеров⁴.

6.1. Выбор проекта по трудоемкости изготовления

Постановка задачи. Поставлена задача разработки модели сложного объекта, ориентированного на решение нового класса прикладных задач. Для решения проблемы предложено два проекта. Составлены технические задания на их разработку. Функциональность моделей одинакова, т. е. они в равной мере адекватны решаемой задаче. Доказана соизмеримая достоверность результатов решения задачи. Каждый разработчик обосновывает предпочтительность своего проекта создания модели. Перед ЛПР возникла проблема выбора наиболее приемлемой модели. Его интересуют, прежде всего, временные затраты на проектирование и применение модели [2]. С учетом особенности разработки информационных продуктов предполагается, что финансовые затраты пропорциональны количеству разработчиков и времени выполнения этих этапов.

Исходные данные. Разработчики моделей представили свои оценки временных затрат по пяти этапам проектирования и применения модели (табл. 6.1).

Табл. 6.1. Временные оценки этапов жизненного цикла.

Модель	Разработка, мес.	Модификация, нед.	Настройка, ч.	Решение, мин.	Анализ, дней
№ 1	2	2	5	8	1
№ 2	3	1	3	6	2

Этап проектирования представлен в табл. 6.1 двумя этапами: разработкой и модификацией модели, а этап применения – тремя: настройкой модели на задачу, решением задачи и анализом результатов.

Решение задачи. Примем время выполнения каждого этапа за показатель оценивания предложенных проектов. С целью сокращения сроков проектирования каждый показатель подлежит минимизации. Из сопоставления векторных оценок моделей № 1 и № 2 следует, что они несравнимы по Парето и для выявления лучшего варианта требуется дополнительная информация.

⁴ Решение первых трех примеров выполнено в системе выбора и ранжирования СВБР, разработанной кандидатами наук Д. П. Бураковым, М. И. Гариной и И. С. Киселевым под руководством профессора С. В. Микони [1].

Учитывая численный характер векторных оценок, воспользуемся методами функционального выбора. Из них простейшим является метод достижения идеальной цели (ДИЦ) со средневзвешенной аддитивной обобщающей функцией:

$$v_i^a = \phi_a(v_i) = \sum_{j=1}^n w_j v_{ij}. \quad (6.1)$$

В формуле (6.1) переменная v_{ij} означает нормированную оценку значения j -го показателя i -го объекта, а w_j характеризует важность (вес) j -го показателя, причем:

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1. \quad (6.2)$$

Согласно формуле (6.2), метод ДИЦ требует задания важности признаков w_j , $j = 1, 2, 3, 4, 5$, по которым оцениваются модели. Вычислим весовые коэффициенты этапов жизненного цикла моделей с помощью матрицы парных сравнений (МПС). Для этого достаточно задать $N - 1$ предпочтений, соответствующих гамильтонову пути в матрице размерностью $N \times N$. Остальные клетки матрицы достраиваются автоматически с сохранением коэффициента согласованности [2].

При задании предпочтений следует, прежде всего, определиться в соотношении этапов проектирования и применения модели. В случае многократного решения типовой задачи наиболее важными подэтапами являются настройка модели на задачу и время ее решения. В подэтап настройки модели входит планирование и подготовка исходных данных. При разовом решении задачи наиболее важным считается этап проектирования модели. Для простоты выразим изложенные предпочтения через умеренное превосходство:

- умеренное превосходство (Разработка, Модификация);
- умеренное превосходство (Настройка, Модификация);
- умеренное превосходство (Решение, Настройка);
- умеренное превосходство (Решение, Анализ).

Умеренное превосходство, по Т. Саати, кодируется как отношение 3:1 [3], что означает трехкратное превосходство первого аргумента предпочтения над вторым. Ниже представлена матрица, соответствующая принятым предпочтениям. Введенные в 4 клетки предпочтения выделены полужирным шрифтом. На их основе вычислены значения в остальных клетках матрицы [2].

Этап	Разработка	Модификация	Настройка	Решение	Анализ	Вес
Разработка		3, 00	1, 00	0, 33	1, 00	0, 16
Модификация	0, 33		0, 33	0, 11	0, 33	0, 05
Настройка	1, 00	3, 00		0, 33	1, 00	0, 16
Решение	3, 00	8, 98	3, 00		3, 00	0, 47
Анализ	1, 00	3, 00	1, 00	0, 33		0, 16

На основе содержимого матрицы вычислен вектор весовых коэффициентов: $w = (0, 16; 0, 05; 0, 16; 0, 47; 0, 16)$.

Выполнение этапов проектирования и применения моделей представлены в табл. 6.1 в различных единицах измерения. В то время как разработка

модели измеряется месяцами, решение задачи измеряется минутами и т. д. Для сопоставления различных показателей они должны быть выражены в относительных единицах измерения, что достигается их нормированием. Нормированная оценка показателя в формуле (6.1) представляет собой отношение значения показателя к диапазону измеряющей его шкалы.

Граничные значения шкалы либо определяются по выборке оцениваемых объектов (выборочная шкала), либо задаются экспертом (экспертная или теоретическая шкала). Оценивание в экспертной шкале устойчиво, поскольку она учитывает возможный размах выборок. В левой части табл. 6.2 приведены границы выборочных шкал показателей для выборки из двух оцениваемых моделей.

Табл. 6.2. Шкалы и предпочтения ЛПР.

Признак	Мин. зн.	Макс. зн.	Вес	Требование	Нижняя граница	Верхняя граница
Разработка	2	3	0, 16	Мин	0	5
Модификация	1	2	0, 05	Мин	0	3
Настройка	3	5	0, 16	Мин	0	8
Решение	6	8	0, 47	Мин	0	10
Анализ	1	2	0, 16	Мин	0	3

В правой части таблицы приведены экспертные шкалы этих показателей. Два средних столбца табл. 6.2 содержат соответственно вектор важности (вес) показателей и предъявляемые к ним требования.

Нормированные в экспертных шкалах значения показателей представляют собой сопоставимые в абсолютной шкале $[0, 1]$ единичные оценки моделей. Они приведены в соответствующих столбцах табл. 6.3.

Табл. 6.3. Единичные и обобщенная оценки моделей.

Модель	Разработка	Модификация	Настройка	Решение	Анализ	Оценка	Ранг
№ 1	0, 60	0, 33	0, 38	0, 20	0, 67	0, 37	2
№ 2	0, 40	0, 67	0, 63	0, 40	0, 33	0, 44	1

В столбце «Оценка» приведены обобщенные оценки моделей №1 и №2, вычисленные по формуле (6.1), а в столбце «Ранг» – ранг, определенный по обобщенным оценкам. Согласно этим столбцам, предпочтение отдается модели №6.

Согласно требованиям табл. 6.2 идеальными частными целями являются левые (минимальные) границы выборочных шкал. Относительные отклонения (нормированные значения штрафов) от этих границ представлены в соответствующих столбцах табл. 6.4.

Табл. 6.4. Решение задачи методом отклонений от цели.

Модель	Разработка	Модификация	Настройка	Решение	Анализ	Отклонение	Ранг
№ 1	0, 00	0, 50	0, 40	0, 50	0, 00	0, 324	2
№ 2	0, 33	0, 00	0, 00	0, 00	0, 50	0, 133	1

Модель № 1 и № 2 имеют соответственно 2 и 3 нулевых штрафа по тем критериям, чьи значения совпадают с минимальными границами выборочных шкал. В столбце «Отклонение» (от цели) приведены средневзвешенные штрафы по всем критериям. Поскольку у модели № 2 он меньше, она признается лучшей.

Из сравнения табл. 6.3 и 6.4 можно сделать вывод о том, что применение методов достижения цели и отклонения от цели дало одинаковые результаты.

В том случае когда ЛПР обладает большей информацией о целях и предпочтениях на шкалах показателей применяются соответственно методы оптимизации по достижению реальной цели (ДРЦ) и многомерной полезности. В примере совместим эти методы, задавшись реальными целями по четырем показателям и нисходящей логистической функцией полезности по показателю «Решение задачи».

На рис. 6.1 реальные цели помечены на оси абсцисс каждого из четырех показателей. Установим 50-процентную полезность в точках достижения реальной цели. Ей соответствуют кусочно-линейные функции полезности. На графиках функций полезности точками показаны значения полезности для моделей № 1 и № 6. Модель № 1 определена левой колонкой графиков, а модель № 2 – правой колонкой.

Справа от каждой колонки графиков функций полезности показаны диаграммы вкладов соответствующих показателей в обобщенную оценку модели. Сектор круговой диаграммы представляет собой нормированное обобщенной оценкой слагаемое формулы (6.1). Ограниченный линиями сектор соответствует среднеарифметической оценке вклада по каждому показателю.

Решение задачи методом оптимизации по полезности с аддитивной обобщающей функцией приведено в табл. 6.5.

Анализ вкладов на рис. 6.1 позволяет графически объяснить лучшую оценку модели № 6. Она достигнута за счет вклада по показателю «Решение задачи», имеющему максимальную важность по сравнению с остальными показателями.

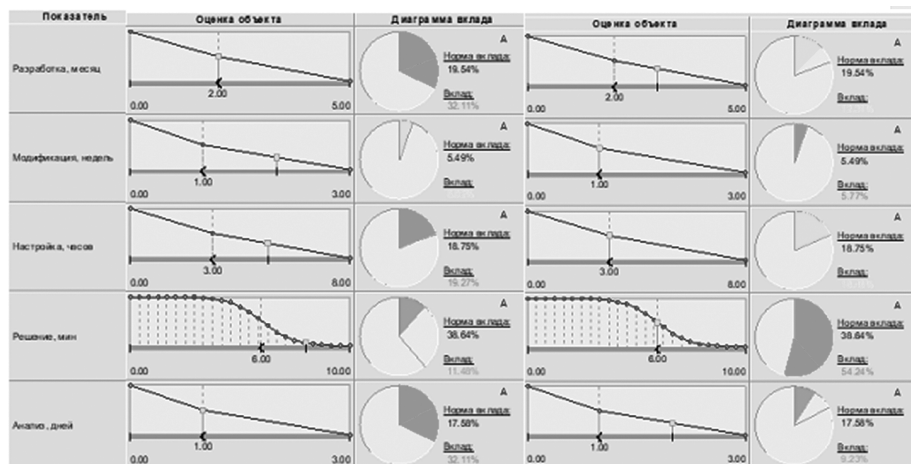


Рис. 6.1. Значения функций полезности для моделей № 1 и № 2 и вклады оценок.

Табл. 6.5. Решение задачи методом многомерной теории полезности.

Модель	Разработка	Модификация	Настройка	Решение	Анализ	Оценка	Ранг
№ 1	0, 67	0, 50	0, 50	0, 06	0, 75	0, 36	2
№ 2	0, 50	0, 75	0, 70	0, 50	0, 50	0, 54	1

Рассмотренный пример позволил продемонстрировать основные методы функционального выбора. Одинаковые результаты, полученные этими методами для конкретного примера, можно рассматривать как частный случай. В общем случае для других объектов и предъявляемых к ним требований методы могут давать различные предпочтения на множестве оцениваемых объектов.

6.2. Групповая экспертиза качества моделей

Постановка задачи. На стадии предварительного оценивания моделей в отсутствие измеренных или вычисленных показателей их адекватности, сложности и развиваемости применима групповая экспертиза на предмет выбора лучшей модели. Решим подобную задачу на следующем примере. Группе из пяти экспертов \mathcal{E}_p , $p = 1, \dots, 5$, предлагается оценить качество пяти моделей по трем признакам: адекватность, сложность и развиваемость. В общем случае должна учитываться компетентность экспертов и важность признаков. Для оценивания каждого свойства модели используются одинаковые качественные оценки: очень высокая (ОВ), высокая (В), средняя (С), низкая (Н) оценка. Упорядочение моделей выполняется по двум показателям: усредненной оценке голосов экспертов по четырем оценкам и согласованности оценок.

Исходные данные. Исходными данными задачи являются качественные экспертные оценки проектов по каждому характеризующему их признаку. Экспертные оценки сводятся в n таблиц «Проекты/Эксперты» по числу признаков. В клетке a_{ij} , j -й таблицы, $j = \overline{1, n}$, содержится s -я качественная оценка e_{sj} , $s = \overline{1, m}$, которую дал l -й эксперт, $l = \overline{1, M}$, качеству i -й модели x_p , $i = \overline{1, N}$, по j -му признаку.

В табл. 6.6–6.8 приведены качественные оценки, который вынес каждый эксперт по трем свойствам каждой модели.

Табл. 6.6. Адекватность.

№ п/п	Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
1	№ 1	В	В	В	ОВ	ОВ
2	№ 2	ОВ	В	С	ОВ	В
3	№ 3	ОВ	ОВ	С	С	ОВ
4	№ 4	ОВ	В	С	Н	Н
5	№ 5	ОВ	ОВ	В	С	Н

Табл. 6.7. Сложность.

№ п/п	Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
1	№ 1	В	ОВ	В	ОВ	В
2	№ 2	С	С	В	В	ОВ
3	№ 3	ОВ	ОВ	ОВ	С	С
4	№ 4	ОВ	В	В	С	Н
5	№ 5	ОВ	В	С	С	Н

Табл. 6.8. Развиваемость.

№ п/п	Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
1	№ 1	В	В	В	В	ОВ
2	№ 2	С	С	В	ОВ	ОВ
3	№ 3	ОВ	ОВ	ОВ	ОВ	С
4	№ 4	ОВ	ОВ	В	С	С
5	№ 5	Н	Н	С	В	В

Решение задачи. Задачу групповой экспертизы по качественным оценкам признаков будем решать как задачу многокритериального выбора. В качестве критериев будем использовать качественные оценки ОВ, В, С, Н. За значения этих критериев примем количество голосов экспертов, отданных за каждую оценку. Для удобства дальнейших расчетов заменим качественные оценки их количественными эквивалентами (см. табл. 6.9–6.11).

Табл. 6.9. Адекватность.

Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
№ 1	4	4	4	5	5
№ 2	5	4	3	5	4
№ 3	5	5	3	3	5
№ 4	5	4	3	2	2
№ 5	5	5	4	3	2

Табл. 6.10. Сложность.

Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
№ 1	4	5	4	5	4
№ 2	3	3	4	4	5
№ 3	5	5	5	3	3
№ 4	5	4	4	3	2
№ 5	5	4	3	3	2

Табл. 6.11. Развиваемость.

Модель	Эксперт № 1	Эксперт № 2	Эксперт № 3	Эксперт № 4	Эксперт № 5
№ 1	4	4	4	4	5
№ 2	3	3	4	5	5
№ 3	5	5	5	5	3
№ 4	5	5	4	3	3
№ 5	2	2	3	4	4

В табл. 6.12 приведены выборочные шкалы критериев ОВ, В, С, Н на выборке из пяти оцениваемых моделей.

Табл. 6.12. Выборочные шкалы критериев ОВ, В, С, Н.

Критерий	Мин. зн.	Макс. зн.
ОВ	3	10
В	0	10
С	0	5
Н	0	4

В общем случае должна учитываться важность оцениваемых показателей. В упрощенном варианте средневзвешенные оценки критериев ОВ, В, С, Н по трем оцениваемым показателям (адекватность, сложность, развиваемость) заменены среднеарифметическими оценками, которые распространяются и на границы критериев. Они приведены в столбцах 2 и 3 табл. 6.13.

Табл. 6.13. Условия оценивания в таблице «Порядок».

Критерий	Мин. зн.	Макс. зн.	Вес	Требование
ОВ	1	3,33	0,33	Макс
В	0	3,33	0,22	Макс
С	0	1,67	0,11	Макс.
Н	0	1,33	0,33	Мин.

В силу положительного характера оценок ОВ, В, С и отрицательного характера оценки Н, им следует задавать разные требования. Первые три оценки подлежат максимизации, а отрицательная оценка Н – минимизации (последний столбец табл. 6.13). Важность качественных оценок также может быть различной. В примере принятые веса оценок приведены в столбце 4 табл. 6.13.

Для вычисления обобщенных оценок по числу голосов, отданных за качественные оценки моделей, будем использовать формулу 6.1. Полученные оценки нельзя рассматривать в отрыве от степени согласованности мнений экспертов. Для случая решаемой задачи она рассчитывается по формуле (4.15). Существует два способа учета групповой согласованности: исключать групповые оценки, имеющие согласованность менее 50%, либо вычис-

лять средневзвешенную оценку отданных голосов и согласованности. Примем второй вариант с весами оценок голосов и согласованности, заданными в табл. 6.14.

Табл. 6.14. Условия оценки голосов с согласованностью.

Признак	Мин. зн.	Макс. зн.	Вес	Требование
Согласованность	0, 19	0, 702	0, 1	Макс
Оценка голосов	0	1	0, 9	Макс

Результаты оценивания качества моделей по трем свойствам приведены в табл. 6.15.

Табл. 6.15. Оценка голосов с согласованностью.

Модель	Согласованность	Оценка голосов	Общая оценка	Ранг
№ 3	0, 419	0, 778	0, 742	1
№ 1	1, 000	0, 651	0, 686	2
№ 2	0, 419	0, 651	0, 626	3
№ 4	0, 000	0, 309	0, 278	4
№ 5	0, 000	0, 178	0, 160	5

Устойчивость оценок проверяют вариацией параметров оценивания. Согласно столбцу 4 табл. 6.15, наименее устойчивы к изменениям параметров оценивания близкие по величине оценки моделей 1 и 2 ($0,686 - 0,626 = 0,06$). Действительно, эти модели меняются местами, если уравнивать, например, веса критериев ОВ, В, С, Н.

6.3. Анализ качества модели оценивания

Постановка задачи. При покупке товара покупатель обычно имеет дело с его моделью, характеризуемой многими показателями (от единиц до десятков). По их значениям определяется качество товара, отражающее его потребительские свойства. Все они при продаже замещаются одним показателем – денежным эквивалентом товара. Достоинством единственного показателя стоимости является возможность линейного упорядочения однородных товаров, что облегчает выбор из них наиболее предпочтительного. Но насколько он справедлив для покупателя? Здесь покупателя мы понимаем в широком смысле. Им является, в частности, и заказчик высокотехнологичного изделия.

Изготовитель продукта оценивает стоимость его изготовления, т. е. себестоимость. Между ней и качеством товара нет прямой зависимости. При оценивании рыночной стоимости товара к его себестоимости добавляется стоимость хранения, транспортировки, реализации на рынке и доход от реализации. Величина дохода зависит от спроса на товар и конъюнктуры рынка. Здесь тем более нет прямого соответствия между качеством и рыночной

стоимостью товара (вспомним, для примера, рыночную стоимость картины «квадрат Малевича» в сравнении с ее художественными достоинствами и себестоимостью). В то время как на рыночную стоимость товара влияют мода и престиж, обычного покупателя волнуют прежде всего потребительские свойства товара.

Как же поставить им в соответствие единственный показатель, подобный стоимости, чтобы выполнить линейное упорядочение товаров по качеству и тем самым облегчить выбор наиболее предпочтительного товара? Насколько правомерно включать себестоимость и тем более рыночную стоимость в перечень показателей качества? Что является ориентиром для оценивания качества самой модели выбора? Для получения ответа на эти вопросы рассмотрим понятную каждому проблему покупки квартиры [4].

Исходные данные. Пусть рассматривается для покупки однокомнатной квартиры 50 возможных вариантов. В базе данных они охарактеризованы восемью показателями, из которых четыре характеризуют непосредственно квартиру, два – дом и два – транспорт. Транспорт востребован для поездки в центральные районы города, поскольку квартиры расположены на его окраинах. При использовании в качестве транспорта метрополитена и пригородных электричек представляют интерес ближайшие станции метрополитена и железной дороги.

В табл. 6.16 приведены значения восьми показателей для первых восьми квартир из выбранного массива в 50 квартир. В таблице три показателя из восьми охарактеризованы словами. Из них тип здания представляет собой комплексный показатель, характеризующий не только материал дома, но и планировку квартир. Для последующего оценивания экспертным способом находятся количественные эквиваленты символьных показателей. Они приведены в табл. 6.17–6.19.

Табл. 6.16. Характеристика восьми однокомнатных квартир.

№ п/п	Площадь (кв. м)	Жилая площадь (кв. м)	Площадь кухни (кв. м)	Санузел	Тип здания	Этажность	Расст. до метро (м)	Расст. до ж/д (м)
1	41	20	11	Разд.	Индивид.	Средний	1 010	1 270
2	38,8	16,5	10	Разд.	Панельное	Первый	1 070	1 110
3	40,8	22,5	7,3	Разд.	Панельное	Посл.	1 240	1 870
4	35	18	9	Совм.	Старый фонд	Средний	700	4 210
5	34	18	8	Совм.	Корабль	Посл.	670	850
6	33,4	17,4	8,5	Совм.	Кирпичное	Посл.	2 380	940
7	34	18	8	Разд.	Кирпичное	Средний	710	1 700
8	39	19	9	Разд.	Панельное	Средний	3 890	4 140

Табл. 6.17. Тип здания.

Тип здания	Баллы
Индивидуальное	100
Панельное	20
Старый фонд	90
Корабль	10
Кирпичное	80
137-я серия	60
Кирпично-монолитное	70
121-я серия	30
606-я серия	40
600.11-я серия	50
Блочное	9

Табл. 6.18. Этажность.

Этажность	Баллы
Средний	10
Первый	8
Последний	5

Табл. 6.19. Санузел.

Санузел	Баллы
Раздельный	10
Совмещенный	7
Душ	3

В табл. 6.17 экспертом даны оценки 11 типам зданий по 100-балльной шкале, а этажности и сануздам – по 10-балльной шкале.

В городской базе данных определена рыночная стоимость квартир и стоимость квадратного метра в рублях. Для первых восьми из 50 квартир эти данные приведены в табл. 6.20. В первых двух столбцах таблицы даны, соответственно, порядковый номер и городской идентификатор квартир.

Табл. 6.20. Стоимость.

№ п/п	IDD	Стоимость рыночная	Стоимость кв. м
1	82651	3 990 000	97 317
2	82653	3 150 000	81 185
3	82659	3 560 000	87 255
4	82663	4 200 000	120 000
5	82668	3 350 000	98 529
6	82671	3 300 000	98 802

Окончание таблицы 6.20

7	82677	3 480 000	102 352
8	82680	3 950 000	101 282

Решение задачи. Начнем с определения меры линейной зависимости показателей, принятых для оценивания качества квартир. В табл. 6.21 приведена корреляционная матрица показателей. Согласно значениям коэффициентов парной корреляции, существенная зависимость обнаружена только между общей площадью квартиры и площадями жилой и кухни. Поэтому удаление показателя *общая площадь* из списка не должно существенно повлиять на рейтинг квартир, что экспериментально будет показано позже.

Табл. 6.21. Корреляционная матрица показателей.

Показатель	Площадь	Жилая площадь	Площадь кухни	Санузел	Тип здания	Этажность	Расст-е до метро	Расст-е до ж. д.
Площадь	0	0,582	0,819	−0,180	0,312	0,033	−0,175	0,146
Жилая площадь		0	0,280	0,038	0,222	0,073	−0,081	−0,052
Площадь кухни			0	−0,334	0,350	0,094	−0,255	0,225
Санузел				0	−0,176	0,125	0,081	0,137
Тип здания					0	0,196	0,140	−0,018
Этажность						0	−0,101	0,278
Расст-е до метро							0	−0,194
Расст-е до ж. д.								0

Для реализации метода оптимизации по достижению идеальной цели (ДИЦ) зададим условия оценивания квартир, для упрощения приняв равную важность всех показателей и приравняв левые границы их шкал нулю. В листовых таблицах иерархии 6.22–6.24 приведены выборочные и экспертные шкалы показателей и предпочтения на шкалах.

Табл. 6.22. Условия оценивания квартиры.

Показатель	Мин.зн.	Макс.зн.	Вес	Предпочтение	Нижн. граница	Верхн. граница
Площадь	25	68	0,25	Макс.	0	68
Жилая площадь	15	24,8	0,25	Макс.	0	24,8
Площадь кухни	4	20	0,25	Макс.	0	20
Санузел	3	10	0,25	Макс.	0	10

Табл. 6.23. Условия оценивания дома.

Показатель	Мин. зн.	Макс. зн.	Вес	Предпочте- ние	Нижн. граница	Верхн. граница
Тип здания	9	100	0,5	Макс.	0	100
Этажность	5	10	0,5	Макс.	0	10

Табл. 6.24. Условия оценивания транспорта.

Показатель	Мин. зн.	Макс. зн.	Вес	Предпочте- ние	Нижн. граница	Верхн. граница
Расст-е. до метро	110	23370	0,5	Мин	0	23370
Расст-е до ж.д.	440	4640	0,5	Мин	0	4640

Оценим список претендентов на квартиру с лучшим качеством, построив упорядоченный граф отношения Парето-доминирования (рис. 6.2).

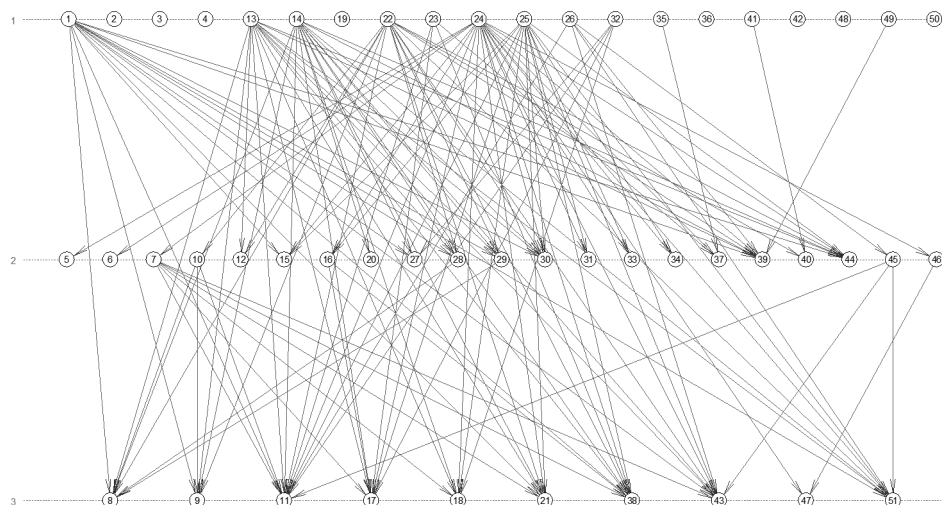


Рис. 6.6. Упорядоченный граф отношения Парето-доминирования на 50 квартирах.

Верхний уровень графа представляет собой множество недоминируемых квартир (множество Парето). В него вошли 20 квартир, претендующих на лучшее качество. Для получения линейного порядка на множестве квартир воспользуемся методом оптимизации по достижению идеальной цели. Результаты упорядочения первых восьми квартир представлены в табл. 6.25.

Табл. 6.25. Результаты упорядочения восьми квартир.

№ п/п	IDD	Квартира	Дом	Расстояние	Оценка	Ранг	Лучший ранг	Худший ранг
1	82651	0,740	1,00	0,842	0,86	1	1 (1)	17 (17)
2	82653	0,684	0,50	0,857	0,68	30	3 (2)	46 (45)
3	82659	0,718	0,35	0,772	0,61	39	3 (2)	49 (48)
4	82663	0,598	0,95	0,531	0,69	23	2 (2)	49 (49)
5	82668	0,581	0,30	0,894	0,59	44	5 (3)	50 (48)
6	82671	0,579	0,65	0,848	0,69	25	6 (4)	48 (46)
7	82677	0,656	0,90	0,802	0,79	10	3 (2)	40 (39)
8	82680	0,697	0,60	0,471	0,59	45	17 (5)	50 (38)

Квартира № 7 (IDD 82677) вошла в первую десятку квартир, несмотря на принадлежность второму (доминируемому) уровню графа. В двух правых столбцах указан диапазон мест для каждой квартиры, вычисленный на основе доминирующих и доминируемых связей графа. В скобках указаны диапазоны рангов для случая нестрогого порядка квартир. График упорядочения всех 50 квартир приведен на рис. 6.3.

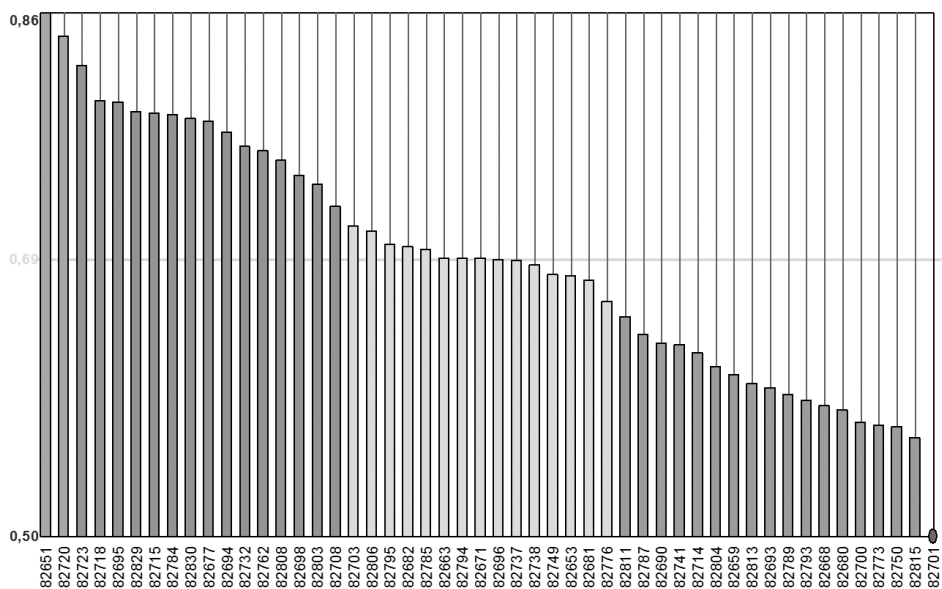


Рис. 6.3. Рейтинг квартир, полученный методом достижения идеальной цели.

Проверим влияние показателя общая площадь квартиры на результирующий рейтинг. Для этого исключим этот показатель из оценивания. График сопоставления рейтинга квартир с участием этого показателя и без него приведен на рис. 6.4.

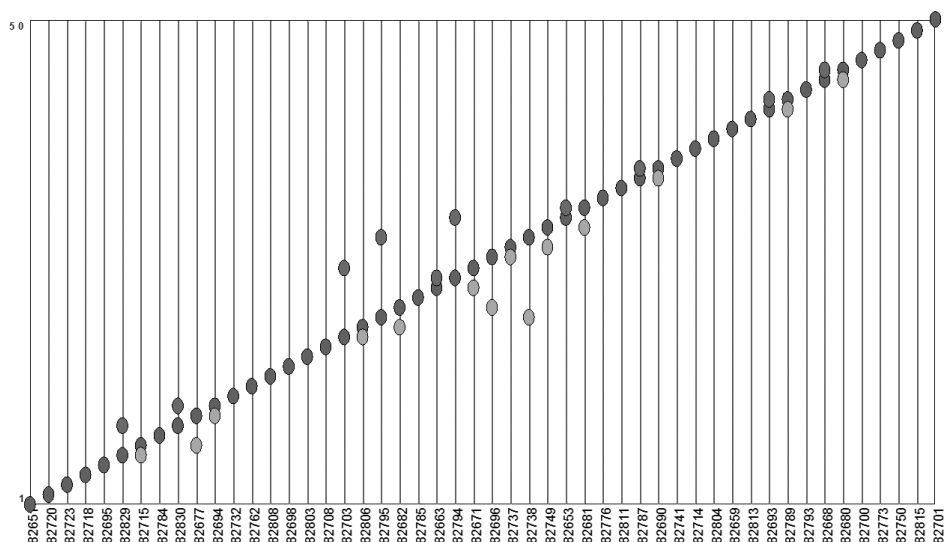


Рис. 6.4. Различие рейтингов квартир с участием общей площади и без нее.

Линейная зависимость этих рейтингов составляет 93,47%, а общее изменение порядка составило 3,27%, что свидетельствует о малом влиянии показателя *общая площадь* на результаты упорядочения.

Для оценивания качества модели выбора квартиры воспользуемся информацией об ее стоимости. Предварительно оценим согласованность рыночной стоимости квартир и стоимости квадратного метра в предположении того факта, что качество квартир пропорционально их стоимости. График сопоставления рейтинга квартир по рыночной стоимости и стоимости квадратного метра приведен на рис. 6.5.

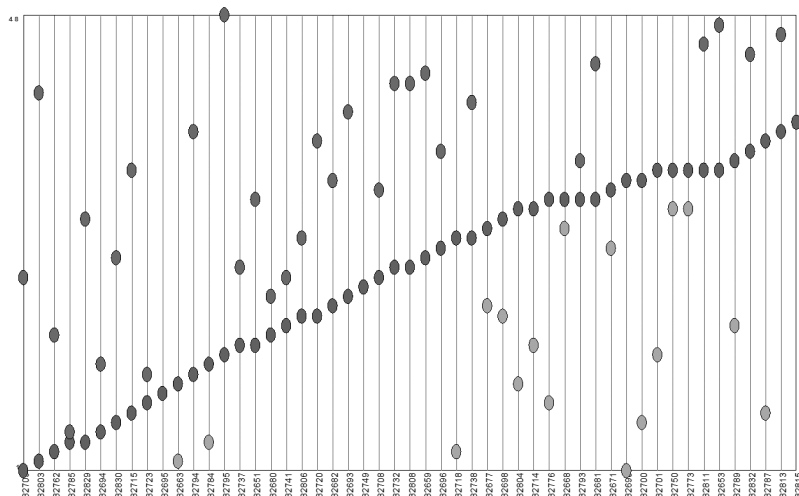


Рис. 6.5. Различие рейтингов квартир по рыночной стоимости и стоимости квадратного метра.

Линейная зависимость этих рейтингов составляет 12,26, а общее изменение порядка составило 43,87%, что свидетельствует о практической независимости рыночной стоимости квартиры от стоимости квадратного метра. Поскольку стоимость квадратного метра характеризует затраты изготовителя, а рыночная стоимость – востребованность квартиры потребителями, прием за базу сравнения рыночную стоимость квартир.

Сопоставим рейтинг рыночной стоимости квартир с рейтингом их качества. График сопоставления этих рейтингов приведен на рис. 6.6.

Линейная зависимость этих рейтингов составляет 49,22, а общее изменение порядка составило 25,39%, что свидетельствует о существенном различии рейтингов. Оно может быть обусловлено равной важностью показателей, принятой для упрощения расчетов, и неквалифицированными балльными оценками символьных показателей. Отсюда следует необходимость анализа рыночной стоимости на предмет ее конъюнктурности и модели оценивания качества квартир на предмет ее достоверности, что требует привлечения более квалифицированных экспертов и использования групповой экспертизы. Этим примером показана возможность повышения качества модели оценивания и методика ее реализации.

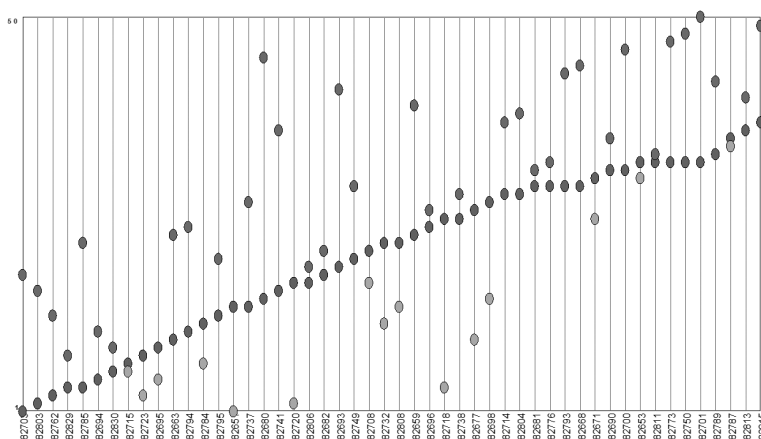


Рис. 6.6. Различие рейтингов квартир по рыночной стоимости и показателям качества.

6.4. Оценивание качества онтологической модели

Постановка задачи. В работе [5] предложена шкала уровней качества систем с управлением. Задача оценивания подобных систем актуальна в связи с постоянным усложнением управленческих функций. Она особенно востребована на этапе проектирования сложных технических объектов. В нормальных условиях их функционирования ставится задача максимального облегчения труда человека. В условиях функционирования в агрессивной среде, например, в военных условиях, ставится задача минимального участия человека в их управлении. С экономической точки зрения представляет интерес распределение затрат на реализацию различных управленческих функций.

Приняв самоорганизацию за высший уровень управления, авторы работы предложили шкалу уровней качества систем с управлением, «проранжированных в порядке возрастания сложности рассматриваемых свойств. Эмпирические уровни качества получили следующие названия: *устойчивость, помехоустойчивость, управляемость, способность, самоорганизация*» (рис. 6.7). Рассматриваемая модель относится к классу онтологических моделей, представляя собой вариант онтологии управленческих функций. На основании требований, предъявляемых к качеству моделей, оценим качество этой модели.

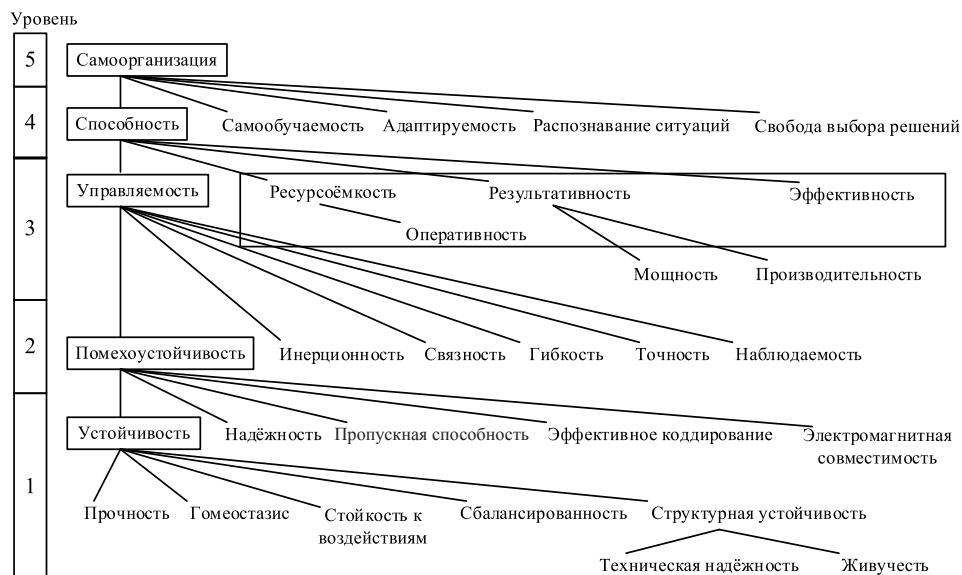


Рис. 6.7. Шкала уровней качества и дерево свойств системы с управлением.

Решение задачи. Начнем анализ предложенной шкалы с ее названия. В словосочетании *качество систем с управлением* слово *система* не несет конкретной смысловой нагрузки. Здесь слово *качество* непосредственно относится к управлению, поскольку другие свойства системы не упоминаются.

Естественно, что объекты с разным уровнем самоорганизации характеризуются различными совокупностями свойств управления, отражающими степень участия человека. Насколько сравнимы по качеству управления, например, такие двухколесные транспорты, как велосипед и электросамокат? Равновесием велосипеда управляет человек, а равновесие электросамоката поддерживается автоматически.

Показатель качества должен давать ответ на вопрос «*в какой степени рассматриваемый объект обладает свойством (способностью) удовлетворять потребность потребителя?*». Но от велосипеда невозможно требовать автоматического поддержания равновесия, поскольку ему *не придается* это свойство. Следовательно, эти два вида транспорта *не сопоставимы* по качеству управления.

За основу линейного упорядочения делений предлагаемой шкалы ее авторы приняли «сложность рассматриваемых свойств». Но такого понятия, как *сложность свойства*, не существует. Понятием *сложность* характеризуются системы. Их оценивают такими видами сложности, как информационная, структурная, функциональная (алгоритмическая). Например, для сравнения алгоритмов одного назначения рассчитывают асимптотические оценки алгоритмической сложности.

Примером неправомерного сопоставления свойств объектов по сложности является утверждение: «Более сложным свойством, чем устойчивость, является помехоустойчивость, понимаемая как способность системы без искажений воспринимать и передавать информационные потоки». Как можно сопоставлять по сложности даже такие однородные понятия, как *устойчивость* и *помехоустойчивость*, если они имеют разные категории общности? В то время как свойство *устойчивость* применимо к объектам *любой природы* (материальной, энергетической и информационной), свойством *помехоустойчивости* обладают только информационные объекты. Формулируя отношения между свойствами, авторы на самом деле имеют в виду сложность их реализации. Но как доказать, что обеспечение помехоустойчивости информационного объекта сложнее, чем обеспечение устойчивости энергетического объекта к воздействиям окружающей среды? Следовательно, необходимо ввести ограничения на объекты, подлежащие предлагаемой классификации.

Несопоставимость по категории общности присуща и другим понятиям, принятым за деления шкалы качества. В обоснование градации качества *способность* она определяется как «потенциальная эффективность функционирования системы, способность получить требуемый результат при идеальном способе использования ресурсов и в отсутствие воздействий внешней среды». Однако понятие *способность* является слишком общим, чтобы им обозначать градацию качества. В частности, способность принято относить и к природным свойствам личности (математические, музыкальные и другие способности). Но они не имеют никакого отношения к характеристике систем с управлением.

В теории управления *управляемость* и *устойчивость* рассматриваются как взаимосвязанные свойства объекта. Управляемость объекта обозначает его свойство воспринимать *управляющие воздействия* органа управления (по переводу объекта из одного состояния в другое), а устойчивость означает свойство объекта сохранять заданные параметры функционирования при внутренних или внешних воздействиях на него. Эти понятия имеют разное назначение и степень общности, и их использование для обозначения разных делений шкалы качества выглядит необоснованным.

Согласно [5], «наиболее сложным качеством системы является самоорганизация». Словосочетание *наиболее сложное качество* соответствует высшей градации шкалы, деления которой упорядочены *по сложности свойств*, но противоречит градации высокое качество, принятой в квалиметрии. На самом деле имеется в виду *наивысший уровень управления*, присущий самоорганизующейся системе, которая «способна изменять свою структуру, параметры, алгоритмы функционирования, поведение для повышения эффективности».

Каждая градация шкалы качества раскрывается через иерархию «более простых» свойств. Самоорганизация раскрывается через такие присущие ей свойства, как «свобода выбора решений, адаптируемость, самообучаемость, способность к распознаванию ситуаций». Эти свойства действительно можно использовать в перечислительном определении понятия *самоорганизация*, хотя требуется доказать его полноту.

Необоснованным выглядит раскрытие последующих градаций шкалы качества. В частности, утверждается, что «помехоустойчивость объединяет ряд свойств, присущих в основном системам управления, таких как *надежность* информационных систем и систем связи, их пропускная способность, возможность эффективного *кодирования/декодирования* информации, *электромагнитная совместимость* радиоэлектронных средств и т. д.». Из перечисленных свойств только *кодирование/декодирование* имеет прямое отношение к помехоустойчивости как средству обеспечения надежности при передаче информации.

Столь же необоснованным выглядит раскрытие градации *устойчивость*, «объединяющей такие свойства, как прочность, стойкость к внешним воздействиям, сбалансированность, стабильность, гомеостазис». Из них только *гомеостазис* имеет прямое отношение к системам с управлением. Прочность и стойкость к внешним воздействиям относятся к физическим свойствам объекта. Стабильность является фактическим синонимом устойчивости, а сбалансированность близка по смыслу равновесию (гомеостазису).

Исходя из требований к качеству онтологической модели, сформулированных в предыдущем разделе, отметим основные недостатки рассматриваемой модели.

1. Не введены ограничения на объекты, подлежащие предлагаемой классификации.

2. Не установлены обоснованные отношения между понятиями как в шкале уровней качества, так и в «дереве свойств системы с управлением», что является одним из следствий их произвольной трактовки. В частности, в основу шкалы уровней качества положен искусственный признак *сложность свойства*. Количественной характеристикой свойства является не сложность, а *величина* характеризующего его показателя как мера обладания этим свойством. Деление свойств на сложные и простые противоречит самому понятию свойство (то, что неотъемлемо принадлежит объекту).

3. Употребляемые в модели термины в отсутствие *обоснованных определений* играют роль знаков, обозначающих некоторые понятия, соответствующие эвристическим принципам формируемой модели. Используемая узкодисциплинарная трактовка понятий противоречит сути междисциплинарной модели, требующей применения обобщающих понятий (Umbrella terms). В отсутствие деления понятий по категориям общности имеют место противоречия между их содержаниями.

4. Шкала уровней качества не отвечает требованию классификации систем с управлением по качеству, поскольку они могут обладать свойствами, присущими разным градациям. Например, система может обладать как управляемостью, так и устойчивостью, отвечая сразу двум градациям качества.

Согласно отмеченным недостаткам, рассматриваемая онтологическая модель не отвечает предъявляемым к ней требованиям. Рассчитанная на человеческое восприятие, она не объективизирует знание в области управления и качества, а создает предпосылки для субъективных трактовок.

6.5. Решение задачи оптимизации показателей качества моделей, алгоритмов и программ системного моделирования процессов автоматизированного управления космическими аппаратами

6.5.1. Постановка задачи

Современные автоматизированные системы управления (АСУ) космическими средствами (КСр), являющиеся одной из разновидностей сложных организационно-технических систем (СОТС), включают в свой состав орбитальные и наземные КСр (ОрКСр, НКСр). В свою очередь, ОрКСр и НКСр, объединяясь и взаимодействуя между собой, образуют соответственно: орбитальные системы (ОрС) КСр, или, по-другому, ОрС космических аппаратов (ОрС КА), а также наземные комплексы управления (НКУ) [7–13]. Общая организация и проведение работ в перечисленных системах и комплексах осуществляются при непосредственном участии и под руководством различных категорий специалистов, обеспечивающих надежное и устойчивое функционирование АСУ КСр [7].

В настоящее время при проектировании, внедрении, эксплуатации и развитии АСУ КСр одной из актуальных проблем была и остается проблема автоматизации управления, включающего в себя такие основные функции управления, как целеполагание, планирование, оперативное управление, контроль, учет, мониторинг состояния, координация и т. п.

Далее, исследуя вопросы синтеза специального программно-математического и информационного обеспечения (СПМО) АСУ КА, будем подробно рассматривать задачу синтеза технологии совместного (раздельного) планирования и управления работой бортового комплекса управления (БКУ) КА и средств наземного комплекса управления КА. На рис. 6.8, 6.9 представлены в обобщенном виде структуры АСУ КА. На рисунках приняты следующие условные сокращения: система связи и передачи данных (ССПД), система единого времени (СЕВ), центр управления полетом (ЦУП), пункт управления (ПУ), баллистический центр (БЦ), телеметрический центр (ТМЦ), баллистико-навигационная информация (БНИ), командно-программная информация (КПИ).

Формально описывая и исследуя процессы совместного и раздельного планирования работы БКУ и НКУ КА, будем предполагать, что они представляют собой целенаправленные, организованные и непрерывные процессы выделения различных элементов и аспектов СОТС (в рассматриваемом случае АСУ КА), определения их состояния и взаимодействия в данное время, прогнозирования их развития на некоторый период времени в будущем, а также составления и программирования набора действий и планов,

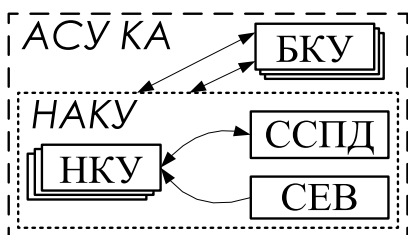


Рис. 6.8. Обобщенная структура АСУ КА.

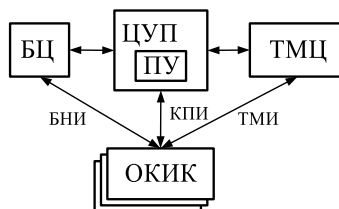


Рис. 6.9. Обобщенная структура НКУ.

направленных на достижение желаемых результатов [6, 14]. Планирование как этап принятия управленческого решения обладает целым рядом специфических черт, среди которых можно выделить следующие [15–20]:

- планирование – это процесс принятия предварительного решения об облике организации и механизмах ее функционирования, обеспечивающих на заданном интервале времени достижение поставленных целей;

- результатом планирования является система взаимосвязанных решений, распределенных как в пространстве, так и во времени, оказывающих влияние друг на друга; при этом, в силу общности ресурсов, используемых для выработки и поддержки программных траекторий, функция планирования непосредственно связана с функцией регулирования;

- процесс планирования постоянно приближается к завершению, но никогда не достигает его по двум причинам: во-первых, существует возможность бесконечно пересматривать ранее принятые решения, хотя из-за необходимости предпринимать конкретные действия по достижению поставленных целей требуется все-таки рано или поздно остановиться на каком-то варианте решения; во-вторых, планирование осуществляется в течение определенного промежутка времени, в ходе которого может измениться как сама организация, так и внешняя среда, поэтому сформированные планы нуждаются в постоянной корректировке;

- планирование направлено на предотвращение ошибочных действий и уменьшение неиспользованных возможностей.

В общем случае при планировании приходится решать следующие классы задач [14]:

- 1) определение целей и задач, стоящих перед СОТС, т. е. определение состояний, желательных для данной организации, и определение времени, к которому должны быть достигнуты данные цели и задачи;

- 2) определение средств достижения этих целей и задач;

- 3) определение ресурсов и источников получения ресурсов для реализации планов, а также разработка принципов, методов и методик распределения ресурсов между элементами и подсистемами СОТС;

- 4) разработка (синтез) облика СОТС (и, прежде всего, ее основных структур, в том числе структуры технологии автоматизированного управления), а также механизмов (алгоритмов) ее функционирования, обеспечивающих непрерывность комплексного процессов планирования и реализации плановых решений; и, наконец, собственно проведение планирования на стра-

тегическом, оперативном и тактических уровнях управления соответствующими объектами.

Главная трудность при решении задачи совместного планирования работы БКУ КА и НКУ КА состоит в следующем: определение оптимальных программ управления основными элементами и подсистемами АСУ КА может быть выполнено лишь после того, как станет известен перечень функций и алгоритмов обработки информации и управления, который должен быть реализован в указанных элементах и подсистемах. В свою очередь, распределение функций и алгоритмов по элементам и подсистемам АСУ КА зависит от структуры и параметров законов управления данными элементами и подсистемами. Трудность разрешения данной противоречивой ситуации усугубляется еще и тем, что под действием различных причин во времени изменяется состав и структура АСУ КА на различных этапах ее жизненного цикла.

На рис. 6.10 применительно к АСУ КСр проведена более подробная классификация задач планирования (в том числе планирования распределения функций управления). Процесс планирования является достаточно сложным объектом исследования. При этом процесс планирования должен быть сам спланирован. Любой план имеет следующие пять основных общих компонент, на которых он строится: исходное (начальное) состояние объекта планирования, цель (или конечное состояние объекта планирования), средства (ресурсы) и технологии, обеспечивающие связь этих состояний.

К настоящему времени сформировалось три подхода (три философии, концепции) планирования [14]: сатисфакционное (удовлетворительное), формальное и системное планирование. Формальное планирование делает акцент на предсказании развития обстановки (в терминах математических моделей), сатисфакционное – на реакции СОТС на воздействия внешней среды, при системном планировании стремятся способствовать взаимодействию СОТС с внешней средой, переопределяя проблемы через процесс обучения. Поэтому в данном случае процесс планирования трактуется не как дискретная деятельность, а как непрерывно развивающийся адаптивный процесс. В работах [20–25] данный вид планирования назван адаптационным. При этом адаптация планов проводится на основе апостериорной, текущей и априорной информации (адаптация к «прошлому», «настоящему», «будущему»). В рамках перечисленных выше концепций планирования были разработаны многочисленные теории планирования для различных предметных областей [25–34].

Ограниченный объем монографии не позволяет подробно остановиться на достоинствах и недостатках всех существующих подходов к решению задач планирования, а также анализа и синтеза показателей качества соответствующих моделей, методов, алгоритмов планирования и технологий системного моделирования как процессов формирования планов, так и их реализации. Поэтому для иллюстрации ранее изложенного в разделе 4 материала ограничимся лишь рассмотрением вопросов структурно-функционального синтеза технологии автоматизированной обработки, анализа информации, полученной с использованием бортовой специальной аппаратуры КА, а также синтеза соответствующих характеристик (показателей

качества) СПМО процессов и составления программ функционирования (планов, расписаний) БКУ и НКУ КА наземными техническими средствами, входящими в состав НКУ ОрС КА. Кроме того, в данном подразделе будет проведено оценивание качества существующих и разработанных авторами монографии алгоритмов планирования, а также их адаптации к возможным классам возмущающих воздействий на этапе реализации составленных планов. Необходимо отметить, что в рассматриваемой предметной области накоплен значительный опыт в решении отдельных частных задач планирования работ и распределения ресурсов для отдельных элементов и подсистем НКУ в различных условиях обстановки. К указанным задачам относятся задачи планирования работы командно-измерительных радиотехнических средств, вычислительных телекоммуникационных средств, планирование работы операторов НКУ и т. п. [7–9, 18–21]. При автоматизации решения данных классов задач широко использовались как математические модели (прежде всего, модели математического программирования, имитационные модели), так и логико-алгебраические, логико-лингвистические модели [22–24, 28–34].

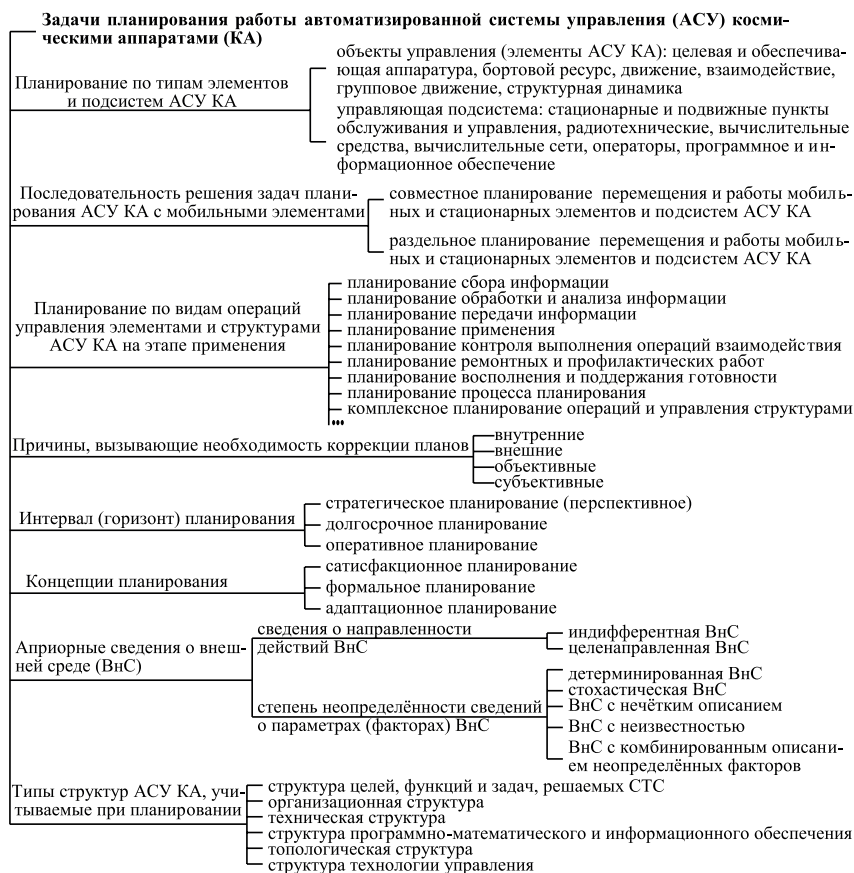


Рис. 6.10. Классификация задач планирования работы АСУ КА.

Однако, к сожалению, при таких подходах к решению частных задач планирования работ в НКУ зачастую не выполнялись основные требования системного подхода, что конкретно проявлялось в значительной несогласованности процессов функционирования элементов и подсистем, входящих в состав НКУ, возникновении «пиковых» информационных нагрузок в комплексах средств автоматизации, отсутствии ориентации задач планирования на повышение эффективности применения АСУ ОпС КА. Кроме того, при указанном подходе к решению задач планирования не учитывались современные тенденции и перспективы развития АСУ ОпС КА, связанные с их интеграцией и возможными вариантами управления структурной динамикой данных систем [26–32].

Предлагаемый в данном подразделе подход, основанный на динамической интерпретации процессов автоматизированного управления КСр, позволяет реализовывать концепцию системного планирования. При этом разработанные унифицированные логико-динамические модели функционирования средств АСУ КА можно использовать как, собственно, на этапах прогнозирования возможностей КА и планирования их работы (на этапах перспективного, долгосрочного, оперативного планирования), так и на этапе реализации плана.

Обобщенная технология оперативного планирования работы АСУ КА должна в этих случаях включать в себя следующие этапы:

- адаптация параметров и структуры моделей, алгоритмов планирования и регулирования работы средств АСУ КА к прошлому и текущему состоянию КСр, внешней среды;
- структурно-функциональный синтез основных элементов и подсистем АСУ КА;
- собственно, составление расписания работы АСУ КА; имитация возможных сценариев реализации планов функционирования АСУ КА с учетом различных вариантов регулирования его элементами и подсистемами; адаптация (структурная, параметрическая) плана, моделей, алгоритмов планирования работы АСУ КА к возможным (прогнозируемым на имитационных моделях) АСУ КА и внешней среды.

В данном примере, как уже указывалось выше, основное внимание уделено лишь трем основным этапам данной технологии — синтезу структуры программно-математического обеспечения АСУ КА, составлению расписания работы аппаратно-программных средств, входящих в состав АСУ КА, а также адаптации параметров и структуры моделей, алгоритмов планирования и регулирования работы средств АСУ КА к прошлому и текущему состоянию КСр, внешней среды.

Возможные подходы к реализации других этапов указанной технологии применительно к различным предметным областям описаны в работах [35–40] и на сайте <http://litsam.ru>.

Рассмотрим вначале пример описания комплекса детерминированных логико-динамических моделей управления структурной динамикой АСУ КА, на базе которого была построена соответствующая имитационная система (ИмС), конструктивно реализующая на программном уровне концепцию и технологии системного моделирования применительно к космической сфе-

ре. Далее будет приведен пример решения задачи синтеза характеристик качества модельно-алгоритмического и программного обеспечения решения задач управления КА в динамически изменяющейся обстановке.

6.5.2. Динамическая модель управления движением элементов и подсистем в АСУ КА (модель $M^{(2)}$)

Будем предполагать, что операции взаимодействия (ОВ) объектов, входящих в состав АСУ КА, друг с другом либо с объектами обслуживания (ОБО) могут выполняться лишь при попадании указанных объектов в зоны взаимодействия (ЗВ), которые задаются матричной временной функцией $E(t) = \|\varepsilon_{ij}(t)\|$, $i, j \in \{\bar{M} \cup \bar{M}\}$, которую называют контактным потенциалом [25–27]. Элементы данной матрицы, как следует из работы [27], принимают значение 1, если объекты B_i и B_j попадают в зоны радиовидимости (ЗВ) друг друга, 0 – в противоположном случае. Геометрические размеры и формы ЗВ определяются целым рядом факторов: видом взаимодействия (энергетическое, вещественное, информационное), техническими характеристиками аппаратно-программных средств, обеспечивающих это взаимодействие, пространственным расположением объектов и т. п.

Будем предполагать, что для каждого КА B_i известен радиус-вектор, характеризующий его положение в трехмерном пространстве (другими словами, известна модель движения КА). В этом случае можно заранее определить ЗВ (контактный потенциал) каждой пары $\langle B_i, B_j \rangle$, где B_i – это КА, а B_j – техническое средство отдельного командно-измерительного комплекса (ОКИК), используя следующую формулу:

$$\varepsilon_{ij}(t) = \gamma + \{R_{ij} - d(\mathbf{r}_i(t), \mathbf{r}_j(t))\}, \quad (6.3)$$

где $i, j \in \bar{N}$, $\gamma_+(\alpha) = 1$, если $\alpha > 0$, $\gamma_+(\alpha) = 0$, если $\alpha < 0$, $\gamma_+(\alpha) = 1$, если $\alpha \geq 0$, R_{ij} – заданный радиус действия радиотехнических средств (РТС) ОКИК, обеспечивающих взаимодействие объектов B_i, B_j , $d(\mathbf{r}_i(t), \mathbf{r}_j(t))$ – расстояние между векторами $\mathbf{r}_i(t)$ и $\mathbf{r}_j(t)$ в момент времени t . Предполагается, что в общем случае ОКИК B_j может тоже перемещаться.

Наряду с моделями движения основных элементов и подсистем АСК КА для описания их функционирования могут быть предложены следующие логико-динамические модели.

6.5.3. Динамическая модель управления операциями взаимодействия в АСУ КА (модель $M^{(0)}$)

Динамическая модель управления операциями взаимодействия (ОВ) в АСУ КА (модель $M^{(0)}$) может быть записана в следующем виде:

$$M^{(0)} = \left\{ \mathbf{u}^{(0)}(\cdot) \mid \dot{x}_{i\varphi}^{(0)} = \sum_{j=1}^n \varepsilon_{ij}(t) \cdot u_{i\varphi_j}^{(0)}; x_{i\varphi}^{(0)}(t_0) = 0; x_{i\varphi}^{(0)}(t_f) = a_{i\varphi}^{(0)}; \sum_{i=1}^n \sum_{\varphi=1}^{s_j} u_{i\varphi}^{(0)} \leq c_j^{(0)}; \sum_{j=1}^n \sum_{\varphi=1}^{s_j} u_{i\varphi_j}^{(0)} \leq c_i^{(0)}; \sum_{\alpha \in \Gamma_i} \sum_{\beta \in \Gamma_{i\varphi}} u_{i\varphi_j}^{(0)} (a_{\alpha\beta}^{(0)} - x_{\alpha\beta}^{(0)}) = 0, u_{i\varphi_j}^{(0)} \in \{0, 1\}, i, j = 1, \dots, n; i \neq j \right\}, \quad (6.4)$$

где $x_{i\varnothing}^{(0)}(t)$ – переменная, характеризующая текущее состояние выполнения ОВ $D_{\varnothing}^{(i)}$,

$a_{i\varnothing}^{(0)}, a_{\alpha\beta}^{(0)}$ – заданные объемы выполнения ОВ $D_{\varnothing}^{(i)}, D_{\beta}^{(\alpha)}$, $u_{i\varnothing j}^{(0)}(t)$ – управляющее воздействие, $u_{i\varnothing j}^{(0)}(t) = 1$, если $D_{\varnothing}^{(i)}$ должна выполняться, $u_{i\varnothing j}^{(0)}(t) = 0$ в противном случае; Γ_i – множество номеров тех КА ОВ, $D_{\beta}^{(\alpha)}$ которых должны выполняться перед операцией $D_{\varnothing}^{(i)}$; $\Gamma_{i\varnothing}$ – множество ОВ, непосредственно предшествующих $D_{\varnothing}^{(i)}$; $c_i^{(0)}, c_j^{(0)}$ – заданные константы, характеризующие технические ограничения, связанные с функционированием КА, АСУ КА в целом (например, величины максимальных пропускных способностей каналов связи, вычислительных средств).

6.5.4. Динамическая модель управления каналами обслуживания (КО) в АСУ КА (модель $M^{(k)}$)

Она описывается формулой (6.5):

$$\begin{aligned} M^{(k)} = \left\{ \mathbf{u}^{(k)}(\cdot) \mid \dot{x}_{ij}^{(k)} = \sum_{l=1}^n \Theta_{lj} \frac{h_{il}^{(j)} - x_{il}^{(k)}}{x_{lj}^{(k)}} u_{lj}^{(k)}; \right. \\ \left. x_{ij}^{(k)}(t_0), x_{ij}^{(k)} \in \mathbb{R}^1, x_{ij}^{(k)} u_{i\varnothing j}^{(0)} = 0, \sum_{l=1}^n u_{lj}^{(k)} \leq 1; \right. \\ \left. \sum_{j=1}^n u_{ij}^{(k)} \leq 1; u_{ij}^{(k)} \in \{0,1\}; i, j, l \in N; i \neq j \neq l \right\}, \end{aligned} \quad (6.5)$$

где $x_{ij}^{(k)}$ – переменная, характеризующая текущее состояние c_i КО при переналадке из заданных состояний готовности;

$h_{il}^{(j)}$ – заданная величина, численно равная длительности процесса переналадки КО c_i при переходе от работы с B_i к работе с B_j ;

\mathbb{R}^1 – множество вещественных чисел;

$u_{lj}^{(k)}$ – управляющее воздействие;

$u_{ij}^{(k)}(t) = 1$, если c_i находится в состоянии переналадки;

$u_{ij}^{(k)}(t) = 0$ – в противоположном случае;

$\Theta_{lj} \in \{0,1\}$ – заданная величина, характеризующая потенциальную готовность КО к проведению ОВ.

6.5.5. Динамическая модель управления потоками в АСУ КА (модель $M^{(n)}$)

Она описывается формулой (6.6):

$$M^{(n)} = \left\{ \mathbf{u}^{(n)}(\cdot) \mid \dot{x}_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} = u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)}; \quad x_{i\varphi j\rho}^{(n,2)} = u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}; \quad x_{i\varphi j\rho}^{(n,\eta)}(t_0), x_{i\varphi j\rho}^{(n,\eta)}(t_f) \in \mathfrak{R}^1, \eta = 1, 2; \right. \\ \left. 0 \leq u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} \leq c_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)(0)}; \quad u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}(a_{i\varphi j\rho}^{(n)} - x_{i\varphi j\rho}^{(n)}) = 0; \quad u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)} x_{ij}^{(0)} = 0; \quad x_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}(t) \in \{0, 1\}; \right. \\ \left. \sum_{i=1}^n \sum_{\varphi=1}^{s_i} \sum_{\rho=1}^m x_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} (u_{i\varphi j\rho}^{(0)} + u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}) \leq P_j^{(1)}; \quad \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{s_i} u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} \leq P_{j\rho}^{(2)}; \quad \sum_{\varphi=1}^{s_j} \sum_{\rho=1}^m u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)} \leq P_{ij}^{(3)} \right\}, \quad (6.6)$$

где $x_{i\varphi j\rho}^{(n,1)}$ – переменная, характеризующая текущий объем информации типа ρ , полученный (переданный, обработанный) B_j от B_i в ходе выполнения $D_{\varphi}^{(i)}$;

$x_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}$ – вспомогательная переменная, характеризующая общую продолжительность (время) нахождения информации типа ρ на КА B_i ;

$u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)}$ – интенсивность передачи, приема и обработки данных и информации ρ от B_i к B_j ;

$c_{i\varphi j\rho}^{(n,1)}$ – заданная константа, характеризующая максимально возможное значение $u_{i\varphi j\rho}^{(n,1)}$;

$u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)}$ – управляющее воздействие, принимающее значение 1, если закончен прием, передача, обработка данных и информации, $u_{i\varphi j\rho}^{(n,2)} = 0$ в противоположном случае либо в том случае, когда начинает выполняться операция D_j^l , следующая в технологическом цикле управления (ТЦУ) КА A_i непосредственно за $D_{\varphi}^{(i)}$;

$P_j^{(1)}$, $P_{i\rho}^{(2)}$, $P_{ij}^{(3)}$ – заданные величины, характеризующие соответственно максимально возможный объем информации, который может находиться на B_j ; пропускную способность B_j ; пропускную способность КО c_ρ , c_j ;

$a_{i\varphi j\rho}^{(n)}$ – заданный объем информации типа « ρ », который может передаваться с КА в ходе выполнения ОВ $D_{\varphi}^{(i)}$.

Для ряда ОВ, связанных, прежде всего, с проведением измерений и оцениванием компонент вектора состояния КА, возможно задание дополнительных параметров, характеризующих точность определения состояния КА. В связи с этим может быть предложена следующая модель управления параметрами ОВ, полученная на основе результатов, приведенных в работах [11, 26–27].

6.5.6. Динамическая модель управления параметрами ОВ в АСУ КА (модель $M^{(l)}$)

Она описывается формулой (6.7):

$$\begin{aligned} M^{(l)} = \left\{ \mathbf{u}^{(l)}(\cdot) \mid \dot{\mathbf{x}}_i^{(g)} = \mathbf{F}_i(t) \mathbf{x}_i^{(g)}; \quad \tilde{\mathbf{z}}_j^{(i)}(t) = \mathbf{d}_j^T(t) \mathbf{x}_i^{(g)} + \xi_j; \quad \mathbf{K}_i(t_0) = \mathbf{K}_i; \right. \\ \left. \mathbf{b}_j^T \mathbf{K}_i(t_f) \mathbf{b}_j \leq \sigma_{ji}^2; \quad \mathbf{P}_i = \mathbf{K}_i^{-1}; \quad \dot{\mathbf{P}}_i = -\mathbf{P}_i \mathbf{F}_i - \mathbf{F}_i^T \mathbf{P}_i - \sum_{j=1}^n \sum_{\pi \in \Lambda_i} u_{i\pi j}^{(l)} \frac{\mathbf{d}_j \mathbf{d}_j^T}{E_j} \right. \\ \left. i, j \in N, i \neq j; \quad c_{i\pi}^{(l,1)} \cdot u_{i\pi j}^{(0)} \leq u_{i\pi j}^{(l)} \leq c_{i\pi}^{(l,2)} u_{i\pi j}^{(0)} \right\} \quad (6.7) \end{aligned}$$

где $\mathbf{x}_i^{(g)} = \left\| \mathbf{r}_i^T(t) \dot{\mathbf{r}}_i^T(t) \right\|^T$ – вектор состояния движения КА B_i ;

$\mathbf{F}_i(t)$ – заданная матрица;

ξ_j – некоррелированные ошибки измерений КО c_j , которые подчиняются нормальному закону распределения с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, равной E_j ; $\pi \in \{1, \dots, s_i\}$;

$u_{i\pi j}^{(l)}$ – заданная интенсивность проведения измерений (управляющее воздействие);

$c_{i\pi}^{(l,1)}, c_{i\pi}^{(l,2)}$ – заданные константы, характеризующие технические возможности канала c_j ;

$\mathbf{K}_i(t)$ – корреляционная матрица ошибок оценки вектора состояния движения космического аппарата B_i ;

$z_j^i(t)$ – измеряемые параметры;

$\mathbf{d}_j(t)$ – заданный вектор;

Λ_i – множество ОВ, в ходе которых проводится измерение параметров движения КА; $\Lambda_i \in D$;

$\mathbf{b}_j = \left\| 00 \dots 1 \dots 00 \right\|^T$ – вектор, выделяющий из матрицы \mathbf{K}_i требуемый элемент $\gamma \in \{1, 2, \dots, G\}$;

σ_{ji}^2 – заданная точность определения γ -й компоненты вектора $\mathbf{x}_i^{(g)}$.

6.5.7. Динамическая модель управления структурными состояниями в АСУ КА (модель $M^{(l)}$)

Она описывается формулой (6.8):

$$\begin{aligned} M^{(c)} = \left\{ \mathbf{u}^{(c)}(\cdot) \mid \dot{x}_{i\sigma}^{(c)} = u_{i\sigma}^{(c)}; \quad x_{i\sigma}^{(c)}(t_0), \quad x_{i\sigma}^{(c)}(t_f) \in \mathfrak{R}^1; \quad y_{i\sigma}^{(c)} = \sum_{i=1}^n u_{i\sigma}^{(c)}; \right. \\ \left. u_{i\sigma}^{(c)} \sum_{\varphi=1}^{s_i} \left(a_{i\varphi}^{(c)} - x_{i\varphi}^{(0)} \right) = 0; \quad u_{i\sigma}^{(c)} \in \{0, 1\}, \quad \sigma = 1, \dots, \Delta, \quad \sum_{i=1}^n u_{i\sigma}^{(c)} \leq c_{i\sigma}^{(c)} \right\}, \quad (6.8) \end{aligned}$$

где $x_{i\sigma}^{(c)}$ – переменная, численно равная времени нахождения КА B_i в макросостоянии σ ;

$y_{i\sigma}^{(c)}$ – переменная, значение которой в момент времени $t \in (t_0, t_f]$ соответствует общему количеству КА, находящихся в макросостоянии σ ;

$u_{i\sigma}^{(c)}(t)$ – управляющее воздействие, $u_{i\sigma}^{(c)}(t)$, если выполнены все ОБ, необходимые для перевода B_i в макросостояние σ ;

$u_{i\sigma}^{(c)}(t) = 0$ – в противном случае;

$C_{\sigma}^{(k)}$ – заданная константа, характеризующая допустимое число КА, которые могут находиться в макросостоянии σ ;

Δ – общее число макросостояний КА.

Построенные выше модели должны быть дополнены моделями управления ресурсами в АСУ КА (модель $M^{(p)}$) и вспомогательной динамической моделью $M^{(e)}$, с помощью которой учитывают ограничения на запрет прерываний отдельных ОБ КА в ходе их выполнения. Подробное описание данных моделей проводится в работе [39].

Оценивание качества процессов управления можно проводить, используя различные частные показатели эффективности [12, 26–27, 32–40], такие, например, как:

$$J_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\sigma=1}^{s_i} \left[\left(a_{i\sigma}^{(0)} - x_{i\sigma}^{(0)}(t) \right)^2 + \sum_{j=1}^n \int_{t_0}^{t_f} \eta_{i\sigma j}(\tau) u_{i\sigma j}^{(0)}(\tau) d\tau \right]; i \neq j \quad (6.9)$$

$$J_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{\sigma=1}^{s_i} \sum_{\rho=1}^{\mu} \int_{t_0}^{t_f} x_{i\sigma j \rho}^{(n,2)}(\tau) d\tau, i \neq j; \quad (6.10)$$

$$J_3 = \sum_{i=1}^n \sum_{\pi \in \Lambda_i} \int_{t_0}^{t_f} u_{i\pi j}^{(l)}(\tau) d\tau; \quad J_4 = \mathbf{b}_{\gamma}^T \mathbf{K}_i(t_f) \mathbf{b}_{\gamma}; \quad (6.11)$$

$$J_5 = y_{\sigma}(t_f); \quad J_6 = \int_{t_0}^{t_f} x_{i\sigma}(\tau) d\tau \quad (6.12)$$

где $\eta_{i\sigma j}(\tau)$ – монотонные функции времени, которые выбираются с учетом заданных директивных сроков начала (конца) выполнения ОБ. Показатель (6.9) вводится в том случае, если необходимо, во-первых, оценить точность выполнения краевых условий либо минимизировать потери, вызванные невыполнением отдельных ОБ, и, во-вторых, для оценивания суммарного штрафа за невыполнение директивных сроков проведения ОБ. Целевая функция (6.10) позволяет оценивать суммарные потери в оперативности обработки и передачи информации. Функционал J_3 позволяет оценить суммарные затраты ресурсов КА B_j , связанные с проведением измерительных ОБ с B_i ; величина J_4 характеризует точность определения γ -й компоненты $\mathbf{x}_i^{(g)}$; функционалы J_5 и J_6 , соответственно, вводятся для количественного оценивания числа КА,

находящихся в момент времени $t = t_f$ в макросостоянии $\sigma \in \{1, \dots, \Delta\}$, и для оценивания времени нахождения КА B_i в макросостоянии.

6.5.8. Обобщенная динамическая модель процессов автоматизированного управления КА (модель M)

В целом, весь комплекс перечисленных выше моделей можно объединить и представить в виде следующей обобщенной модели функционирования АСУ КА (модель M):

$$M = \{ \mathbf{u}(\cdot) \mid \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t), \Phi_0(\mathbf{x}(t_0)) \leq \mathbf{0}, \Phi_1(\mathbf{x}(t_f)) \leq \mathbf{0}, \mathbf{q}_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{0}; \mathbf{q}_2(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq \mathbf{0} \}; \quad (6.13)$$

$$J_{об}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) = \Phi(\mathbf{x}(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} f_0(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau; \quad (6.14)$$

$$\text{где } \mathbf{x} = \left\| \mathbf{x}^{(g)T}, \mathbf{x}^{(0)T}, \mathbf{x}^{(k)T}, \mathbf{x}^{(n)T}, \mathbf{x}^{(p)T}, \mathbf{x}^{(l)T}, \mathbf{z}^{(r)T} \right\|^T,$$

$$\mathbf{u} = \left\| \mathbf{u}^{(g)T}, \mathbf{u}^{(0)T}, \mathbf{u}^{(k)T}, \mathbf{u}^{(n)T}, \mathbf{u}^{(p)T}, \mathbf{u}^{(l)T}, \mathbf{u}^{(c)T} \right\|^T,$$

соответственно, обобщенный вектор состояния и управления основными элементами и подсистемами АСУ КА. При этом векторы состояния ресурсов $\mathbf{x}^{(p)}$ и управления ресурсами $\mathbf{u}^{(p)}$, а также вектор состояния вспомогательной динамической модели \mathbf{z} являются компонентами моделей $M^{(p)}$ и $M^{(e)}$, о которых речь шла ранее.

В соотношениях (6.13, 6.14) Φ_0, Φ_1 – известные векторные функции, с помощью которых учитываются граничные значения $\mathbf{x}(t)$. Векторные функции $\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2$ задают основные пространственно-временные, технические и технологические ограничения, накладываемые на процесс функционирования КА; $J_{об}$ – обобщенный показатель качества управления КА.

В целом построенная обобщенная модель M представляет собой линейную (либо билинейную при использовании модели $M^{(k)}$) нестационарную конечномерную дифференциальную динамическую систему с перестраиваемой структурой. Данную обобщенную модель можно отнести к классу СФО-моделей, о котором подробно написано в 1-м разделе монографии. Взаимосвязь и координация решений в соответствии с рис. 6.11 в указанном полимодельном комплексе осуществляется с использованием вектора управляющих воздействий $\mathbf{u}^{(0)}(t)$, входящего в модель $M^{(0)}$, определяющего порядок выполнения ОВ и распределения соответствующих ресурсов в АСУ КА. В работе [24] подобная процедура координации названа ресурсной.

При использовании класса динамических моделей в качестве основного класса моделей при решении различных задач исследования эффективности процессов автоматизированного управления (АУ) КА удастся, основываясь на концепции состояния [15, 23, 25, 31, 32], сравнительно легко проводить интерпретацию и согласование результатов, полученных на разнородных моделях, входящих в состав ИС, как на программном, так и информационном, алгоритмическом и концептуальном уровнях описания, построить

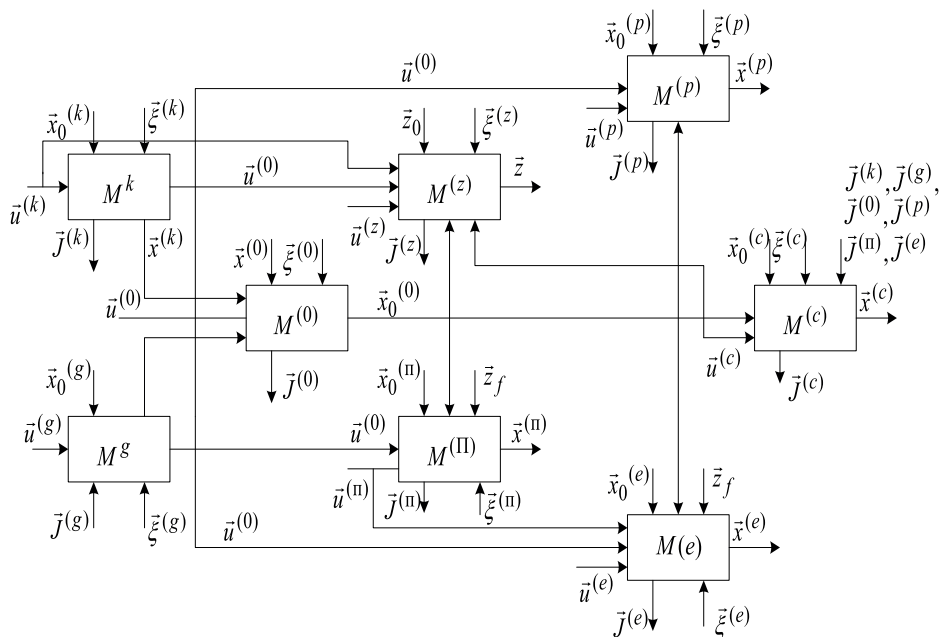


Рис. 6.11. Обобщенная структура полимодельного описания процессов функционирования АСУ КА.

единую унифицированную схему формализации процессов функционирования элементов и подсистем АСУ КА. Кроме того, за счет рекуррентного описания моделей повышается оперативность их решения на основе декомпозиции и распараллеливания вычислительного процесса, широкого использования оверлейных режимов работы ЭВМ. В этом случае весьма перспективным становится применение аналого-цифровых вычислительных комплексов.

Предлагаемый полимодельный комплекс предоставляет самые широкие возможности по расчету, анализу и синтезу характеристик существующего и разрабатываемого модельно-алгоритмического и программного обеспечения управления сложными техническими объектами (в том числе и КА). В самом деле, как показывает анализ, основные компоненты представленной большеразмерной логико-динамической модели, а также параметры и константы, входящие в ее состав, с высокой степенью детализации конкретно описывают те основные свойства (прежде всего, такие свойства моделей, как ресурсоемкость, адаптивность, точность, оперативность, гибкость, корректность и т. п.) моделей сложных объектов, о которых речь шла в предыдущих разделах монографии. Более того, данные частные свойства с использованием рассматриваемого комплекса моделей могут быть на конструктивном уровне связаны с такими обобщенными свойствами моделей как результативность, эффективность и адекватность.

В заключение данного подраздела рассмотрим возможный вариант учета факторов неопределенности в анализируемом классе моделей. В работах [7–9, 12, 40] были достаточно подробно описаны варианты учета воздействия внешней среды на результаты функционирования АСУ КА, при котором неопределенные факторы, задаваемые в виде случайных величин (либо случайных функций), непосредственно умножались в правых частях приведенных выше дифференциальных уравнений на управляющие воздействия.

В этом случае как время, так и объем выполнения ОВ становятся случайными, а задачи моделирования анализа процессов управления КА сводились к задачам моделирования и анализа управляемых случайных процессов. Следует подчеркнуть, что при определенных предпосылках (например, предположений о марковости исследуемых процессов) возможен вариант аналитического описания моделей функционирования АСУ КА в условиях стохастического воздействия внешней среды. В этом случае, например, динамическая модель управления структурными состояниями может быть переписана в следующем виде:

$$\dot{q}_{\delta}^{(i)} = -q_{\delta}^{(i)} \sum_{\substack{p=1 \\ \delta \neq p}}^{\Delta} \tilde{\lambda}_{\sigma p} v_{\delta p}^{(i)} + \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq \delta}}^{\Delta} q_p^{(i)} \tilde{\lambda}_{p\delta} v_{p\delta}^{(i)};$$

$$\sum_{p=1}^{\Delta} v_{\sigma p}^{(i)} = 1,$$

где $\tilde{\lambda}_{\delta p}$ – интенсивность (плотность потока) переходов КА B_i из макросостояния δ в макросостояние p , не зависящая от времени t , при этом предполагается, что поток таких переходов – простейший (пуассоновский);

$v_{\delta p}^{(i)}(t)$ – управляющее воздействие, которое интерпретируется как вероятность выбора соответствующего значения величины интенсивности перехода КА из макросостояния « δ » в макросостояние « p ». При этом данную модель можно связать (скоординировать) с ранее предложенной детерминированной моделью с помощью следующего соотношения

$$0 \leq v_{sp}^{(i)} \leq u_{i\varphi j}^{(0)} \quad (6.15)$$

либо смешанного ограничения вида:

$$v_{\delta p}^{(i)} \left(a_{i\varphi}^{(0)} - x_{i\varphi}^{(0)} \right) = 0, \quad (6.16)$$

где интерпретация величин $u_{i\varphi j}^{(0)}$, $a_{i\varphi}^{(0)}$, $x_{i\varphi}^{(0)}$ приводилась ранее (см. формулу (6.4)). Данный вариант организации взаимодействия детерминированных и вероятностных аналитических моделей функционирования АСУ КА открывает весьма широкие перспективы для решения разнообразных задач исследования эффективности ее применения.

В качестве частных показателей эффективности (ПЭ) функционирования АСУ КА могут быть выбраны, например, следующие функционалы:

$$J_7^{(i)} = \sum_{\delta \in \Delta \subset \Delta} q_{\delta}^{(i)}(t_f); \quad (6.17)$$

$$J_8^{(i)} = \int_{t_0}^{t_f} \sum_{\gamma=r} q_{\gamma}^{(i)}(t) dt, \quad (6.18)$$

где первый ПЭ численно равен сумме вероятностей перевода КА в одно из требуемых макросостояний δ , а второй функционал характеризует среднее время перевода КА B_i в одно из заданных макросостояний $\gamma \in r \subset \Delta$.

По аналогии могут быть построены аналитические модели для случаев, когда исходные данные заданы в нечетко-возможностной форме. При интервальном задании значений возмущающих воздействий весьма конструктивным является подход, основанный на построении и исследовании областей достижимости обобщенной динамической системы (6.11). Подробнее с указанными вопросами можно ознакомиться, изучив литературу [36–40].

6.5.9. Обобщенное описание состава, структуры и алгоритмов взаимодействия комплекса аналитико-имитационных моделей функционирования АСУ КА в рамках предлагаемой имитационной системы

Системный анализ задач расчета, многокритериального оценивания и анализа основных характеристик и показателей качества функционирования АСУ КА, а также требований, предъявляемых к облику специального программно-математического обеспечения комплексного (системного) моделирования процессов управления структурной динамикой АСУ КА, показал, что к настоящему времени концепция системного моделирования сложных организационно-технических объектов (СОТО), к числу которых относится и рассматриваемая АСУ, получила широкое распространение и реализацию на практике. В нашей стране и за рубежом разработано большое количество классов средств автоматизации систем моделирования СОТО, реализующих данную концепцию применительно к конкретным предметным областям. Анализ показывает, что для решения задач расчета, анализа и оптимизации как показателей качества функционирования АСУ КА в динамически изменяющихся условиях, так и показателей, используемых при оценивании качества ее элементов и подсистем (в частности, оценивания качества модельно-алгоритмического и программного обеспечения), целесообразно использовать такую разновидность гомеостатических систем моделирования (см. раздел 4), а именно, имитационную систему (ИмС) [22].

Многочисленные исследования, направленные на поиск разумного компромисса между требованиями универсализации и специализации ИмС, показали, что в настоящее время разработка универсальных формализованных процедур автоматизации моделирования и соответствующих ИмС,

ориентированных на широкую предметную область, является трудно разрешимой проблемой. Целесообразно создавать ИмС, специализированные по допустимому классу моделируемых объектов и универсальные по поддерживаемым функциям, связанным с проведением комплексных исследований указанных объектов. При этом ИмС может изначально и не содержать в себе модель конкретного объекта, характеристики которого интересуют ЛПР. Данная система представляет ЛПР только математический аппарат (формализованную схему), позволяющий ему легко генерировать желаемую структуру модели объекта, отвечающую целям исследования, наполнять эту структуру количественными соотношениями, описывающими связи между ее элементами, решать разнообразные задачи анализа и выбора.

В зависимости от состава, структуры ИмС и поддерживаемых ею функций той предметной области, для которой она создавалась, целесообразно различать широко специализированные (проблемно-ориентированные) и узкоспециализированные (частные) ИмС.

Создание ИмС, так же, как и имитационных моделей (моделей имитационного уровня), представляет сложный многоэтапный итерационный процесс, основная особенность которого (по сравнению с «чисто» имитационным моделированием) состоит в необходимости на каждом из этапов исследования проводить согласование (на концептуальном, алгоритмическом, информационном и программном уровнях) разнородных моделей, описывающих различные стороны функционирования объекта.

В современных ИмС выбор допустимых альтернатив основывается на сужении (сжатии) множества рассматриваемых вариантов экзогенных переменных путем отбраковки доминируемых по заданным отношениям предпочтения альтернатив. Указанные процедуры по своему содержанию близки к идеям, реализованным в многочисленных модификациях метода «ветвей и границ». При отбрасывании доминируемых экзогенных переменных в зависимости от этапа решения задачи выбора, обеспеченности исходными данными ЛПР пользуется каждый раз такими моделями и методами получения релаксированных решений исходной задачи, чтобы оценки затрат на реализацию полученных решений (затрат на расход используемого ресурса) не убывали и становились все более и более точными по мере сужения множества допустимых альтернатив.

Исследование процессов управления структурной динамикой разнородных классов КА, в том числе и исследование задач анализа и синтеза технологий автоматизированного управления (ТАУ) орбитальными и наземными КСр, а также облика, соответствующего СПМО, показало, что данные процессы имеют многоуровневый, многоэтапный и полифункциональный характер. Данное представление процессов функционирования АСУ КА повлияло на выбор структуры банка моделей разрабатываемого специального программно-математического обеспечения ИмС, в котором в соответствии с рис. 6.12 необходимо, прежде всего, выделить три основных блока:

- 1) модели функционирования АСУ КА и объектов обслуживания (ОБО) (блок I);
- 2) модели оценки и анализа состояния КА, АСУ КА, оценки обстановки (блок II);

3) модели принятия решений в АСУ КА (блок III).

Блок *моделей функционирования* АСУ КА, ОБО включает в себя:

- модели функционирования КА, системы КА, орбитальной группировки КА, орбитальной системы КА (блоки 1, 2, 3);
- модели функционирования отдельного командно-измерительного комплекса (ОКИК) (блок 4), подсистем наземного комплекса управления (НКУ) (ОКИК, пункты управления (ПУ), блок 5), НКУ (блок 6);
- модели взаимодействия основных элементов и подсистем АСУ КА между собой и ОБО (блок 7);
- модели функционирования ОБО (внешних систем) (блок 8);
- модели воздействия внешней среды на АСУ КА (блок 9);
- модели имитации результатов целевого применения АСУ КА (блок 10).

Напомним, что в общем случае функционирование КА предполагает информационный, вещественный, энергетический обмен с ОБО, с другими КА, внешней средой, функционирование аппаратуры, расход (пополнение) ресурсов КА, перемещение КА.

Блок *моделей оценки и анализа состояния* КА, АСУ КА, оценки обстановки включает в себя:

- модели и алгоритмы оценки и анализа состояния движения, аппаратуры, ресурсов и обмена КА (блок 11);
- модели и алгоритмы оценки и анализа состояния ОБО (блок 12);
- модели и алгоритмы оценки и анализа ситуаций и обстановки (блок 13).

В блок III входят:

- модели и алгоритмы долгосрочного и оперативного планирования операций ОВ в АСУ КА (блок 14);
- модели и алгоритмы управления структурами АСУ КА (блок 15): топологической (блок 16), технической (блок 17), технологической (блок 18), организационной (блок 19); структурой СПМО (блок 20), информационной структурой (блок 21);
- модели и алгоритмы коррекции долгосрочных и оперативных планов проведения ОВ в АСУ КА (блок 22);
- модели и алгоритмы решения задач координации в АСУ КА на этапах планирования (блок 24), коррекции (блок 25), оперативного управления (блок 26);
- модели и алгоритмы оперативного управления элементами и подсистемами АСУ КА (блок 23).

На рис. 6.12 приняты следующие условные обозначения: $МП_1, \dots, МП_n$, $МК_1, \dots, МК_n$, $МОУ_1, \dots, МОУ_n$ — соответственно модели планирования, коррекции и оперативного управления КА, входящими в АСУ КА (1, ..., n)-го типов. Кроме того, на структурной схеме изображена система управления, сопряжения и интерпретации, в которую входят:

- общая диалоговая система управления СПМО (блок 27);
- локальные системы управления и сопряжения (блок 28);
- блок обработки, анализа и интерпретации результатов планирования, управления, моделирования (блок 30);
- блок формализации сценариев моделирования (блок 31);

- блок параметрической и структурной адаптации СПМО (блок 32);
- блок выработки рекомендаций по организации процедур моделирования и принятия решений (блок 29).

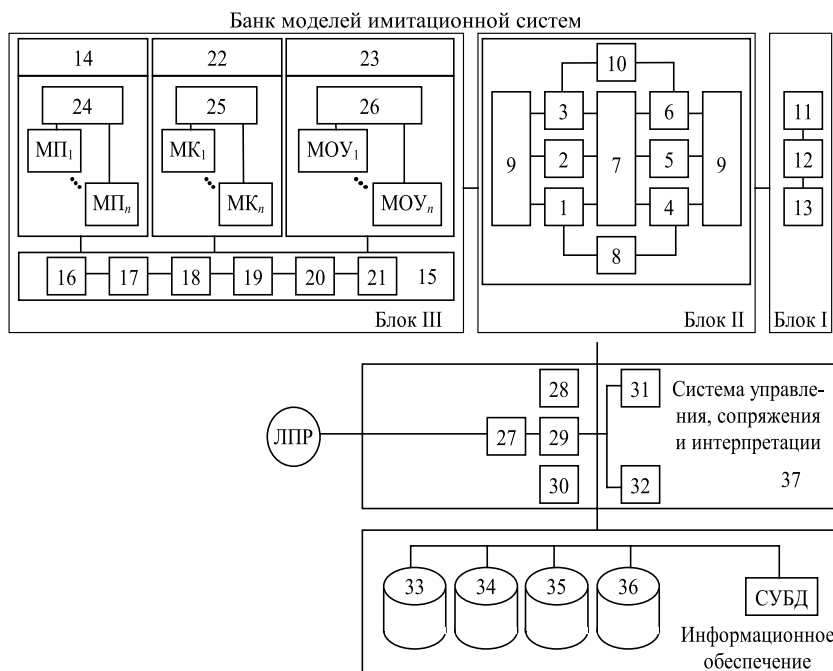


Рис. 6.12. Обобщенная структура имитационной системы для решения задач системного моделирования процессов функционирования АСУ КА.

Важную роль в решении задач анализа и синтеза ТАУ АСУ КА играет информационное обеспечение, включающее в себя: базы данных о состоянии КА (блок 33), АСУ КА (блок 35), ОБО (блок 34), в целом по обстановке (блок 35); базы данных об аналитических и имитационных моделях функционирования и принятия решений в АСУ КА (блок 36).

Используя предложенную имитационную систему, можно успешно решить широкий спектр задач расчета, анализа и оптимизации показателей качества и эффективности функционирования основных элементов и подсистем АСУ КА в динамически изменяющихся условиях.

6.5.10. Пример постановки и решения задачи синтеза характеристик моделей, алгоритмов и программ автоматизированного управления космическими аппаратами

Для конструктивного решения задачи синтеза характеристик моделей, алгоритмов и программ системного моделирования процессов автоматизированного управления космическими аппаратами проведем вначале ее формальное описание.

С учетом общей постановки проблемы управления структурной динамикой развивающейся ситуации (см. подраздел 4.3), а также приведенного ранее полимодельного логико-динамического описания (см. пункты 6.5.2–6.5.8) можно следующим образом описать интересующую нас задачу синтеза.

Введем в рассмотрение следующие векторы и множества [46]:

$$\mathbf{x}(t) = \|\mathbf{x}^{(a)\tau}, \mathbf{x}^{(o)\tau}, \mathbf{x}^{(k)\tau}, \mathbf{x}^{(p)\tau}, \mathbf{x}^{(n)\tau}, \mathbf{x}^{(e)\tau}, \mathbf{x}^{(c)\tau}, \mathbf{x}^{(b)\tau}\|_{\tau}, \quad (6.19)$$

$$\mathbf{y}(t) = \|\mathbf{y}^{(a)\tau}, \mathbf{y}^{(o)\tau}, \mathbf{y}^{(k)\tau}, \mathbf{y}^{(p)\tau}, \mathbf{y}^{(n)\tau}, \mathbf{y}^{(e)\tau}, \mathbf{y}^{(c)\tau}, \mathbf{y}^{(b)\tau}\|_{\tau}, \quad (6.20)$$

$$\mathbf{u}_{np}(t) = \|\mathbf{u}_{np}^{(d)m}, \mathbf{u}_{np}^{(o)m}, \mathbf{u}_{np}^{(\kappa)m}, \mathbf{u}_{np}^{(p)m}, \mathbf{u}_{np}^{(n)m}, \mathbf{u}_{np}^{(e)m}, \mathbf{u}_{np}^{(c)m}, \mathbf{u}_{np}^{(b)\tau}\|_{\tau}, \quad (6.21)$$

$$\mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t) = \|\mathbf{v}^{(a)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(o)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(k)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(p)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(n)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(e)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(c)\tau}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}^{(b)\tau}(\mathbf{x}(t), t)\|_{\tau}; \quad (6.22)$$

$$\xi(t) = \|\xi^{(a)\tau}(t), \xi^{(o)\tau}(t), \xi^{(k)\tau}(t), \xi^{(p)\tau}(t), \xi^{(n)\tau}(t), \xi^{(e)\tau}(t), \xi^{(c)\tau}(t), \xi^{(b)\tau}(t)\|_{\tau}; \quad (6.23)$$

$$\beta = \|\beta^{(a)\tau}, \beta^{(o)\tau}, \beta^{(k)\tau}, \beta^{(p)\tau}, \beta^{(n)\tau}, \beta^{(e)\tau}, \beta^{(c)\tau}, \beta^{(b)\tau}\|_{\tau}, \quad (6.24)$$

где $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{y}(t)$ – соответственно обобщенный вектор состояния и выходных характеристик динамической системы, описывающей процессы управления структурной динамикой АСУ КА;

$\mathbf{u}_{np}(t)$, $\mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t)$ – обобщенные векторы программных управлений АСУ КА (которые есть, по сути, планы функционирования основных элементов и подсистем, входящих в АСУ КА) и управлений, реализующих планы на этапе применения (в условиях возмущающих воздействий $\xi(t)$);

$\xi(t)$ – вектор возмущающих воздействий, имеющих как целенаправленный, так и нецеленаправленный характер;

β – вектор структурных параметров (характеристик) АСУ КА, определяющих ее облик.

При этом компоненты (тоже являющиеся векторами) всех вышеперечисленных векторов $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{y}(t)$, $\mathbf{u}_{np}(t)$, $\mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t)$, $\xi(t)$, β соответствуют элементам концептуальной модели АСУ КА, о которой речь шла ранее, а индексы используемые в обозначениях данных векторов: «д», «о», «к», «р», «п», «е», «с», «в», – соответствуют моделям подсистем управления движением, операциями взаимодействия, каналами, ресурсами, потоками, параметрами операции, структурами и вспомогательными операциями в АСУ КА, входящими в обобщенную концептуальную модель функционирования указанной системы.

Все указанные векторы, исходя из ранее описанной концептуальной модели функционирования АСУ КА, должны удовлетворять заданной системе пространственно-временных, технических и технологических ограничений, или, другими словами, должны принадлежать заданным областям:

$$\mathbf{u}_{np}(t) \in Q^{(np)}(\mathbf{x}(t), t), \mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t) \in \mathbf{V}(\mathbf{x}(t), t); \quad (6.25)$$

$$\xi(t) \in \Xi(\mathbf{x}(t), t), \beta \in \mathbf{B}; \quad (6.26)$$

$$\mathbf{x}(t) \in \mathbf{X}^{(np)}(t), \quad (6.27)$$

где $\mathbf{Q}^{(np)}(\mathbf{x}(t))$ – заданная область допустимых программных управлений;
 $\mathbf{V}(\mathbf{x}(t), t)$ – заданная область допустимых управляющих воздействий, реализуемых в РМВ;

$\Xi(\mathbf{x}(t), t)$ – область допустимых возмущающих воздействий;

\mathbf{B} – область допустимых значений структурных параметров;

$\mathbf{X}^{(np)}(t)$ – область допустимых текущих значений вектора состояния структурной динамики АСУ КА.

Динамика изменения векторов состояния и выходных характеристик АСУ КА может быть задана с помощью следующих переходных и выходных функций, которые, в общем случае, могут задаваться как в аналитическом, так и в алгоритмическом виде (возможен комбинированный вариант):

$$\mathbf{x}(t) = \varphi(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}_{np}(t), \mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t), \xi(t), \beta, t); \quad (6.28)$$

$$\mathbf{y}(t) = \psi(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}_{np}(t), \mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t), \xi(t), \beta, t). \quad (6.29)$$

Кроме перечисленных ограничений, при формальной постановке проблемы управления структурной динамикой АСУ КА необходимо задать ограничения, накладываемые на вектор $\mathbf{x}(t)$ в начальный – T_0 и конечный – T_f моменты времени, соответствующие временному интервалу, на котором рассматривается управляемая структурная динамика АСУ КА и объектов, входящих в ее состав:

$$\mathbf{x}(T_0) \in X_0(\beta), \mathbf{x}(T_f) \in X_f(\beta). \quad (6.30)$$

Для оценивания эффективности процессов управления структурной динамикой АСУ КА на этапе применения введем в рассмотрение следующий вектор показателей эффективности ее функционирования:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \xi(t), t) = \|\mathbf{J}^{(a)T}, \mathbf{J}^{(o)T}, \mathbf{J}^{(k)T}, \mathbf{J}^{(p)T}, \mathbf{J}^{(n)T}, \mathbf{J}^{(e)T}, \mathbf{J}^{(c)T}, \mathbf{J}^{(b)T}\|^T, \quad (6.31)$$

где $\mathbf{J}^{(a)}$, $\mathbf{J}^{(o)}$, $\mathbf{J}^{(k)}$, $\mathbf{J}^{(p)}$, $\mathbf{J}^{(n)}$, $\mathbf{J}^{(e)}$, $\mathbf{J}^{(c)}$, $\mathbf{J}^{(b)}$ – соответственно векторы показателей эффективности управления движением, операциями взаимодействия, каналами, ресурсами, потоками, параметрами операций, структурами, вспомогательными операциями в АСУ КА.

С учетом вышеизложенного проблема управления структурной динамикой АСУ КА, в том числе и управления качеством используемых при этом моделей, методов, алгоритмов и программ, на этапе ее применения по целевому назначению предполагает формулировку и решение основных классов задач.

Задачи класса А (задачи структурного анализа, анализа структурной динамики АСУ КА, задачи расчета, многокритериального оценивания и анализа показателей качества функционирования АСУ КА, а также показателей качества и эффективности используемых моделей, методов, алгоритмов и программ при наличии и отсутствии входных воздействий).

Дано: (6.25)–(6.31), $t \in (T_0, T_f]$.

Необходимо найти: $\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{y}(t)$, $\mathbf{J}_{об}(t)$ для $t \in (T_0, T_f]$.

Задачи класса С (задачи выбора управляющих воздействий и структурных параметров, обеспечивающих многокритериальный структурно-функциональный синтез текущего облика АСУ КА и его модельно-алгоритмического и программного обеспечения, а также оптимальное управление ее структурами).

Дано: (6.25)–(6.31), $t \in (T_0, T_f]$.

Необходимо найти: $\mathbf{u}_{пр}(t)$, $\mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t)$, β , при которых выполняются (6.25)–(6.27), (6.29), (6.30)–(6.31), а обобщенный показатель эффективности $\mathbf{J}_{об} = \mathbf{J}_{об}(\mathbf{J}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}_{пр}(t), \mathbf{v}(\mathbf{x}(t), t), \xi(t)))$ принимает экстремальное значение.

Исходные данные **для решения задачи А** (прямая задачи квалиметрии моделей и полимодельных комплексов, состоящая в расчете и сравнительном анализе характеристик модельно-алгоритмического и программного обеспечения АСУ КА).

Дано: известны следующие множества: $A = \{A_p, i \in N = \{1, \dots, n\}\}$ – множество функций управления, которые необходимо реализовать в АСУ КА на заданном интервале времени $T = (t_0, t_f]$. Будем предполагать, что каждая функция управления реализуется соответствующим программным модулем (ПМ), в который заложена определенная функциональная избыточность (гибкость), позволяющая ему быть реализованным как в БКУ КА, так и НКУ КА.

Реализация функций управления КА в рамках соответствующих технологических циклов управления (ТЦУ) гарантирует успешное достижение целей, поставленных на интервале времени T . Говоря о функциях управления, будем, прежде всего, различать функцию целеполагания, планирования (долгосрочного, оперативного), оперативного управления, контроля, учета, оценивания и анализа состояния АСУ КА, складывающейся обстановки, функцию координации. С множеством $A = \{A_p, i \in N\}$ непосредственно связано множество технологических операций $D^{(i)} = \{D_{\mathbf{x}}^{(i)}, \mathbf{x} \in K = \{1, \dots, s_i\}\}$, выполнение которых гарантирует успешную реализацию функции $A_p, i = 1, \dots, n$; множество основных элементов и подсистем АСУ КА (КА, ретрансляторы (РТР), пункты обслуживания и управления (ОКИК), (ПУ)), обозначим его через $B = \{B_j, j \in M = \{1, \dots, m\}\}$; также введем в рассмотрение множество технических комплексов (ТК) (с соответствующими ПМО и ИО), входящих в состав B_j подсистемы: $C^{(j)} = \{C_{\lambda}^{(j)}, \lambda \in L = \{1, \dots, l_j\}\}$. На данных ТК в B_j может быть реализована та или иная функция (функции) управления.

Будем считать известной матричную функцию $E(t) = \|\varepsilon_{ij}(t)\|$, элементы которой представляют из себя функции Хевисайта. При этом пусть $\varepsilon_{ij}(t) = 1$, если пространственно-временные и технические ограничения позволяют в момент времени t реализовать в подсистеме B_j функцию A_j ; $\varepsilon_{ij}(t) = 0$ – в противоположном случае. Пусть информационное взаимодействие ТК в АСУ КА осуществляется по дуплексным каналам связи (телефонным, телеграфным, радиоканалам).

На рис. 6.13 для примера представлены семь возможных структурных состояний АСУ КА, в которых может находиться данная система и ее элементы в процессе применения по целевому назначению. Данным структурным со-

стояниям соответствуют семь возможных сценариев изменения структурной динамики АСУ КА, в рамках которых заданы варианты возмущающих воздействий как в интервальном виде, так и в виде импульсных потоков с известными вероятностно-статистическими характеристиками. На данном рисунке стрелками показаны варианты информационного взаимодействия этих элементов между собой. Указанные варианты соответствуют различным способам применения АСУ КА, различному пространственному расположению ее элементов и подсистем (в том числе ПМ) друг относительно друга.

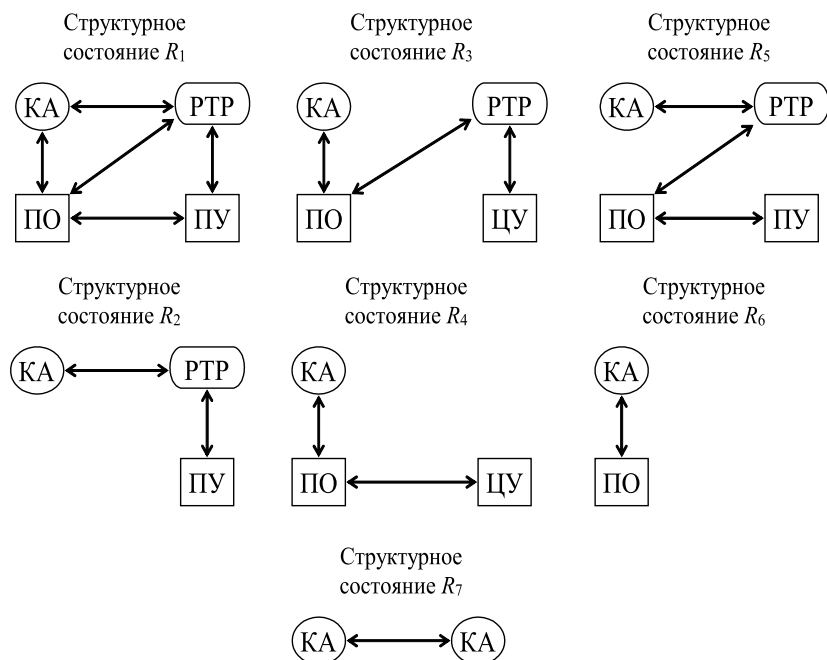


Рис. 6.13. Примеры сравниваемых структурных состояний элементов и подсистем АСУ КА.

Содержательная постановка задачи расчета показателей качества и эффективности распределения функции управления (и соответствующих ПМ) между ТК в АСУ КА сводится к следующему: необходимо (с учетом перечисленных исходных данных известных пространственно-временных, технических и технологических ограничений) для каждого из заданных структурных состояний R_1, R_2, \dots, R_k АСУ КА найти наилучшие варианты закрепления функций управления (ПМ) за ее элементами и подсистемами, варианты планов выполнения технологических операций, обеспечивающих реализацию функций управления, а также произвести упорядочение перечисленных структурных состояний АСУ КА в порядке их предпочтительности. Задание отношения предпочтения будет осуществляться с помощью системы показателей, характеризующей целевые и информационно-технологические возможности АСУ КА, ее структурно-технологические характеристики.

Сформулированная задача относится к классу задач многокритериального оценивания, анализа и упорядочивания конечного множества альтернатив (в качестве которых рассматриваются структурные состояния АСУ КА). Для ее решения воспользуемся двухэтапной процедурой сужения множества альтернативных решений. **На I этапе** для детерминированных внешних условий проводится расчет показателей качества, характеризующих целевые и информационно-технологические возможности АСУ КА, ее структурно-технологические характеристики, характеристики ПМ. При разработке соответствующего алгоритма воспользуемся основными идеями, заложенными в основу метода вычисления приоритетов на основе парных сравнений (Pairwise prioritization) (см. подраздел 5.2).

Алгоритм решения поставленной задачи на **I этапе** реализации указанной процедуры включает в себя следующие шаги.

Шаг 1.1. На аналитических моделях (статических и динамических) для каждой из заданных структурных состояний R_1, R_2, \dots, R_χ проводится оптимальное распределение функции управления (и соответствующих ПМ) между различными подсистемами АСУ КА, планирование выполнения технологических операций и расчет показателей возможностей АСУ КА, в качестве которых могут быть выбраны:

- общее число функций управлений, реализованных в ее подсистемах на интервале T ;
- общее число КА, находящихся в заданных макросостояниях;
- общее число технологических операций, выполненных на интервале T ;
- общая продолжительность реализации всех заданных функций управления на интервале T ;
- затраты ресурсов АСУ КА при реализации данного варианта распределения ПМ.

При этом учет факторов неопределенности при расчете данных показателей будет производиться на II этапе реализации предложенной общей процедуры [5].

Для количественного оценивания перечисленных показателей рассмотрим следующую модель, в основу которой положена динамическая интерпретация процессов перераспределения функций управления в АСУ КА и процессов выполнения соответствующих технологических операций. Данная модель сформирована на базе ранее представленных в пунктах 6.5.2–6.5.6 логико-динамических моделей [6]:

$$\dot{x}_i^{(\varphi)} = \sum_{j=1}^m \varepsilon_{ij}(t) u_{ij}^{(\varphi)}; \quad \dot{x}_{i\alpha j}^{(0)} = \sum_{\lambda=1}^l b_{i\alpha j\lambda} u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}; \quad \dot{y}_{ij}^{(\varphi)} = v_{ij}^{(\varphi)}; \quad (6.32)$$

$$\sum_{j=1}^m u_{ij}^{(\varphi)} \left[\sum_{\alpha \in \Gamma_{i1}} (a_{\alpha}^{(\varphi)} - x_{\alpha}^{(\varphi)}) + \prod_{\beta \in \Gamma_{i2}} (a_{\beta}^{(\varphi)} - x_{\beta}^{(\varphi)}) \right] = 0; \quad (6.33)$$

$$\sum_{\lambda=1}^l u_{i\alpha j\lambda}^{(0)} \left[\sum_{v \in \Gamma_{i\alpha 1}} (a_{iv}^{(0)} - x_{iv}^{(0)}) + \prod_{\mu \in \Gamma_{i\alpha 2}} (a_{i\mu}^{(0)} - x_{i\mu}^{(0)}) \right] = 0; \quad (6.34)$$

$$\sum_{i=1}^n u_{ij}^{(\varphi)}(t) \leq 1; \forall j; \sum_{j=1}^m u_{ij}^{(\varphi)}(t) \leq 1; \forall i; u_{ij}^{(\varphi)}(t) \in \{0, 1\}; \quad (6.35)$$

$$\sum_{j=1}^m \sum_{\lambda=1}^l u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}(t) \leq 1, \forall i, \forall \alpha; \sum_{i=1}^n \sum_{\alpha=1}^s u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}(t) \leq 1, \forall i, \forall \alpha; u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}(t) \in \{0, u_{ij}^{(\varphi)}\}; \quad (6.36)$$

$$v_{ij}^{(\varphi)}(a_{isj}^{(0)} - x_{isj}^{(0)}) = 0; v_{ij}^{(\varphi)}(t) \in \{0, 1\}; \quad (6.37)$$

$$x_i^{(\varphi)}(t_0) = x_{i\alpha j}^{(0)}(t_0) = y_{ij}^{(\varphi)}(t_0) = 0; \quad (6.38)$$

$$x_i^{(\varphi)}(t_f) = a_i^{(\varphi)}; (a_{i\alpha j}^{(0)} - x_{i\alpha j}(t_f)) y_{ij}^{(\varphi)}(t_f) = 0; y_{ij}^{(\varphi)}(t_f) \in R^1; \quad (6.39)$$

$$J_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_{ij}^{(\varphi)}(t_f); J_1^{(n)} = \sum_{j=1}^m v_{nj}^{(\varphi)}(t_f); J_2 = T - \sum_{i=1}^m y_{nj}^{(\varphi)}, \quad (6.40)$$

где $x_i^{(\varphi)}(t)$ – переменная, значение которой в момент времени t равняется текущей длительности реализации функции A_i в подсистеме B_j для ситуации, когда $u_{ij}^{(\varphi)}(t) = 1$;

$x_{i\alpha j}^{(0)}$ – переменная, характеризующая состояние выполнения технологической операции $D_{\alpha}^{(i)}$;

$y_{ij}^{(\varphi)}$ – переменная, численно равная длительности интервала времени от момента завершения реализации функции A_i в подсистеме B_j до момента $t = t_f$; $a_{\alpha}^{(0)}, a_{\alpha}^{(0)}, a_{\gamma}^{(0)}, a_{ivj}^{(0)}, a_{i\mu j}^{(0)}$ – заданные величины (краевые условия), значения которых должны (либо могут) принять соответствующие переменные $x_i^{(\varphi)}(t), x_{\alpha}^{(\varphi)}(t), x_{\gamma}^{(\varphi)}(t), x_{ivj}^{(0)}(t), x_{i\mu j}^{(0)}(t)$ в конце интервала планирования в момент времени $t = t_f$;

$u_{ij}^{(\varphi)}, u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}, v_{ij}^{(\varphi)}$, – управляющие воздействия, при этом $u_{ij}^{(\varphi)}(t) = 1$, если функция A_i реализуется в подсистеме B_j , $u_{ij}^{(\varphi)}(t) = 0$ – в противоположном случае; $u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}(t) = 1$, если технологическая операция $D_{\alpha}^{(i)}$ выполняется на ТК $C_{\lambda}^{(j)}$, $u_{i\alpha j\lambda}^{(0)}(t) = 0$ – в противоположном случае;

$v_{ij}^{(\varphi)} = 1$, если функция A_i была реализована в подсистеме B_j , $v_{ij}^{(\varphi)} = 0$ – в противоположном случае;

Γ_{i1}, Γ_{i2} – множество номеров функций управления, непосредственно предшествующих функции управления A_i (согласно ТЦУ элементами и подсистемами АСУ КА) и логически связанных с ней с помощью операции «И» и «ИЛИ» соответственно;

$\Gamma_{i\alpha 1}, \Gamma_{i\alpha 2}$ – множество номеров технологических операций $D_{\nu}^{(i)}$ и $D_{\mu}^{(i)}$, непосредственно предшествующих операции $D_{\alpha}^{(i)}$ и логически связанных с ней с помощью операций «И» и «ИЛИ» соответственно.

Для экономии места наряду с перечисленными соотношениями (6.32)–(6.40) при расчете планов распределения функций управления КА (и соответствующих программных модулей) использовалась и динамическая модель управления потоками в АСУ КА (модель $M^{(n)}$, см. формулу (6.4)).

Таким образом, с помощью ограничений вида (6.33) и (6.34) задаются возможные последовательности реализации функций управления и технологических операций. Согласно ограничениям вида (6.35) и (6.36), в каж-

дый текущий момент времени функция A_i может реализовываться только в одной подсистеме B_j ($i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m$), и наоборот, в каждой подсистеме B_j может в каждый момент времени реализовываться только одна функция A_i . По аналогии с данными ограничения должны выполняться похожие по своему содержанию ограничения применительно к технологическим операциям при их выполнении на ТК $C_{\lambda}^{(j)}$.

С помощью соотношения (6.37) задаются условия, при которых происходит срабатывание вспомогательного управляющего воздействия $v_{ij}^{(\phi)}(t)$; соотношения (6.38) и (6.39) задают ограничения на значения фазовых переменных в моменты времени $t = t_0, t = t_f$ (краевые условия), R^1 – множество положительных вещественных чисел; $J_0, J_1^{(n)}, J_2$ – показатели качества распределения функций управления (ПМ) в АСУ КА, при этом J_0 характеризует общее число реализованных функций управления в АСУ КА в момент времени $t = t_f$; $J_1^{(n)}$ характеризует количество подсистем АСУ КА, в которых была реализована функция управления A_n ; J_2 – показатель, характеризующий длительность интервала времени, за который в АСУ КА были реализованы все требуемые функции управления. Для учета факторов неопределенности в построенной модели целесообразно соотношения (6.32)–(6.40) дополнить имитационной моделью процесса реализации плана распределения функций управления. В этом случае в рамках созданного аналитико-имитационного комплекса, основываясь на концепциях, методах и алгоритмах системного моделирования, можно построить соответствующие процедуры межмодельного согласования [4, 5]. Указанный учет проведем на **II этапе** реализации предложенной общей процедуры.

В целом, расчет экстремальных значений показателей целевых и информационно-технологических возможностей (Ц и ИТВ) АСУ КА на основе предложенной модели (6.32)–(6.40) сводится к решению задачи оптимального управления конечномерной дифференциальной динамической системой со смешанными ограничениями. В работах [22, 24, 26, 33] подробно изложены конкретные алгоритмы решения такого рода задач, особенности их программной реализации.

На **шаге 1.2** обобщенного алгоритма решения рассматриваемой в статье задачи осуществляется расчет структурно-топологических показателей распределения функций управления (распределения ПМ) АСУ КА, к которым были отнесены [33]: показатель (коэффициент) достижимости J_4 ; показатели компактности структуры (радиус структуры J_5 , диаметр структуры J_6 , интегральный показатель структурной компактности J_7); показатели централизованности (децентрализованности) структуры J_8 . Расчет данных показателей проводится по аналитическим формулам, приведенным в работе [33].

Шаг 1.3. На основе экспертного опроса формируется матрица попарного сравнения перечисленных ранее показателей Ц и ИТВ – $K_{\text{ср}}$.

Шаг 1.4. В соответствии с алгоритмом, предложенным в работе [33], по матрице $K_{\text{ср}}$ проводится восстановление относительных весов (коэффициентов важности) показателей, оценивающих варианты распределения функций управления для каждого заданного структурного состояния АСУ КА. С этой целью осуществляется поиск нормированного к единице собственного

вектора этой матрицы $\omega_{\text{ср}}$, соответствующего максимальному собственному числу ρ_{max} . Для этого должно быть решено уравнение следующего вида:

$$(\mathbf{K}_{\text{ср}} - \rho_{\text{max}} \mathbf{I}) \bar{\omega}_{\text{ср}} = 0, \quad (6.41)$$

где \mathbf{I} – единичная матрица.

Далее проводится поиск относительного веса каждого варианта структурного состояния (R_1, R_2, \dots, R_χ) АСУ КА по каждому показателю в отдельности (формирование матрицы $\mathbf{K}_{\text{отн}}$). В каждом столбце матрицы $\mathbf{K}_{\text{отн}}$ указаны относительные веса, приписываемые соответствующему структурному состоянию по соответствующему показателю. После этого строится взвешенная сумма заданных показателей с заданными коэффициентами для каждой альтернативы R_1, \dots, R_χ . Другими словами, производится поиск результирующих наборов весов каждого из структурных состояний. Для этого необходимо умножить матрицу $\mathbf{K}_{\text{отн}}$ на вектор $\omega_{\text{ср}}$:

$$\mathbf{K}_{\text{отн}} \omega_{\text{ср}} = \omega^*. \quad (6.42)$$

Шаг 1.5. Производится упорядочение структурных состояний, наилучшим считается то структурное состояние, которому соответствует максимальный элемент вектора ω^* . Каждый из указанных элементов вектора ω^* можно интерпретировать как результирующий вес каждого структурного состояния.

В табл. 6.26 представлены результаты расчета показателей примера. В качестве исходных данных в данном примере были выбраны следующие величины: максимальное число КА – 18, число ОКИК – 10, РТР – 4, ПУ – 1. Моделирование и анализ проводился для структурных состояний АСУ КА, изображенных на рис. 6.13, матрица $\mathbf{K}_{\text{ср}}$ представлена на рис. 6.14. При сравнении и выборе вариантов распределения функций управления в АСУ КА использовались целевые функции: J_1, J_2, \dots, J_8 .

$$\mathbf{K}_{\text{ср}} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 & 3 & 6 & 5 & 7 & 7 \\ 0,5 & 1 & 2 & 1 & 2 & 4 & 7 & 5 \\ 0,25 & 0,5 & 1 & 5 & 6 & 4 & 6 & 4 \\ 0,33 & 1 & 9,2 & 1 & 1 & 3 & 6 & 3 \\ 0,16 & 0,5 & 0,16 & 1 & 1 & 3 & 5 & 3 \\ 0,2 & 0,25 & 0,25 & 0,33 & 0,33 & 1 & 5 & 2 \\ 0,14 & 0,14 & 0,16 & 0,16 & 0,2 & 0,2 & 1 & 1 \\ 0,14 & 0,2 & 0,25 & 0,33 & 0,33 & 0,5 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Рис. 6.14. Матрица попарного сравнения показателей качества распределения функций управления в АСУ КА.

Табл. 6.26.

Варианты структурных состояний	Показатель	
	J_0	J_2
1	10	19
2	6	30
3	13	15
4	12	17
5	10	20
6	15	18
7	15	12

В результате проведенных расчетов рассматриваемые структурные состояния АСУ КА были упорядочены следующим образом:

$$R_1 > R_3 > R_5 > R_4 > R_6 > R_2 > R_7.$$

На полученное распределение структурных состояний АСУ КА существенное влияние оказывала конкретная навигационно-баллистическая обстановка, складывающаяся на конкретном интервале времени в рамках заданного сценария. В частности, для низкоорбитальных КА, решающих задачи дистанционного зондирования Земли, количество зон взаимодействия с наземными пунктами обслуживания (ОКИК) и управления (ЦУП) на интервале являются весьма ограниченными. Это относится и к зонам взаимной видимости КА друг друга.

При этом для каждого из структурных состояний удалось получить оптимальный вариант распределения функций управления (ПМ) между элементами АСУ КА, характеристики ПМ и соответствующий план выполнения технологических операций. В самом деле, если внимательно рассмотреть содержание моделей (6.4), (6.32)–(6.40), становится ясно, что с помощью управляющих воздействий вида $u_{ij}^{(\Phi)}$, $u_{ij\lambda}^{(0)}$, $v_{ij}^{(\Phi)}$ определяется план закрепления функций управления (и соответствующих программных модулей) за узлами (подсистемами АСУ КА), а с помощью управляющих воздействий вида $-u_{ij\rho}^{(n,l)}$, характеризующих интенсивность передачи (приема) данных и информации ρ от узла A_i к узлу A_j , а также обработки данных и информации в указанных узлах, могут быть предъявлены требования к качеству соответствующих моделей, методов, алгоритмов и программ, обеспечивающих передачу (прием) данных и информации.

Данный результат можно рассматривать как пример варианта решения задачи формирования требований к качеству моделей сложных объектов (модель здесь трактуется широко, включая в себя и алгоритмическую составляющую).

На II этапе решения рассматриваемого примера постараемся учесть при оценивании предложенных вариантов распределения функций управления влияния факторов неопределенности, связанных с воздействием внешней среды.

Для этого в рамках созданной имитационной системы (см. рис. 6.12) были разработаны следующие прототипы программ (ПП): «НАДЕЖНОСТЬ», «РАСПИСАНИЕ», «УСТОЙЧИВОСТЬ», «ПРОПУСКНАЯ СПО-

СОБНОСТЬ», «ЭФФЕКТИВНОСТЬ», «МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОСТЬ».

ПП «**НАДЕЖНОСТЬ**» предназначен для решения следующих задач:

Вычисление оценок интегральных вкладов элементов и подсистем (ЭиП) АСУ КА в показатель надежности функционирования АСУ КА при следующих допущениях:

- задана логическая структура, описывающая процессы функционирования АСУ КА и включающая в себя взаимосвязанные функции ее ЭиП, неоднородные по вероятности своей реализации (различные по значениям вероятности) (далее – заданы неоднородные ЭиП);

- задана логическая структура, описывающая процессы функционирования АСУ КА и включающая в себя взаимосвязанные функции ее ЭиП, однородные по вероятности своей реализации (одинаковые по значениям вероятности) (далее – заданы однородные ЭиП);

- заданы возможности наступления событий, связанных с невыполнением своих функций ЭиП АСУ КА и вызванных отказами ресурсов, обеспечивающих реализацию указанных функций (далее – заданы возможностные ЭиП).

Прогнозирование значений показателя устойчивости в штатных условиях применения АСУ КА и при заданных сценариях выхода из строя отдельных ЭиП ее наземной и орбитальной группировок при следующих допущениях:

- заданы неоднородные ЭиП;

- заданы однородные ЭиП;

- заданы возможностные ЭиП.

Анализ, оценивание и вывод графической и текстовой информации о вариантах функционирования АСУ КА при штатных и заданных условиях выхода из строя ее отдельных ЭиП наземных и орбитальных группировок.

ПП предназначена для многокритериального оценивания вкладов ЭиП АСУ КА с учетом экспертной информации о комплексном влиянии вкладов ЭиП в показатель надежности функционирования АСУ КА при различных логических условиях безотказности выполнения технологии управления орбитальными и наземными КСр АСУ КА.

ПП «**РАСПИСАНИЕ**» обеспечивает в интерактивном режиме решение задач формирования, расчета и многокритериального оценивания технологий и программ управления КСр, входящими в состав АСУ КА, в штатных и заданных условиях работы с целью:

- оперативного определения возможности реализации сформированной оператором технологии автоматизированного управления КСр на заданной структуре АСУ КА в виде соответствующей программы управления указанными средствами;

- оценивания влияния на характеристики и показатели качества выполнения технологических циклов управления (ТЦУ) КА основных пространственно-временных, технологических и технических ограничений, связанных с функционированием АСУ КА;

- оценивания и анализа нагрузки на технические средства наземного комплекса управления (НКУ) КА, определения «узких мест» АСУ КА, а также выработки предложений по совершенствованию технологии авто-

матизированного управления (ТАУ) КА в штатных и заданных условиях работы.

ПП «**УСТОЙЧИВОСТЬ**» обеспечивает в интерактивном режиме решение задач формирования, расчета и многокритериального оценивания технологий и программ управления КСр, входящими в состав АСУ КА в штатных и заданных условиях работы *при интервальном задании возмущающих воздействий* с целью:

- оперативного определения возможности реализации сформированной оператором технологии автоматизированного управления КСр на заданной структуре АСУ КА в виде соответствующей программы управления указанными средствами;

- оценивания влияния на характеристики и показатели качества выполнения ТЦУ КА основных пространственно-временных, технологических и технических ограничений, связанных с функционированием АКУ КА;

- оценивания и анализа нагрузки на технические средства НКУ КА, определения «узких мест» АСУ КА, а также выработки предложений по совершенствованию ТАУ КА в штатных и заданных условиях работы.

ПП «**ПРОПУСКНАЯ СПОСОБНОСТЬ**» обеспечивает решение задач автоматизированного анализа и прогнозирования результатов функционирования АСУ КА в различных условиях обстановки, задаваемых с использованием стохастических дискретно-событий моделей (на базе инструментальной среды GPSS-World) на этапах проектирования и эксплуатации АСУ КА с целью:

- оперативного определения пропускной способности АСУ КА, характеристик выполнения технологических циклов управления КА;

- оценивания нагрузки на средства управления;

- определения «узких мест» АСУ КА;

- выработки предложений по совершенствованию технологии управления КА.

ПП «**ЭФФЕКТИВНОСТЬ**» обеспечивает в интерактивном режиме решение задач формирования, расчета и многокритериального оценивания технологий и программ управления КСр, входящими в состав АСУ КА, в штатных и заданных условиях работы с целью:

- оперативного определения возможности реализации сформированной оператором технологии автоматизированного управления КСр на заданной структуре АСУ КА в виде соответствующей программы управления указанными средствами;

- оценивания влияния на характеристики и показатели качества выполнения ТЦУ КА основных пространственно-временных, технологических и технических ограничений, связанных с функционированием АКУ КА;

- оценивания и анализа нагрузки на технические средства НКУ КА, определения «узких мест» АСУ КА, а также выработки предложений по совершенствованию ТАУ КА в штатных и заданных условиях работы.

ПП «**МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОСТЬ**» – это программное обеспечение, предназначенное для решения задач автоматизированного многокритериального анализа и оценивания сценариев функционирования АСУ КА в штатных и заданных условиях работы. Предназначен для решения следующих задач:

– проведение экспертного опроса о комплексном влиянии показателей качества функционирования АСУ КА в интегральный показатель эффективности функционирования АСУ КА;

– вычисление интегральных оценок эффективности АСУ КА по штатным и заданным сценариям ее функционирования;

– анализ, оценивание и вывод графической и текстовой информации о эффективности функционирования АСУ КА по штатным и заданным сценариям.

При этом для каждого фиксированного сценария, которые соответствуют финальным структурным состояниям, рассмотренным ранее (см. рис. 6.13) рассчитывались следующие внутренние и внешние показатели эффективности АСУ КА:

– показатель структурной (статической) устойчивости АСУ КА (расчет производится с использованием. ПП «НАДЕЖНОСТЬ»);

– показатель полноты реализации ТЦУ КСРр в АСУ КА (расчет производится с использованием ПП «РАСПИСАНИЕ»);

– показатель динамической устойчивости АСУ КА (расчет производится с использованием. ПП «УСТОЙЧИВОСТЬ»);

– показатель пропускной способности НКУ ОГ КА (расчет производится с использованием. ПП «ПРОПУСКНАЯ СПОСОБНОСТЬ»);

– показатель эффективности автоматизированного управления КА (ПП «ЭФФЕКТИВНОСТЬ»);

– обобщенный показатель качества автоматизированного управления КА (расчет производится с использованием ПП «МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОСТЬ»).

Указанные показатели рассчитывались на полимодельном аналитико-имитационном комплексе, в состав которого вошли все вышеописанные модели. В табл. 6.27 приведено соответствие требуемых к разработке моделей и фактически реализованных в разработанных программных модулях.

Табл. 6.27. Реализация комплекса аналитико-имитационных моделей подсистем АСУ КА в разработанных прототипах программ.

№ п/п	Наименование основных элементов и подсистем АСУ КА	Реализованные модели в составе созданных прототипов программ									
		«Надежность»		«Расписание»		«Устойчивость»		«Пропускная способность»		«Эффективность»	
		АМ	ИМ	АМ	ИМ	АМ	ИМ	АМ	ИМ	АМ	ИМ
1	АИМ тракта ТМИ	+	–	+	–	+	–	–	+	+	–
2	АИМ тракта ИТНП	+	+	+	–	+	–	–	+	+	–
3	АИМ тракта КПИ	+	–	+	–	+	–	–	+	+	–
4	АИМ тракта СпИ	+	–	+	–	+	–	–	+	+	–

Окончание таблицы 6.27

5	АИМ ЦУП КА	+	–	+	–	+	+	–	+	+	–
6	АИМ ИП ОД	+	–	+	–	+	–	–	+	+	–
7	АИМ внешней среды	+	+	–	–	+	+	–	+	+	–

Примечание:

АМ – аналитическая модель;

ИМ – имитационная модель.

Для многокритериального оценивания и упорядочивания возможных сценариев функционирования АСУ КА в штатных и заданных условиях ее работы была разработана соответствующая методика построения и использования интегрального показателя качества и эффективности функционирования указанной автоматизированной системы, базирующаяся на комбинированном использовании математического аппарата нечеткой логики и теории планирования эксперимента. Данная методика базируется на комбинированном использовании моделей и методов нечеткого продукционного вывода, фиксирующего явные и неявные знания экспертов о качестве распределения функций управления в АСУ К и моделей и методов планирования экспериментов. Подробно содержание данной методики изложено в подразделе 5.6. На рис. 6.15 представлены окончательные варианты распределения функций управления (ПМ) для рассматриваемых семи сценариев структурной динамики АСУ КА, вызванной действием возмущающих воздействий.

Основной модуль

Сценарий первый

Сценарий второй

Сценарий третий

Сценарий четвертый

Сценарий пятый

Сценарий шестой

Сценарий седьмой

Произвольный сценарий

Реальная ОГ; Центральная НГ; РАФ 3 суток; Основной ЦУП; 4 КСА1 4 КСА2; Без РПД

1. Многокритериальность

Загрузить Var_1.ini

ЗАПУСК

0,763

2. Надёжность

Согласно документации

ЗАПУСК

0,399

3. Расписание

Согласно документации

ЗАПУСК

0,605

4. Устойчивость

Загрузить SC_1_LIANA

ЗАПУСК

0,951

5. Пропускная способность

Выбрать "Сценарий 1"

ЗАПУСК

0,961

6. Эффективность

Выбрать "Сценарий 1"

ЗАПУСК

0,882

№	Сценарий	Надёжность	Расписание	Устойчивость	Проп.способность	Эффективность	Многокритериальность
1	Сценарий первый	0.784	0.804	0.807	0.832	0.688	0.795
2	Сценарий второй	0.766	0.729	0.930	0.893	0.760	0.783
3	Сценарий третий	0.699	0.732	0.891	0.703	0.811	0.806
4	Сценарий четвертый	0.623	0.702	0.852	0.943	0.653	0.825
5	Сценарий пятый	0.412	0.689	0.902	0.891	0.801	0.731
6	Сценарий шестой	0.540	0.670	0.913	0.972	0.762	0.692
7	Сценарий седьмой	0.399	0.605	0.951	0.961	0.882	0.763

Рис. 6.15. Результаты многокритериального оценивания вариантов распределения функций управления и соответствующих программных модулей в АСУ КА.

Так же как и для первого этапа, решения рассматриваемой задачи, в рамках ПП «РАСПИСАНИЕ» были получены для каждого сценария оптимальный вариант распределения функций управления (ПМ) между элементами АСУ КА, характеристики ПМ и соответствующий план выполнения технологических операций, но уже с учетом влияния возмущающих факторов.

В завершение данного подраздела приведем пример решения **задачи класса С** (задачи выбора управляющих воздействий и структурных параметров, обеспечивающих многокритериальный структурно-функциональный синтез текущего облика АСУ КА и его модельно-алгоритмического и программного обеспечения, а также оптимальное управление ее структурами). Данный класс задач в квалиметрии моделей и ПМК получил название «обратные задачи квалиметрии» (в отличие от прямых задач квалиметрии — класс А).

Постановка задачи данного класса применительно к рассматриваемому примеру состоит в следующем. **Заданы** технологические, топологические и функциональные структуры АСУ КА, а также соответствующие пространственно-временные, технические и технологические ограничения, связанные с решением задач управления КА. На рис. 6.16 представлен пример задания технология (функциональной структуры) сбора, обработки информации и формирования управляющих воздействий в АСУ КА. Каждому блоку на рисунке соответствует своя функция управления и соответствующий программный модуль. Применительно к перспективным системам сбора и обработки информации, создаваемым в настоящее время в отечественной космической отрасли на базе киберфизических систем и облачных сервисов содержание перечисленных блоков представлено на рис. 6.17.

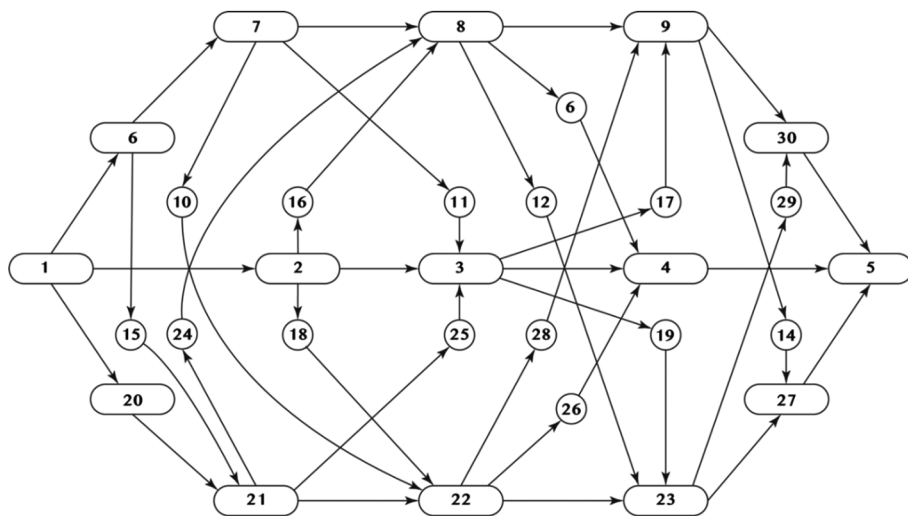


Рис. 6.16. Технология решения задач сбора, обработки данных и формировании управляющих воздействий в АСУ КА.

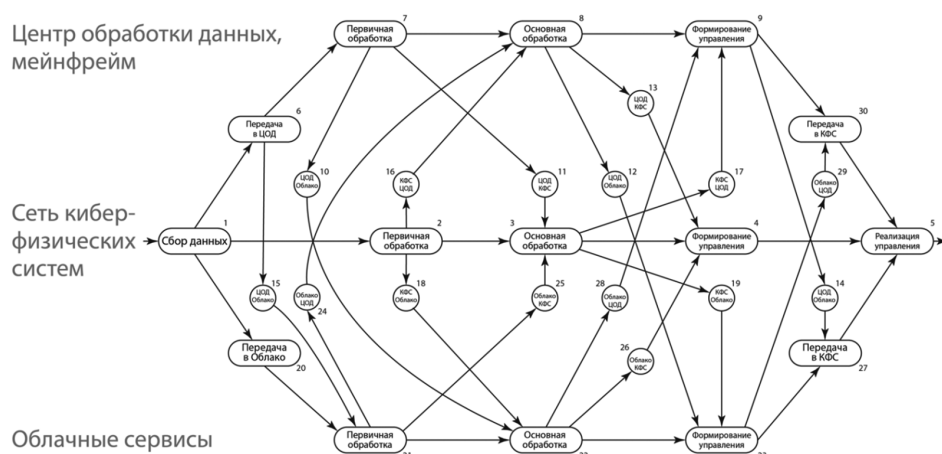


Рис. 6.17. Перечень и взаимосвязь выполняемых в АСУ КА функций управления, а также программных модулей, их реализующих на основе концепции киберфизических систем.

Требуется найти наилучший вариант распределения функций управления и соответствующих программных модулей в АСУ КА. В отличие от задачи класса А в данном случае мы рассматриваем не какие-то фиксированные варианты распределения функций, а все возможное множество указанных вариантов. Другими словами, решается задача синтеза, которую с помощью разработанного полимодельного комплекса и комбинированных методов оптимизации удалось свести к задаче оптимального программного управления, а ее, в свою очередь, к двухточечной краевой задаче [15, 22, 25, 39, 40].

Табл. 6.18. Результаты машинных экспериментов.

	Показатель	Программные модули																														Итого
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Сценарий 1	Алгоритм	FIFO																														
	Время	2				2				2											1	4	4						2		5	22
	Энергия	20				20				30											30	120	120						60		75	475
	Алгоритм	Оптимизация																														
	Время	2		4	4	2	4	4				3																				23
Сценарий 2	Энергия	20		40	40	20	40	60			45																					265
	Алгоритм	FIFO																														
	Время	4		8		4	8	8				6								12				8				8				66
	Энергия	40		80		40	80	120				90								120				240				240				1050
	Алгоритм	Оптимизация																														
	Время	4	5		4	4			6	2				4			4				1	4			3						5	46
	Энергия	40	50		40	40			90	30				60			40				30	120			90						75	705

В табл. 6.18 приведены результаты машинных экспериментов с разработанным комплексом программ для двух сценариев распределения функций

управления и программных модулей в АСУ КА на интервале времени, равном 1440 мин. (1 сут.).

В рамках первого сценария осуществлялось конфигурирование программных модулей, общее число которых равнялось 30 (для одного космического аппарата). **Для второго сценария** рассматривались уже два КА (общее число программных модулей, которые могли в этом случае быть распределены, равнялось 60). В качестве показателей оптимизации рассматривались показатель затрат времени на сбор, обработку, анализ информации и формирование управляющих воздействий, а также показатель затрат ресурсов (энергетики) при реализации соответствующих планов распределения функций (программных модулей).

На рис. 6.19–6.22 в графическом виде представлены (эвристические) и оптимальные планы распределения функций управления (программных модулей) для рассматриваемых сценариев изменения внешней обстановки. Из анализа результатов машинных экспериментов следует, что за счет оптимизации могут быть улучшены значения соответствующих показателей на 25–30%.

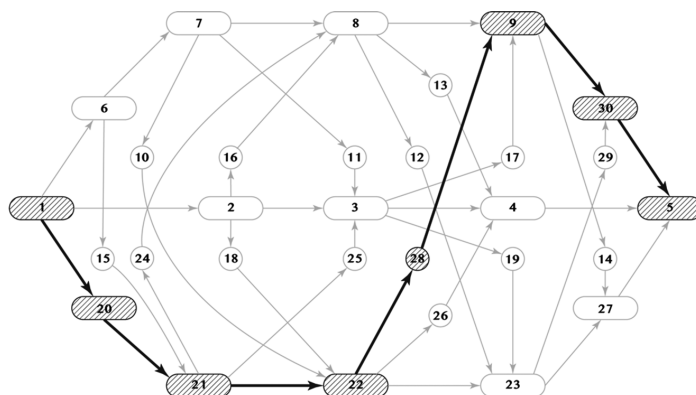


Рис. 6.19. Конфигурирование программных модулей по первому сценарию (эвристический план).

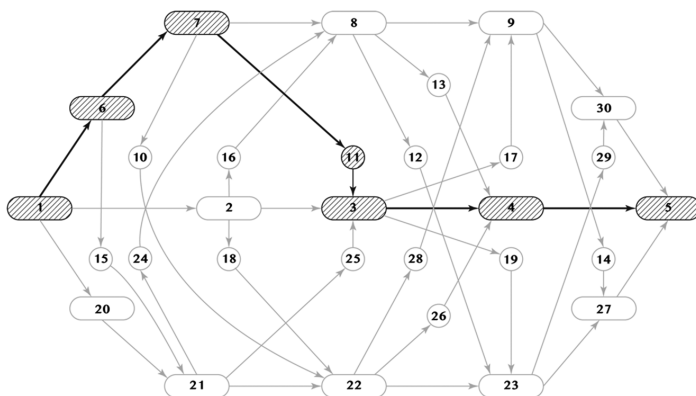


Рис. 6.20. Конфигурирование программных модулей по первому сценарию (оптимальный план).

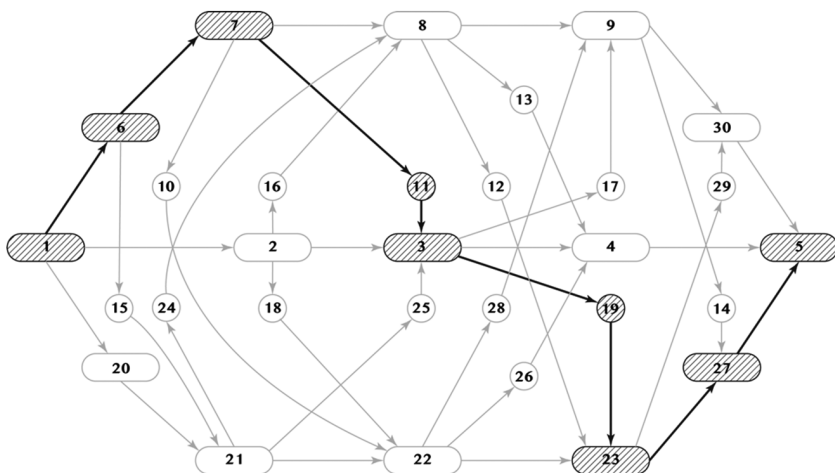


Рис. 6.21. Конфигурирование программных модулей по второму сценарию (эвристический план).

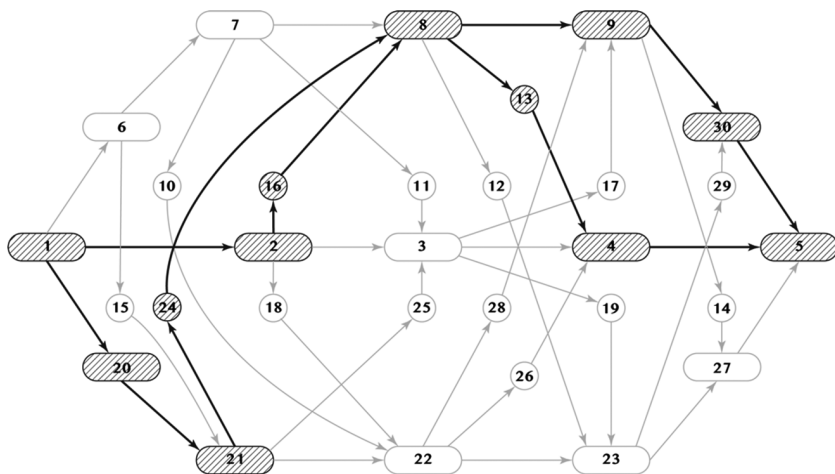


Рис. 6.22. Конфигурирование программных модулей по второму сценарию (оптимальный план).

Основное отличие и достоинство предложенного подхода к формированию (синтезу) требуемых значений показателей качества моделей, методов и программ автоматизированного управления космическими аппаратами состоит в том, что через предложенный полимодельный комплекс данные показатели в явном виде связаны многочисленными причинно-следственными отношениями с множеством параметров и характеристик, определяющих облик АСУ КА. Это открывает широкие перспективы по проведению дальнейшей многокритериальной многоструктурной оптимизации как самой АСУ КА, так и технологий ее функционирования.

6.6. Решение задачи оценивания качества и параметрической адаптации моделей оперативного прогнозирования наводнений

Мониторинг и прогнозирование наводнений являются в настоящее время ключевыми задачами при обеспечении безопасности жизнедеятельности в населенных пунктах, расположенных в долинах рек. Своевременное предупреждение служб по чрезвычайным ситуациям и населения о надвигающейся угрозе является условием сохранения жизни и здоровья людей, а также минимизации экономического ущерба в потенциально опасных районах [41–43].

С научно-методической точки зрения одной из основных проблем, возникающих при решении задач прогнозирования наводнений, является обеспечение высокого или требуемого качества прогноза при имеющемся и фактически доступном объеме исходных данных.

Требования к составу и объему исходных данных определяются типом гидрологической задачи (например, прогноз половодья, паводка, нагона или волны прорыва) и величиной интервала прогноза. Долгосрочный и среднесрочный прогнозы требуют больших объемов исходных данных, таких как характеристики снежного покрова, свойства почв, растительности на водосборе, метеорологических характеристики и др. В результате долгосрочного и среднесрочного прогнозирования формируются, как правило, обобщенные оценки гидрологической обстановки в анализируемом районе, возможные границы зон затопления территории при тех или других сценариях развития гидрологической ситуации, а также определение гидравлических параметров водного потока на затопленной территории. Но существующая степень достоверности исходных данных, прежде всего о климатических факторах, не позволяет достаточно точно оценить границы, глубины и время затопления каждого конкретного участка территории при долгосрочном и среднесрочном прогнозировании. А именно это зачастую необходимо тем лицам и организациям, которые должны использовать результаты прогноза при планировании и проведении аварийно-спасательных мероприятий, а также населению, оказавшемуся в зоне потенциального затопления.

В этом смысле *особенное значение имеют модели, методы, технологии и системы оперативного (краткосрочного) прогнозирования наводнений*, основанные на численном моделировании перемещения волны половодий и паводков и предназначенные для получения высокоточных оценок параметров затоплений в интервале от нескольких часов до нескольких суток [44, 45, 55, 56]. Состав гидрометеорологических исходных данных в данном случае определяется, прежде всего, достаточно точными результатами измерений текущего уровня и расхода воды при уже начавшемся процессе нарастания интенсивности водного потока.

Необходимо отметить, что именно высокоточное оценивание границ затоплений и уровней подъема воды через заданный интервал времени и с учетом конкретных условий распространения водного потока принципиально отличает рассматриваемые задачи прогнозирования от задач монито-

ринга наводнений, фиксирующих границы зон уже состоявшихся разливов воды, и задач геоинформационного моделирования [57], позволяющих оценить возможные границы зон разлива воды при тех или других потенциально возможных уровнях ее подъема.

В этих условиях важное значение приобретает **проблема ситуационного оценивания качества моделей оперативного прогнозирования наводнений, их параметрической и структурной адаптации** к постоянно изменяющейся обстановке и, наконец, проблема выбора для конкретного интервала времени той математической модели, которая в наибольшей степени адекватно описывает и прогнозирует гидрологическую обстановку.

Сразу же следует сказать, что оценивание и выбор моделей прогнозирования наводнений проводился в рассматриваемом в данном разделе в рамках разработанной информационной системы (ИС) оперативного прогнозирования наводнений (ИС «ПРОСТОР»), обобщенная схема которой представлена на рис. 6.22 (более подробная информация на сайте <http://litsam.ru>), а основы построения изложены в статьях [44, 45, 55, 56].



Рис. 6.22. Обобщенная схема информационной системы оперативного прогнозирования наводнений.

Из анализа данной схемы следует, что в состав распределенной информационной системы входят гидрологические датчики, установленные на соответствующих гидропостах и поставляющие реальные данные о текущем уровне воды в точке расположения данного поста. Также в составе рассматриваемой системы можно выделить следующие оригинальные архитектурные и программные решения:

- сервисная шина, представленная программным продуктом OpenESB;
- интерпретатор сценария на языке BPEL, встроенный в сервисную шину OpenESB;
- программное обеспечение для отображения данных по стандартам веб-картографии GeoServer;
- система управления базой пространственных данных PostgreSQL с дополнением PostGIS;

- сервер администрирования на базе Python;
- сервис сбора данных с гидрологических датчиков;
- сервис прогнозирования значений параметров гидродинамических процессов;
- сервис, управляющий работой расчетной гидродинамической модели;
- сервис обработки и интерпретации результатов расчетов;
- пользовательский веб-интерфейс в виде прогрессивного веб-приложения, адаптированного для работы на стационарных и мобильных пользовательских терминалах и обеспечивающего выполнение принципиального требования о необходимости минимизации специальных знаний потребителя для работы с информационными системами

Все данные, с которыми работает система, хранятся в битемпоральной базе данных. В ее основе лежит темпоральная модель данных (ТМД), позволяющая хранить сведения о жизненном цикле данных. ТМД применяется для хранения как исходных данных (гидрометеорологических), так и результатов моделирования. Битемпоральность означает хранение как времени актуальности определенных данных, так и транзакционного времени (момент записи данных в хранилище).

Использование битемпоральной базы данных обеспечивает как оперативную работу системы мониторинга наводнений, так и работу в режиме моделирования «по прошлому» и сценарного моделирования. Таким образом выполняется анализ обоснованности принятых решений в прошлом с учетом имеющейся информации на заданный момент времени.

Доступ пользователя к темпоральным данным реализован в виде временной шкалы в веб-интерфейсе. Используя этот механизм, пользователь может просматривать различные данные (исходные, исторические и прогнозируемые) без специальных знаний (например, формального языка запросов), просто перемещая ползунок шкалы.

Созданный прототип системы оперативного прогнозирования наводнений выполняет в автоматическом режиме полный цикл моделирования: от сбора исходных данных с гидрологических датчиков до обновления результатов прогнозирования в пользовательском интерфейсе. Координацию работы всех подсистем и сервисов осуществляет интерпретатор BPEL процессов посредством сервисной шины. Доступ к информации с гидрологических датчиков предоставляется в формате JSON, расчетные сервисы взаимодействуют по стандартам веб-сервисов, используя формат сообщений SOAP. В результате работы системы в базе пространственных данных формируются записи, которые преобразуются геосервером в формат WMS и поставляются в пользовательский интерфейс. Сам интерфейс предоставляет конечному пользователю необходимый минимум инструментов для работы с результатами прогнозирования: строка поиска пространственных данных, перечень отображаемых в данный момент данных, временная шкала для работы с темпоральными данными. Таким образом, вся сложность, связанная с использованием разнородных территориально распределенных информационных систем, скрыта от пользователя за счет полной автоматизации вычислительного процесса. Это позволяет использовать систему не только специалистам с высоким уровнем знаний в области ГИС и ин-

формационных технологий, но и специалистам в предметной области (гидрологии), а также другим пользователям, заинтересованным в результатах прогноза наводнений (службы по чрезвычайным ситуациям, органы исполнительной власти, коммерческие организации и граждане).

Одними из ключевых компонентов системы являются модели подготовки исходных данных для загрузки непосредственно в гидродинамические модели, осуществляющие расчет зон и глубин затоплений. Такими исходными данными являются прогнозируемые уровни и расходы воды в заранее определенных сечениях русла реки.

В рассматриваемом прототипе системы оперативного прогнозирования наводнений использовались *два альтернативных класса моделей*. К первому классу моделей относятся *модели, описывающие искусственные нейронные сети (ИНС)*. Во второй класс моделей входят *аналитико-имитационные гидрологические модели*, реализованные в составе программного комплекса «ЕСОМАГ» [47].

Современные ИНС представляют собой систему взаимосвязанных и взаимодействующих между собой простых искусственных нейронов (процессоров). Такие нейроны зачастую просты и маломощны, особенно по сравнению с используемыми в персональных компьютерах. Каждый из нейронов такой сети выполняет лишь ряд простых операций – получение сигнала, его простейшее преобразование и передачу в последующие слои ИНС. Вместе с тем, при объединении нейронов в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием подобные простые процессоры способны в параллельном режиме решать очень сложные задачи [48, 50–54]. Если рассматривать ИНС с точки зрения машинного обучения, то они являются еще одним перспективным классом моделей, используемым для распознавания образов, при дискриминантном анализе, кластерном анализе и т. п. В этом случае задача обучения ИНС представляет собой многопараметрическую задачу нелинейной оптимизации. Проведенный анализ показал, что перечисленные особенности ИНС позволяют использовать указанные сети для задачи прогнозирования уровня воды при весеннем ледоходе. Покажем, как это можно осуществить, базируясь на предложенных ранее методологических и методических основах квалиметрии моделей и полимодельных комплексов.

В рассматриваемом примере наблюдение за уровнем воды проводилось на реке Северная Двина в 2018 г. [49]. Для прогнозирования уровня воды были выбраны три поста на притоках реки Северная Двина: посты Тотьма и Каликино на реке Сухона и пост Гаврино на слиянии рек Юг и Луза. Выбор данных постов был обусловлен областью формирования ледовых заторов. Одной из основных «проблемных» областей на Северной Двине является область между городами Великий Устюг и Котлас. На данном участке очень часто случаются заторы, что приводит к затоплению города Великий Устюг, расположенного на слиянии рек Сухона и Юг. Соответственно, прогнозирование уровня на постах этих рек выше по течению позволило бы спрогнозировать и область затопления и оперативно среагировать на опасную ситуацию. Однако, поскольку пост Гаврино был закрыт в 1989 г., данные с него рассчитывались при объединении и аппроксимации результатов измерения

гидрологических данных, поступивших с постов Красавино на реке Луза и Подосиновцы на реке Юг.

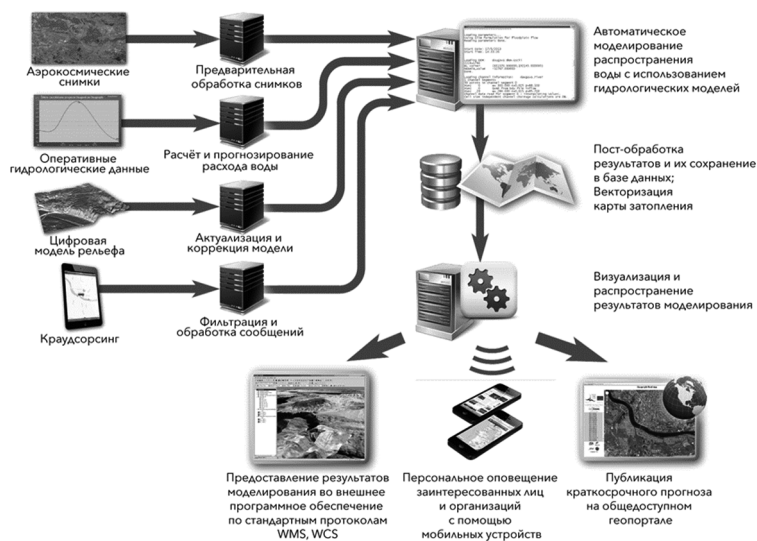


Рис. 6.23. Схема эксперимента по апробации системы оперативного прогнозирования наводнений.

Поскольку данные посты находились лишь немного выше по течению и крупных притоков между ними и бывшим постом Гаврино не было, считается, что данная подмена не приводит к большим погрешностям в итоговых результатах оперативного прогнозирования уровня подъема воды в ходе наводнения. Пост Тотъя использовался же для прогнозирования схода талых вод с устья Сухоны, которые могут стать причиной второй волны затопления. В целом, было принято решение для краткосрочного оперативного прогнозирования наводнения в рассматриваемом районе использовать только данные о расходе и об уровне воды с гидрологических постов, а также данные о температуре с метеорологических постов.

При разработке и выборе конкретных моделей и методов прогнозирования наводнений на рассматриваемом участке реки необходимо учитывать, что, несмотря на имеющийся внушительный объем исторических статистических данных, полученных ранее с перечисленных гидропостов, большая часть из них имеет «обрывочный», «мозаичный» характер. Вызвано это тем, что в ходе предыдущих наводнений по тем или иным причинам посты функционировали не на постоянной основе как в течение года, так и в период половодья, не для каждого года имелись данные одновременно и по уровню воды, и по расходу. Кроме того, данные с некоторых постов за конкретные годы вообще отсутствовали. В связи с этим, для обучения разрабатываемых прогностических ИНС был вручную составлен обучающий набор данных за несколько лет, а также были подобраны следующие векторы, которые соответствуют перечисленным гидропостам:

$$I_i = \{L_i, L3_i, LRT3_i, F_i, F3_i, FRT3_i, T, T3, TRT3, T7, TRT7\},$$

где i – индекс соответствующего гидропоста, $i = 1$ – гидропост Каликино, $i = 2$ – гидропост Гаврино, $i = 3$ – гидропост Тотьма;

L_i – уровень воды на гидропосту i на текущий день, см;

$L3_i$ – среднее значение уровня воды на гидропосту i за последние 3 дня, см;

$LRT3_i$ – скорость изменения уровня воды на гидропосту i за последние 3 дня, вычисляемая по формуле:

$$LRT3_i = \frac{(L_i - L_{3i})}{L_{3i}}, \quad (6.43)$$

где $L3_i$ – уровень воды на гидропосту i три дня назад, см;

F_i – текущий расход воды на гидропосту i на текущий день, м³/с;

$F3_i$ – среднее значение расхода воды на гидропосту i за последние три дня, м³/с;

$FRT3_i$ – скорость изменения расхода воды на гидропосту i за последние три дня, вычисляемая по формуле:

$$FRT3_i = \frac{(F_i - F_{3i})}{F_{3i}}, \quad (6.44)$$

где $F3_i$ – расход воды на гидропосту i три дня назад, м³/с;

T – температура на метеопосту Великий Устюг на текущий день, С°;

$T3$ – средняя температура на метеопосту Великий Устюг за последние три дня, С°;

$TRT3$ – скорость изменения температуры на метеопосту Великий Устюг за последние три дня, вычисляемая по формуле:

$$TRT3 = \frac{(T - T_3)}{T_3}, \quad (6.45)$$

где $T3$ – температура на метеопосту Великий Устюг три дня назад, С°;

$T7$ – средняя температура на метеопосту Великий Устюг за последние семь дней, С°;

$TRT7$ – скорость изменения температуры на метеопосту Великий Устюг за последние семь дней, вычисляемая по формуле (6.46);

$$TRT7 = \frac{(T - T_7)}{T_7}, \quad (6.46)$$

где $T7$ – температура на метеопосту Великий Устюг семь дней назад, С°.

В итоге выходной вектор ИНС может быть представлен в виде:

$$O_i = \{Lnd_i, Fnd_i\},$$

где Lnd_i – прогнозируемый на следующий день уровень воды на гидропосту i , (см); Fnd_i – прогнозируемый на следующий день расход воды на гидропосту i , м³/с.

Поскольку к настоящему моменту времени отсутствуют прецеденты создания сетей для данной задачи (существующие конфигурации ИНС, используемые для прогнозирования уровня воды, обучались на примерах на-

воднения рек, которые либо не замерзают, либо уровень промерзания зимой незначителен [51–54]), был разработан алгоритм автоматического подбора (адаптации) конфигурационных параметров предложенных моделей ИНС. В качестве методической основы предложенного обобщенного алгоритма адаптации параметров ИНС была использована процедура, рассмотренная ранее в подразделе 3.4 (см. формулы (3.37), (3.38), (3.46)–(3.48)).

Рассматриваемый алгоритм, в свою очередь, был построен на базе генетического алгоритма (ГА) [48], где в качестве «особей» выступали простые перцептроны Румельхарта. Данный перцептрон прост в разработке, настройке и последующем использовании, а его универсальность позволяет использовать этот перцептрон для решения широкого спектра задач динамического распознавания ситуаций [49].

Следует отметить, что применение ГА для решения задачи выбора наиболее предпочтительной модели ИНС, используемой при оперативном прогнозировании наводнения, не гарантирует нахождения глобального экстремума функции невязки, оценивающей расхождение между реальными и моделируемыми данными. Тем не менее данный алгоритм приемлем для поиска «достаточно хорошего» решения за «достаточно короткое время» сложно формализованных задач больших размерностей, к числу которых и относится задача автоматического обучения и адаптации ИНС. Разработанный ГА был ориентирован на выбор среди ряда обучаемых ИНС наиболее точных (в смысле невязки, оценивающей расхождение между реальными и моделируемыми данными), осуществляя при этом последовательную настройку их параметров для повышения точности работы. В процессе работы ГА подстраивались следующие параметры предложенных ИНС:

- количество скрытых слоев;
- количество нейронов в скрытом слое;
- функция активации нейронов скрытого слоя;
- количество эпох обучения.

Для конкретной обстановки в результате работы формируется ИНС Румельхарта с адаптированными параметрами, обеспечивающая требуемую точность и достоверность решения исследуемой задачи оперативного прогнозирования наводнения.

Рассмотрим более подробно предложенный алгоритм обучения (адаптации) и отбора ИНС. Указанный алгоритм был реализован следующим образом:

Шаг 1. В первой родительской популяции генерировалось M ИНС (далее «особей»), со случайно заданными параметрами; далее осуществлялся селекционный цикл отбора.

Шаг 2. Генерировались N_d дочерних «особей», параметры которых выбирались случайно из двух параметров случайно подобранных родительских «особей», а также N_g «особи», параметры которых задавались полностью случайно;

Шаг 3. Селекция осуществлялась по методу рулетки:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, \quad (6.47)$$

где p_i – вероятность выбора i -й «особи»;

f_i – значение функции приспособленности для i -й «особи»;

N – количество «особей» в популяции.

В основу функции приспособленности был положен расчет погрешности спрогнозированного ИНС значения относительно реального значения тестовой выборки:

$$f_i = \frac{1}{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^M (\varepsilon_{ij} - \omega_j)^2}{M}}}, \quad (6.48)$$

где ε_{ij} значение, спрогнозированное i -й сетью для j -го тестового вектора;

ω_j – реальное выходное значение j -го тестового вектора;

M – количество тестовых векторов.

Результатом данной формулы было значение уровня приспособленности, обратно пропорциональное средней квадратичной ошибке i -й ИНС на тестовой выборке. В результате селекции в текущее поколение из $(M + N_d + N_r)$ «особей» отбиралось M с наибольшим значением p .

Шаг 4. Для всех «особей» рассчитывалась средняя квадратичная ошибка прогноза. Если хотя бы одна «особь» показывала погрешность ниже заданной, цикл прерывался и «особь» с наименьшей ошибкой принималась в качестве «победившей»;

Шаг 5. Опционально, если за I итераций не была получена особь с погрешностью ниже заданной, цикл запускался сначала с новой родительской популяцией, для которой задавались новые случайные значения параметров.

Для рассматриваемого примера прогнозирования наводнения были приняты следующие численные параметры алгоритма: $M = 10$, $N_d = 8$, $N_r = 2$, $I = 1000$.

В результате работы данного алгоритма наиболее предпочтительной моделью ИНС стала ИНС со следующими параметрами:

- количество скрытых слоев – 2;
- количество нейронов в скрытых слоях – 33;
- функция активации нейронов скрытого слоя – PReLU (Parametric Rectified Linear Unit приняла следующий вид:

$$f(x) = \begin{cases} \alpha x, & \wedge x < 0 \\ x, & \wedge x \geq 0 \end{cases},$$

где α – обучающий массив той же размерности, что и x [10];

4) функция активации нейронов выходного слоя – PReLU.

Для учета сезонной статичной поправки в уровнях было введено автоматически вычисляемое слагаемое. На каждой итерации прогнозирования осуществлялся прогноз не только на следующий, но и на предыдущий день. Получившийся прогноз уровня на предыдущий день сравнивался с реальным уровнем воды, полученным с соответствующих гидропостов, и разница между этими уровнями принималась в качестве дополнительного (поправочного) слагаемого:

$$Lnd' = Lnd + (L_1 - Lnd_1), \quad (6.49)$$

где Lnd' – итоговый прогноз уровня воды на следующий день;

Lnd – прогноз уровня воды ИНС на следующий день;

L_1 – реальный уровень воды за предыдущий день;

Lnd_1 – прогноз уровня воды ИНС на предыдущий день.

Для прогноза более чем на один день обученная ИНС рекурсивно вызывалась внешней частью сервиса, входящего в состав разработанной информационной системы «ПРОСТОР». Предварительное обучения и оптимизация ИНС проводились на основе исторических данных, связанных с прошедшими наводнениями на рассматриваемом участке местности.

Обучение и оптимизация ИНС проходили в течение двух дней и потребовали 12 итераций. В таблице 6.29 представлена динамика хода итерационного процесса, а также величины снижения средней ошибки в популяции, в ходе обучения. Из анализа таблицы следует, что разработанная процедура улучшения качества модели прогнозирования уровня подъема воды при наводнении на основе ИНС существенно повысила ее прогностически-упреждающие возможности.

В завершение данного подраздела рассмотрим результаты работы выбранных и адаптированных моделей ИНС. На рис. 6.24–6.26 представлены результаты прогнозирования с помощью предложенных ИНС уровня воды в районах расположения трех гидропостов (о которых уже говорилось ранее) за период 09.03.2018 – 29.04.2018.

Табл. 6.29. Динамика снижения средней ошибки в ходе обучения.

Этап обучения	Средняя ошибка на тестовой выборке, %
Стартовая популяция	15
1-я итерация обучения	3
4-я итерация обучения	1
12-я итерация обучения, итоговая	0,5



Рис. 6.24. Результаты прогнозирования уровня воды с использованием ИНС для поста Каликино.



Рис. 6.25. Результаты прогнозирования уровня воды с использованием ИНС для поста Гаврино.

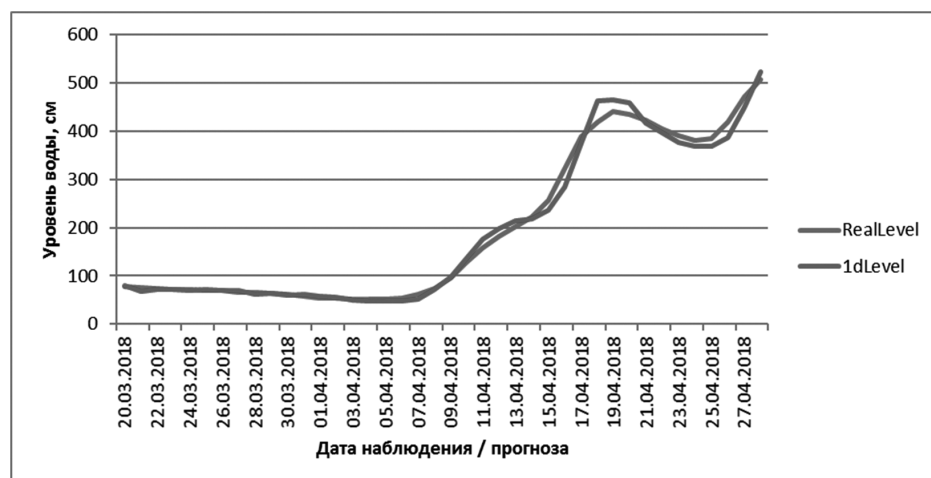


Рис. 6.26. Результаты прогнозирования уровня воды с использованием ИНС для поста Тотьма.

Анализ приведенных графиков показывает, что наихудшая точность прогноза была получена для поста Каликино, на котором и образовалась аномальная ситуация. Для постов Гаврино и Тотьма, в которых режим ледохода был близок к среднестатистическому, точность оказалась выше. Далее, результаты прогноза ИНС сравнили с результатами прогнозирования, полученными путем упреждающего имитационного моделирования в рамках программного комплекса «ECOMAG» (рис. 6.27, 6.28).

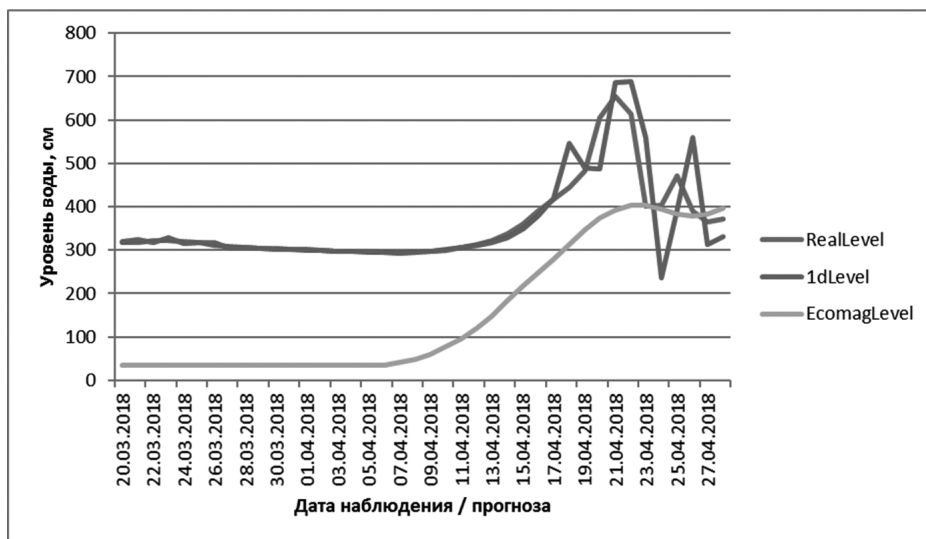


Рис. 6.27. Сравнение результатов прогнозирования для поста Каликино.

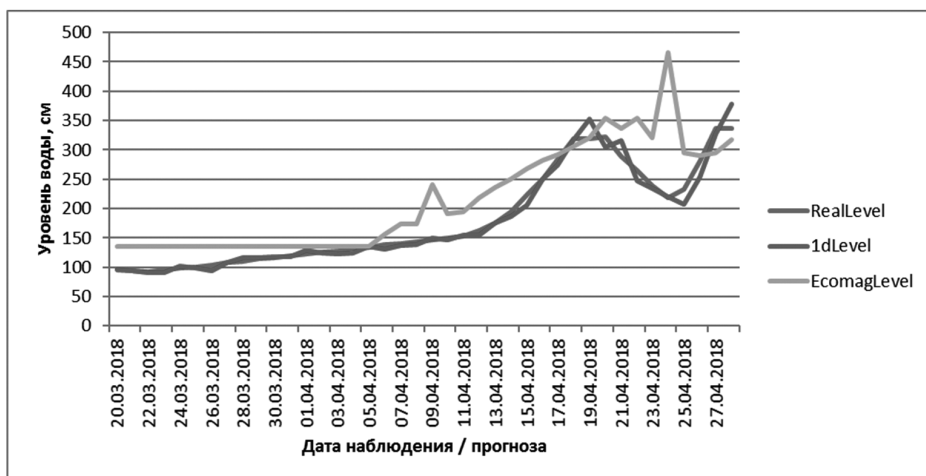


Рис. 6.28. Сравнение результатов прогнозирования для поста Гаврино.

По результатам сравнения прогнозов видно, что имитационная модель, в связи с имеющейся постоянной необходимостью ручной настройки ее параметров специалистом, реагировала на изменения складывающейся паводковой ситуации существенно медленнее, однако корректнее реагировала на нештатные ситуации и точнее определяла тренды развития таких ситуаций в долгосрочной перспективе (к примеру, если сравнить результаты ее работы с прогнозом на основе модели ИНС на три дня вперед для поста Каликино на рис. 6.29).

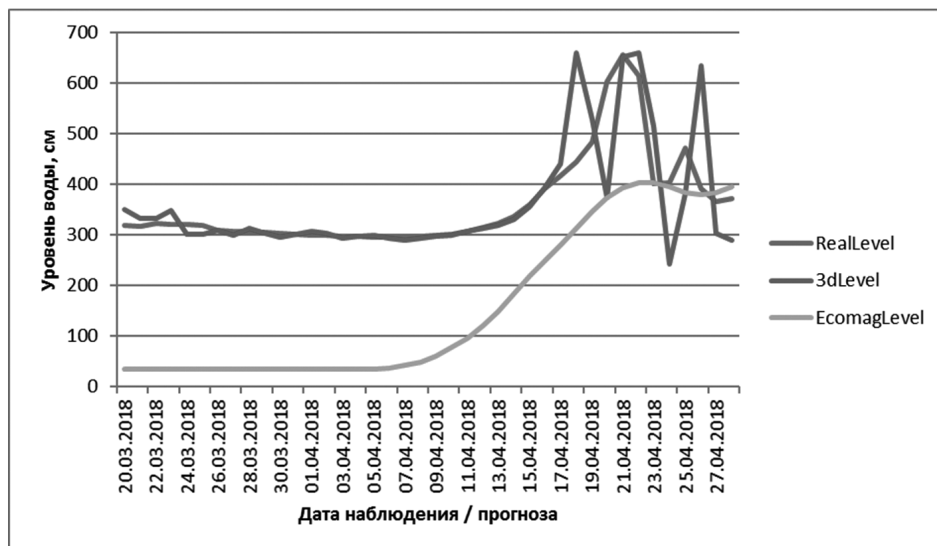


Рис. 6.29. Сравнение долгосрочных прогнозов для поста Каликино.

Из анализа данного графика видно, что прогнозирование с помощью ИНС для нештатных ситуаций более неустойчиво и дает существенно большую погрешность при долгосрочных прогнозах их возникновения.

Таким образом, по результатам проведенных исследований можно сделать вывод, что ИНС дают лучший результат в режиме нормального функционирования и способны с высокой точностью прогнозировать длительные по времени и инертные изменения, влияющие на уровень воды. Это обусловлено большим набором тестовых примеров в период нормального ледохода, что позволило научить сети с высокой точностью прогнозировать уровень воды в таких условиях. В свою очередь, прогнозирование резких изменений и аномальных ситуаций дают высокую погрешность, поскольку, с одной стороны, отсутствовало достаточное количество обучающих данных, которые бы позволили охватить изменения уровня при всех возможных аномальных ситуациях. С другой стороны, множество аномальных ситуаций обусловлено причинами, возникающими в период замерзания реки или в зимний период. ИНС же в своем прогнозе использует только оперативные данные о текущем состоянии реки и не может учитывать эти долгосрочные причины и оценивать их влияние на уровень воды.

Имитационная модель ECOMAG, в свою очередь, все эти данные способна конструктивно учитывать и на этой основе обеспечивать прогнозирование возможных долгосрочных аномальных ситуаций. Однако для каждой такой ситуации требуется ручная настройка множества входных параметров модели специалистом, что сильно снижает оперативность прогнозов. Все это иллюстрируется, к примеру, большой погрешностью при расчете уровня в начале ледохода на гидропосту Каликино. Несмотря на высокую точность прогнозирования изменений уровня, имела место высокая же си-

стематическая ошибка, которая была обусловлена ледниковым «зажором», который, в свою очередь, спровоцировал поднятие уровня воды. Поскольку характеристики этого «зажора» не были известны, не было возможности оперативного внесения поправок в модель и исправления погрешности прогноза.

На основании всех этих причин в процессе работы ИС «ПРОСТОР» во время нормального ледохода прогнозирование осуществлялось с помощью ИНС. В то же время уже при возникновении нештатной ситуации происходило переключение на имитационную модель, которая позволяла точнее спрогнозировать характер развития данной ситуации. Данная технология системного моделирования и оперативного прогнозирования хорошо иллюстрирует основные этапы алгоритма структурной адаптации моделей, предложенного в 4-м разделе данной монографии. На рис. 6.30 представлена фотография, иллюстрирующая прогностические возможности разработанного комплекса моделей, которые позволили с высокой точностью оценить районы затопления территорий, прилегающих к р. Даугава, во время наводнения 2013 г. [49].



Рис. 6.30. Динамика развития наводнения. Фотоснимки с интервалом в сутки.

6.7. Оценивание качества моделей и методов определения технического состояния объекта

Высокие требования, предъявляемые в настоящее время к качеству и достоверности оценивания состояния сложных технических объектов, приводят к необходимости постоянного совершенствования технологии мониторинга их состояния, которая, в общем случае, включает в себя взаимосвязанные процессы сбора, обработки, контроля и анализа измерительной информации, а также процессы диагностирования в случае возникновения сбоев и неисправностей. В связи с указанным в состав любой современной АСУ в качестве базовой подсистемы входит автоматизированная система мониторинга (АСМ) состояния объекта, главной функцией которой, по сути, является определение состояния, или, более точно, проведение мониторинга состояний объектов управления АСУ. В условиях повышения

требований к АСУ эффективность ее применения во многом определяется эффективностью АСМ как подсистемы АСУ. Тем более что в АСМ циркулируют большие и даже сверхбольшие потоки информации, значительная часть которой является измерительной и составляет свыше 80% от всего объема используемой в контурах управления АСУ информации. При этом требования к процессам обработки и представления результатов обработки этой доли информации достаточно жесткие, так как на ее основе осуществляется управление объектами в режиме реального времени. Одной из задач, решаемых при мониторинге состояния сложных технических объектов, является диагностирование в сжатые сроки их неисправностей и отказов.

В качестве примера рассмотрим возможный подход к решению задачи обоснованного выбора метода распознавания технического состояния (ТС) объекта.

Для решения задачи будем использовать диагностические СФ-модель и О-модель, которые, соответственно, представляются в виде кортежей [60, 61]:

$$\text{МСФ} = \langle S, \Pi, L, \Phi \rangle; \quad (6.50)$$

$$\text{Мо} = \langle S, \Omega, P, \hat{\Pi} \rangle. \quad (6.51)$$

Элементами этих моделей являются:

$S = \{S_i \mid i = \overline{1, m}\}$ – множество возможных ТС объекта, которые представляют собой либо исправные состояния в различных режимах работы объекта (при решении задачи контроля правильности функционирования), либо неисправные, вызванные отказами функциональных элементов, с точностью до которых локализируются неисправности (при решении задачи диагностирования).

$\Pi = \{\pi_j \mid j = \overline{1, n}\}$ – множество показателей (параметров), информативных для распознавания ТС объекта.

$L = \{\ell_{ij} \mid i = \overline{1, m}; j = \overline{1, n}\}$ – множество диагностических признаков, представляющих собой интервалы на шкале показателя (параметра) $\pi_j \in \Pi$, по принадлежности к которым можно различить хотя бы одно ТС от всех остальных, т. е. на множестве L все ТС $S_i \subseteq S$ попарно различимы. Будем полагать, что зарегистрированные значения y_j соответствующих параметров $\pi_j \in \Pi$ являются вещественными числами, равномерно распределенными по заданным интервалам λ_{ij} и представляют собой измерительную информацию, поступающую с объекта.

$\hat{\Pi} = \{\hat{\pi}_j \mid j = \overline{1, n}\}$ – множество проверок, взаимно однозначно соответствующее множеству Π , т. е. $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$ есть проверка соответствующего параметра $\pi_j \in \Pi$, которая заключается в измерении его текущего значения y_j и выявлении принадлежности этого значения интервалу $\lambda_{ij} \in L$ или нескольким интервалам, если они пересекаются.

$\Phi: S \times \Pi \rightarrow L$ – отображение, устанавливающее связь между элементами множеств L , S , и Π .

$\Omega = \{R \mid R \subseteq S\}$ – множество информационных состояний (ИС), под которыми будем понимать состояния процесса диагностирования, в отличие от состояний S_i ($i = \overline{1, m}$), подлежащих распознаванию. Такое название обусловлено тем, что всякое подмножество $R \subseteq S$ характеризует степень неопределенности распознаваемого ТС объекта [60, с. 447].

Элементы в множестве Ω различаются по своей мощности. Каждое из этих ИС $R \in \Omega$ физически означает подмножество «подозреваемых» ТС, в одном из которых может находиться объект в момент определения его состояния. Конечными ИС являются одноэлементные множества $R = \{S_i\}$, $i = \overline{1, m}$, которые обозначим через R_i . Все остальные неконечные ИС $R \subseteq S$, для которых $2 \leq \text{card}\{R\} \leq m$, обозначим через R_k ($k = m + 1, m + 2, \dots$).

$P = \{P(R) \mid R \in \Omega\}$ – множество вероятностей рассматриваемых ИС, заданных на множестве Ω , которые используются в случайном процессе выбора последовательности проверок, необходимых для распознавания ТС объекта.

Кроме того, может быть задано множество $C = \{c(\hat{\pi}_j) \mid j = \overline{1, n}\}$ затрат ресурсов (временных или материальных) на выполнение проверок $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$, где $c(\hat{\pi}_j)$ – цена каждой проверки.

Исходом проверки $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$, выполняемой в информационном состоянии R_k , назовем событие, заключающееся в попадании измеренного значения y_j параметра $\pi_j \in \Pi$ в один из подынтервалов $\Delta_{kj} = \bigcap_{\{i: S_i \in R_k\}} \ell_{ij}$. Очевидно, что число ω_{kj} возможных исходов проверки равно числу выделенных подынтервалов и что это число конечно. Каждому подынтервалу Δ_{kj} присвоим порядковый номер v , т. е. введем обозначение $\Delta_{kj}^v = \bigcap_{\{i: S_i \in R_{kj}^v\}} \ell_{ij}$. Соответственно, v -й исход проверки обозначим через $\hat{\pi}_j^v$, определив его как событие $y_j \in \Delta_{kj}^v$, $v = \overline{1, \omega_{kj}}$.

Тогда проверку $\hat{\pi}_j$ можем формально представить как отображение

$$\hat{\pi}_j : R_k \rightarrow R_{kj}^v, \text{ если } y_j \in \Delta_{kj}^v, \quad v = \overline{1, \omega_{kj}}, \quad (6.52)$$

где $R_{kj}^v \subset R_k$ – подмножество, содержащее только те из ТС $S_i \in R_k$, которым соответствуют пересекающиеся интервалы $\lambda_{ij} \in L$, т. е.

$$R_{kj}^v = \left\{ S_i \in R_k \mid i : \bigcap_{\{i\}} \ell_{ij} \neq \emptyset \right\}. \quad (6.53)$$

При v -м исходе проверки $\hat{\pi}_j$ из ИС R_k получается новое ИС R_{kj}^v , содержащее меньшее число «подозреваемых» ТС, т. е. $\text{card}\{R_{kj}^v\} < \text{card}\{R_k\}$.

Вероятность $P_k(\hat{\pi}_j^v)$ исхода проверки $\hat{\pi}_j$, выполненной в ИС R_k , определяется вероятностью $P(R_{kj}^v / R_k)$ перехода из ИС R_k в ИС R_{kj}^v и вычисляется по формуле

$$P_k(\hat{\pi}_j^v) = P(R_{kj}^v / R_k) = \frac{|\Delta_{kj}^v|}{|\nabla_{kj}|}, \quad (6.54)$$

где $|\Delta_{kj}^v| = \left| \bigcap_{\{i: S_i \in R_{ij}^v\}} \ell_{ij} \right|$ и $|\nabla_{kj}| = \left| \bigcup_{\{f: S_f \in R_k\}} \ell_{ff} \right|$ – длины соответствующих подынтервалов.

Процесс распознавания ТС, в котором находится объект, будет более эффективным, если для проверок использовать только такие, которые позволяют отличить хотя бы одно ТС S_i от другого. Такие проверки будем называть разрешенными (допустимыми).

Другими словами, проверку $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_k$ назовем разрешенной (допустимой) для выполнения в ИС $R_k \subseteq S$, если найдется хотя бы одна пара технических состояний $S_i, S_f \in R_k$, которым соответствуют непересекающиеся интервалы $\lambda_{ij}, \lambda_{ff} \in L$. Условие, по которому определяется подмножество $\hat{\Pi}_k$ допустимых проверок, запишем в виде

$$\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_k, \text{ если } (\exists S_i, S_f \in R_k): (\ell_{ij} \cap \ell_{ff} = \emptyset). \quad (6.55)$$

Для удобства будем представлять процесс диагностирования в виде ориентированного графа G , вершинами которого обозначаются ИС R_k процесса распознавания ТС объекта, а дугами – исходы $\hat{\pi}_j^v$ проверок в этих состояниях. Граф G состоит из ветвей $Gr \in U$ (r – порядковый номер ветви, U – множество всех ветвей), каждая из которых приводит к конкретному ТС S_i ($i = \overline{1, m}$), имеет одну начальную и m конечных вершин – по числу возможных ТС объекта. Каждая из m конечных вершин соответствует опознанному ТС объекта. При интервальном задании диагностических признаков количество ветвей G_r графа G может значительно превосходить число распознаваемых ТС объекта, т. е. в одно и то же ТС $S_i \in S$ может приходиться несколько ветвей.

При указанных условиях требуется найти для каждого ТС $S_i \in S$ ($i = \overline{1, m}$) упорядоченное подмножество проверок $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$, такое, что

$$\hat{\Pi}_r = \left\{ \hat{\pi}_j \mid \hat{\pi}_j \in \hat{\Pi} : \forall S_i \in S, \forall S_f \in S \setminus \{S_i\}, \ell_{ij} \cap \ell_{ff} = \emptyset \right\}.$$

Кроме того, необходимо, чтобы это подмножество содержало наиболее эффективные в определенном смысле проверки, т. е. удовлетворяло определенным требованиям оптимальности. Эти требования заключаются, например, в том, чтобы найденные подмножества проверок $\hat{\Pi}_r$ обеспечивали определение соответствующего ТС объекта с минимальными затратами или с максимальной достоверностью.

Упорядоченность каждого подмножества $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$ понимается в том смысле, что порядок расположения проверок в нем соответствует очередности их выполнения в процессе диагностирования.

Множество проверок $\hat{\Pi}^* = \bigcup_r \hat{\Pi}_r$ в сочетании с правилами, определяющими порядок их выполнения, образует программу диагностирования. Будем рассматривать только условные (гибкие) программы диагностирования (ГПД), так как они обладают более широкими возможностями для опти-

мизации, чем безусловные. Другими словами, ГПД объекта задает состав проверок и последовательность их выполнения для распознавания каждого из его возможных ТС $S_i \subseteq S$ ($i = \overline{1, m}$).

Задача синтеза ГПД заключается в отыскании упорядоченных подмножеств проверок $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$, обеспечивающих переход от начального состояния $R_k = S$ к каждому из конечных состояний $S_i \in S$ ($i = \overline{1, m}$), т. е. таких, что

$$\prod_{\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_r} \hat{\pi}_j : S \rightarrow S_i \quad (i = \overline{1, m}),$$

где $\prod_{\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_r} \hat{\pi}_j$ – композиция отображений (формула (6.52)), соответствующих отдельным проверкам.

Каждое из подмножеств $\hat{\Pi}_r$ обеспечивает распознавание i -го ТС объекта (r – номер ветви, ведущей в i -е ТС). Особенность искомым подмножеств в том, что они структурно взаимосвязаны в рамках составляемой программы, а потому не могут отыскиваться по отдельности. Другая особенность (только при использовании непрерывных признаков) – существование нескольких таких подмножеств для одного и того же ТС (т. е. в одно и то же ТС S_i могут приводить несколько ветвей G_r), причем все эти подмножества должны быть найдены в процессе составления программы.

1. Диагностическая модель объекта

Диагностическая СФ-модель объекта включает следующие составляющие: $S = \{S_i \mid i = \overline{1, 5}\}$ – множество технических состояний, в одном из которых может находиться проверяемый объект;

$\Pi = \{\pi_j \mid j = \overline{1, 5}\}$ – множество информативных параметров;

$L = \{\ell_{ij} \mid i = \overline{1, 5}; j = \overline{1, 5}\}$ – множество интервалов на шкале параметров $\pi_j \in \Pi$, на которых все ТС $S_i \subseteq S$ попарно различимы;

$c(\hat{\pi}_j)$ – цена (в усл. ед.) каждой проверки.

Пример диагностической СФ-модели для пяти распознаваемых состояний S_i , $i = \overline{1, 5}$, и пяти информативных показателей (параметров) π_j , $j = \overline{1, 5}$, приведен в табл. 6.30.

Табл. 6.30. Таблица состояний.

ТС S_i	Информативные параметры π_j				
	π_1	π_2	π_3	π_4	π_5
S_1	(0, 0; 0, 4)	(0, 2; 0, 5)	(0, 1; 0, 3)	(0, 0; 0, 5)	(0, 5; 1, 0)
S_2	(0, 2; 0, 6)	(0, 7; 1, 0)	(0, 3; 0, 8)	(0, 2; 0, 6)	(0, 0; 0, 3)
S_3	(0, 5; 0, 8)	(0, 0; 0, 4)	(0, 6; 1, 0)	(0, 4; 0, 6)	(0, 6; 0, 8)
S_4	(0, 6; 1, 0)	(0, 2; 0, 7)	(0, 4; 0, 8)	(0, 7; 1, 0)	(0, 3; 0, 5)

Окончание таблицы 6.30

S_5	(0, 3; 0, 5)	(0, 6; 0, 8)	(0, 0; 0, 3)	(0, 5; 0, 7)	(0, 3; 0, 7)
$c(\hat{\pi}_j)$	2	3	4	6	5

Задача заключается в построении минимального теста, т. е. последовательности проверок минимальной длины. В процессе построения этой последовательности определяются упорядоченные подмножества проверок $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$, необходимых для распознавания всех заданных ТС объекта. При этом множество $\hat{\Pi}^* = \bigcup_r \hat{\Pi}_r$ должно обеспечивать распознавание любого из заданных ТС объекта исходя из экстремального значения выбранного показателя F оптимизации процесса диагностирования согласно условию

$$\forall S_i \in \mathbf{S}, \forall S_f \in \mathbf{S} \setminus \{S_i\} \exists \hat{\Pi}^* \subseteq \hat{\Pi} = \{\hat{\pi}_j \mid j = \overline{1, n}\} : \exists F = \underset{\hat{\Pi}^* \subseteq \hat{\Pi}}{\text{extr}} \{F(\hat{\Pi}^*)\}.$$

При решении задачи будут использоваться следующие методы [60–62].

1. Метод динамического программирования (МДП), позволяющий получить оптимальный результат. В качестве показателей оптимизации при этом будут использоваться:

- средние затраты на распознавание ТС объекта, т. е. усредненные по всем ветвям G_r ГПД затраты ресурсов (временных или материальных), необходимых для выполнения проверок $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$ при определении ТС, в котором находится объект;

- средняя информативность ГПД объекта, т. е. количество информации, получаемой при выполнении проверок $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}$, снимающей исходную неопределенность ТС объекта, усредненное по всем ветвям G_r ГПД;

- средняя полезность информации, получаемой при распознавании ТС объекта (на основе использования меры полезности информации, предложенной А. А. Харкевичем). В самом общем случае полезность информации оценивается величиной

$$J = \log_2 \frac{P_1}{P_0},$$

- где P_1 и P_0 – вероятности достижения цели (распознавания ТС объекта) после и до получения информации;

- средняя достоверность распознавания ТС объекта, т. е. вероятность правильного определения ТС, в котором находится объект, усредненная по всем ветвям G_r ГПД.

2. Метод ветвей и границ (МВГ), позволяющий получить близкий к оптимальному результат, но с меньшими вычислительными затратами. При этом в качестве критериев выбора наилучшей проверки для выполнения в каждом из рассматриваемых ИС $R_k \subseteq \mathbf{S}$ будут использоваться следующие:

- минимум нижней границы средних затрат;
- максимум верхней границы информативности;
- максимум верхней границы полезности получаемой информации.

3. Последовательный метод выполнения проверок, который не гарантирует получение оптимального результата, но является наиболее простым с точки зрения вычислительной сложности. Критериями выбора наилучших проверок при использовании этого метода будут:

- минимальная цена выполняемой проверки;
- максимальная информативность проверки;
- максимальная полезность получаемой информации;
- максимальная достоверность проверки;
- максимальная производительность проверки;
- максимальная ценность информации, получаемой при выполнении проверки (на основе меры ценности информации, предложенной В. И. Корогодиным). В данном случае ценность информации оценивается величиной

$$V = \frac{P_1 - P_0}{1 - P_0},$$

- где P_1 и P_0 – вероятности достижения цели (распознавания ТС объекта) после и до получения информации;
- максимальная вероятность распознавания ТС объекта.

II. Методы решения

1. Метод динамического программирования

Построение ГПД методом динамического программирования выполняется в три этапа.

1.1. Определение множества $\Omega = \{R_k \mid R_k \subseteq S\}$ информационных состояний, представляющих собой подмножества «подозреваемых» ТС, в одном из которых может находиться объект, а также подмножеств $\hat{\Pi}_k \subseteq \hat{\Pi}$ разрешенных (допустимых) в этих ИС $R_k \subseteq S$ проверок по условию (формула (6.55)). При этом будем различать конечные ИС $R_i = \{S_j\} (i = \overline{1, 5})$, начальное ИС $R_{22} = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$ и промежуточные ИС $R_k \subset S (k = \overline{6, 21})$. К примеру, $R_6 = \{S_1, S_2\}$, $R_{16} = \{S_1, S_2, S_3\}$, и т. д.

Любая из проверок $\hat{\pi}_j \in \Pi_k$, выполняемых в ИС R_k в соответствии с отображением (формула (6.52)), может иметь ω_{kj} исходов $R_{kj}^v (v = \overline{1, \omega_{kj}})$, каждый из которых также представляет собой ИС, но состоящее уже из меньшего числа элементов, т. е. $\text{card}\{R_{kj}^v\} < \text{card}\{R_k\}$.

1.2. Выбор оптимальной проверки $\hat{\pi}_j^{opt} \in \hat{\Pi}_r$ в каждом из ИС $R_k \in \Omega$, начиная с ИС $R_k (k = \overline{6, 15})$, для которых $\text{card}\{R_k\} = 2$, и заканчивая начальным ИС R_{22} , для которого $\text{card}\{R_{22}\} = 5$, по условиям (в зависимости от выбранного показателя оптимизации):

$$\hat{\pi}_j^{opt} = \arg \min_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{C_k(\hat{\pi}_s)\}; \quad (6.56)$$

$$\hat{\pi}_j^{opt} = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{I_k(\hat{\pi}_s)\}; \quad (6.57)$$

$$\hat{\pi}_j^{opt} = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{J_k(\hat{\pi}_s)\}; \quad (6.58)$$

$$\hat{\pi}_j^{opt} = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{D_k(\hat{\pi}_s)\}. \quad (6.59)$$

Здесь $C_k(\hat{\pi}_j)$ – средние затраты на реализацию R_k -подпрограммы, под которой понимается часть G_k графа G , получаемая выделением в нем любой вершины $R_k \subseteq S$ вместе с выходящими из нее путями и областью ее достижимости (множество вершин, достижимых из R_k , в том числе и конечных вершин $R_i (i = 1, m)$);

$I_k(\hat{\pi}_j)$ – информативность, т. е. количество диагностической информации, получаемой при реализации R_k -подпрограммы;

$J_k(\hat{\pi}_j)$ – полезность информации, получаемой при реализации R_k подпрограммы;

$D_k(\hat{\pi}_j)$ – достоверность R_k -подпрограммы.

Значения $C_k(\hat{\pi}_j)$, $I_k(\hat{\pi}_j)$, $J_k(\hat{\pi}_j)$ и $D_k(\hat{\pi}_j)$ определяются по следующим рекуррентным формулам, соответственно:

$$C_k(\hat{\pi}_j) = c(\hat{\pi}_j) + \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) C_{kj}^v; \quad (6.60)$$

$$I_k(\hat{\pi}_j) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) [-\log_2 P_k(\hat{\pi}_j^v) + I_{kj}^v]; \quad (6.61)$$

$$J_k(\hat{\pi}_j) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[\omega_{kj} \log_2 P(\hat{\pi}_j^v) - \log_2 \prod_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) + J_{kj}^v \right]; \quad (6.62)$$

$$D_k(\hat{\pi}_j) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) d_{kj}^v D_{kj}^v, \quad (6.63)$$

где $P_k(\hat{\pi}_j^v)$ – вероятность исхода проверки, определяемая по формуле (6.54); d_{kj}^v – достоверность исхода проверки;

v – порядковый номер этого исхода; C_{kj}^v , I_{kj}^v , J_{kj}^v и D_{kj}^v – рекуррентные добавки, характеризующие, соответственно, стоимость, информативность, полезность и достоверность последующих проверок, которые нужно выполнить, чтобы из ИС $R_{kj}^v \subset R_i$ достичь конечного ИС $R_i \subset R_{kj}^v$.

Если полученное в результате выполнения проверки ИС R_{kj}^v является конечным, т. е. $R_{kj}^v = R_i = \{S_i\}$, то, соответственно, $C_{kj} = 0$; $I_{kj} = 0$; $J_{kj} = 0$; $D_{kj} = 1$, поскольку проверки в конечных ИС не выполняются.

На каждом шаге работы алгоритма рекуррентно учитываются результаты предшествующих вычислений.

1.3. Построение гибкой программы диагностирования объекта. В качестве первой проверки в синтезируемой ГПД выбирается оптимальная про-

верка $\hat{\pi}_j^{opt} \in \hat{\Pi}_r$, выбранная по условиям формул (6.56)–(6.59) для начального ИС $R_{22} = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$.

Построенные в виде ориентированных графов оптимальные ГПД представлены на рис. 6.31–6.34. Соответствующие этим графам упорядоченные (по очередности их проверки) подмножества $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$, необходимые для распознавания всех заданных ТС S_i ($i = 1, 5$), представлены в табл. 6.31.

Табл. 6.31. Подмножества проверок, распознающие ТС S_i ($i = 1, 5$).

	ТС S_i	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$
\bar{C}	S_1	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_2 = \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_4 = \hat{\Pi}_5 = \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{15} = \{\hat{\pi}_1\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$
\bar{I}	S_1	$\hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_2\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_4 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_5 = \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_2\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}$
\bar{J}	S_1	$\hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{12} = \hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_5\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_5\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_3\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_1\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_4 = \hat{\Pi}_5 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$
\bar{D}	S_1	$\hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_4\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_4 = \{\hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_5 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_3\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_4\}$

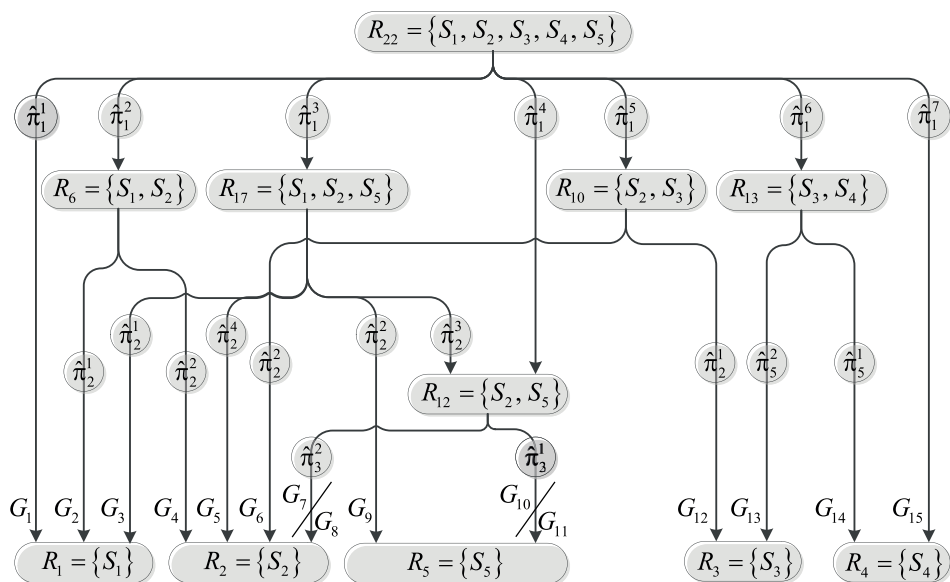


Рис. 6.31. Оптимальная по затратам ГПД объекта.

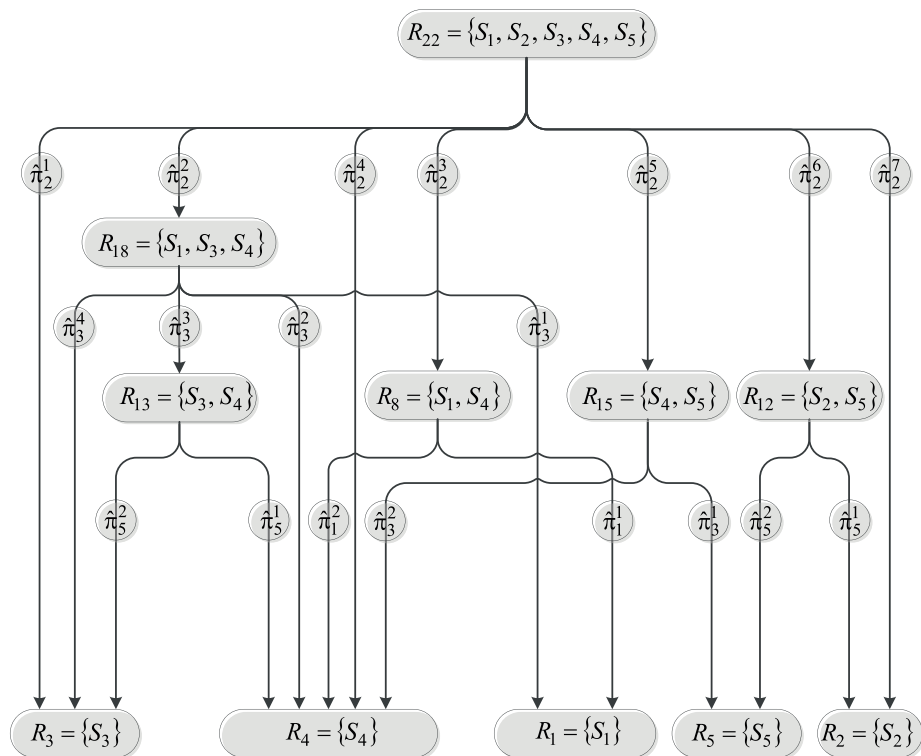


Рис. 6.32. Оптимальная по информативности ГПД объекта.

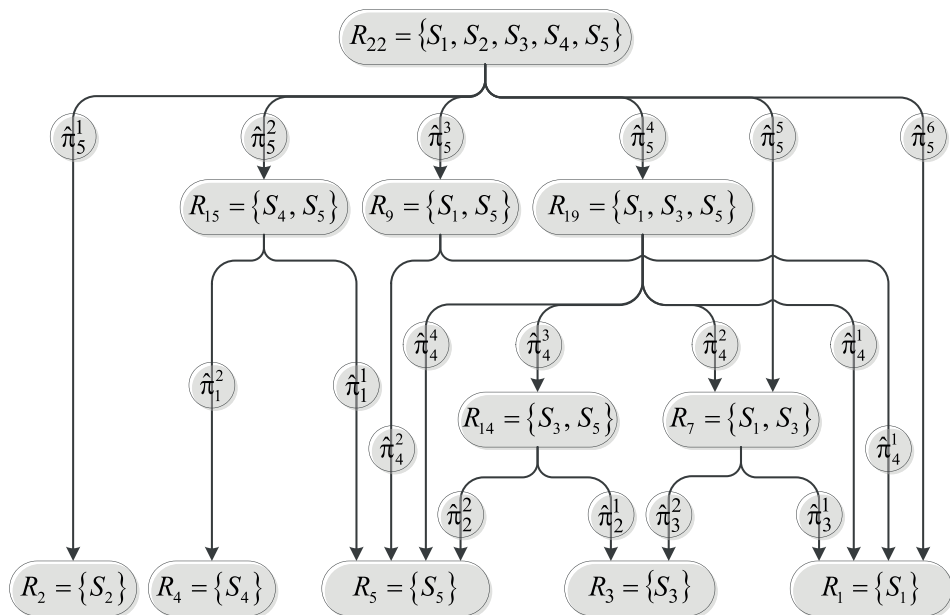


Рис. 6.33. Оптимальная по полезности ГПД объекта.

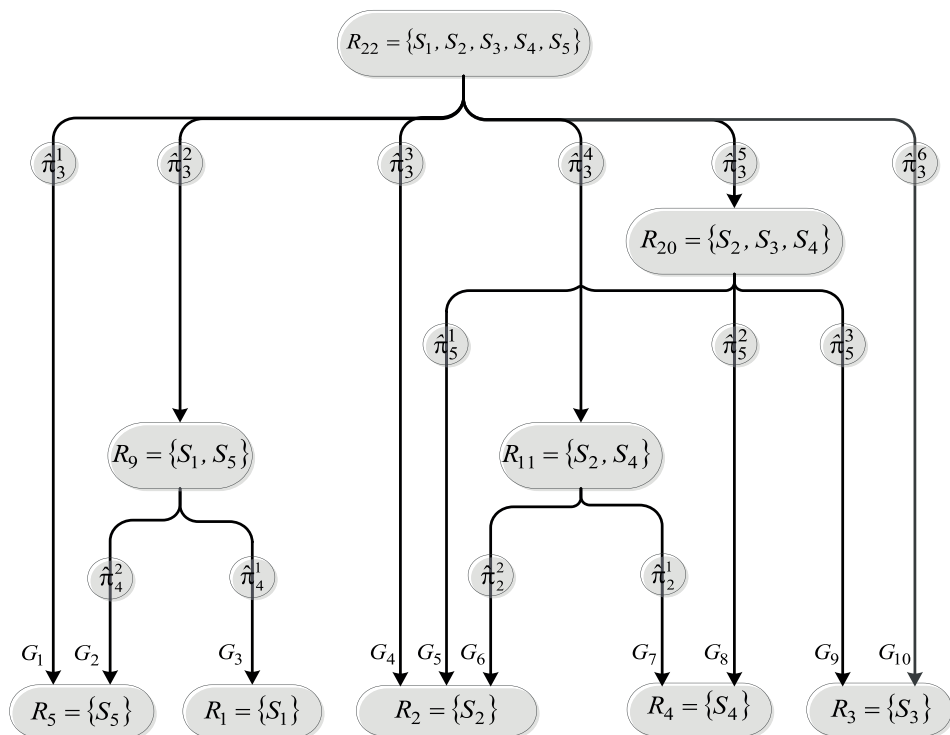


Рис. 6.34. Оптимальная по достоверности ГПД объекта.

2. Метод ветвей и границ

Сущность метода ветвей и границ, используемого для построения ГПД, заключается в том, что в начальном ИС $R_k = S$ и в каждом из последующих состояний $R_k \subset S$ выбирается такая проверка, которой соответствует минимальное (максимальное) значение нижней (верхней) границы выбранного показателя оптимизации.

2.1. Выбор наилучшей проверки $\hat{\pi}_j^* \in \hat{\Pi}_r$ для начального ИС $R_k = S$, исходя из условий:

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \min_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{C_k^H(\hat{\pi}_s)\}; \quad (6.64)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{I_k^B(\hat{\pi}_s)\}; \quad (6.65)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \{J_k^B(\hat{\pi}_s)\}. \quad (6.66)$$

В формуле (6.64) $C_k^H(\hat{\pi}_j)$ – нижняя граница средних затрат (НГСЗ) на проверку $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_k$, выполняемую в ИС R_k , определяется по формуле

$$C_k^H(\hat{\pi}_j) = \sum_{G_r^{kj} \in U_{kj}^v} P(G_r^{kj})c(\hat{\pi}_j) + \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v)\tilde{C}_{kj}^v, \quad (6.67)$$

где \tilde{C}_{kj}^v – оценка нижней границы средних затрат, связанных с необходимостью выполнения последующих проверок, чтобы из ИС $R_{kj}^v \subset R_k$ достичь конечного ИС $R_i \subset R_{kj}^v$; $P(G_r^{kj}) = \prod_{\pi_r \in \Pi_{kj}^v} P_k(\hat{\pi}_j^v)$ – вероятность реализации ветви G_r^{kj} рассматриваемой R_{kj}^v -подпрограммы.

В формуле (6.65) $I_k^B(\hat{\pi}_j)$ – верхняя граница информативности (ВГИ) проверки $\hat{\pi}_j \in \hat{\Pi}_k$, выполняемой в ИС R_k , определяется по формуле

$$I_k^B(\hat{\pi}_j) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[-\log_2 P_k(\hat{\pi}_j^v) + \tilde{I}_{kj}^v \right], \quad (6.68)$$

где \tilde{I}_{kj}^v представляет собой оценку ВГИ, характеризующую количество информации, которое будет получено при выполнении дальнейших проверок.

В формуле (6.66) $J_k^B(\hat{\pi}_j)$ – верхняя граница полезности (ВГП) информации, получаемой при выполнении проверки в ИС R_k , определяется по формуле

$$J_k^B(\hat{\pi}_j) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} \log_2 P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[\omega_{kj} P_k(\hat{\pi}_j^v) - 1 \right] + \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \tilde{J}_{kj}^v, \quad (6.69)$$

где \tilde{J}_{kj}^v представляет собой оценку ВГП, характеризующую полезность информации, получаемой при выполнении дальнейших проверок.

Если полученное в результате выполнения проверки ИС R_{kj}^v является конечным, т. е. $R_{kj}^v = R_i = \{S_i\}$, то, соответственно, $\tilde{C}_{kj}^v = 0$; $\tilde{I}_{kj}^v = 0$; $\tilde{J}_{kj}^v = 0$, поскольку дальнейшие проверки в конечных ИС не выполняются.

2.2. Выбор наилучшей по условиям формул (6.64)–(6.66) проверки [с учетом выражений (6.67)–(6.69)] для каждого из неконечных исходов $R_{kj}^v \neq R_i$ проверки $\hat{\pi}_j^*$, выбранной на предыдущем шаге, который повторяется вплоть до получения всех конечных ИС $R_i = \{S_i\}$.

2.3. Построение гибкой программы диагностирования объекта. В качестве первой проверки в синтезируемой ГПД выбирается наилучшая проверка $\hat{\pi}_j^* \in \hat{\Pi}_r$, выбранная по условиям формул (6.64)–(6.66) для начального ИС $R_{1-5} = S$.

Построенные в виде ориентированных графов квазиоптимальные по затратам и по информативности ГПД представлены на рис. 6.35, 6.36. Соответствующие этим графам упорядоченные подмножества проверок, необходимых для распознавания всех заданных ТС S_i ($i = 1, 5$), представлены в табл. 6.32.

ГПД, построенная методом ветвей и границ по показателю полезности получаемой информации, получилась аналогичной программе, построенной методом динамического программирования (см. табл. 6.31, рис. 6.33).

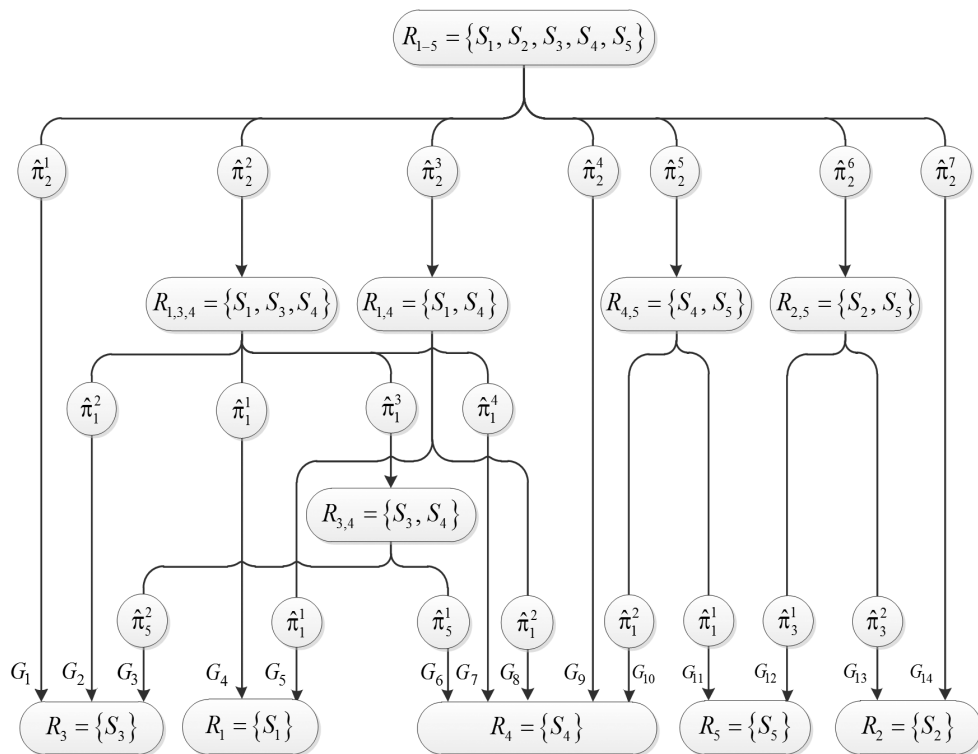


Рис. 6.35. Квазиоптимальная по затратам ГПД объекта.

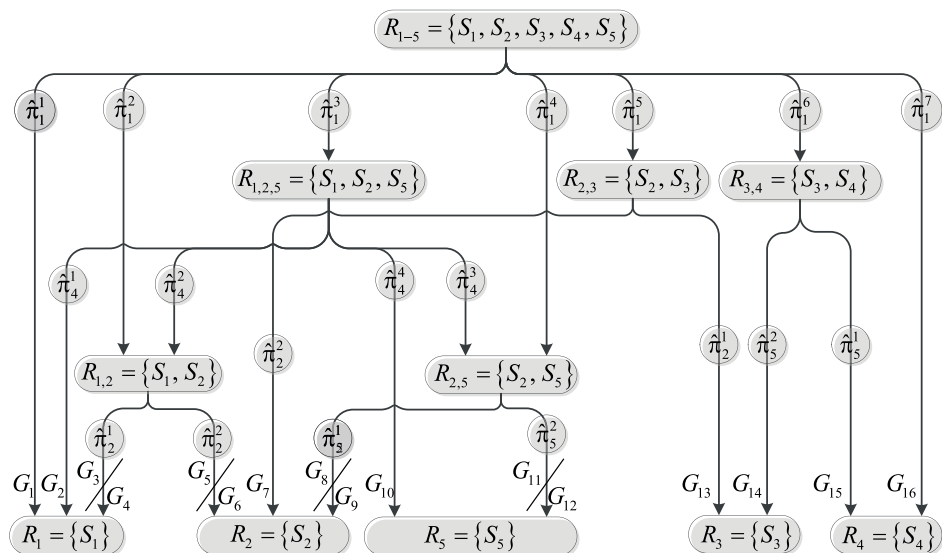


Рис. 6.36. Квазиоптимальная по информативности ГПД объекта.

 Табл. 6.32. Подмножества проверок, распознающие ТС S_i ($i = \overline{1, 5}$).

	ТС S_i	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$
\bar{C}	S_1	$\hat{\Pi}_4 = \hat{\Pi}_5 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_2\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_7 = \hat{\Pi}_8 = \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_2\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}$
\bar{I}	S_1	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_4 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_5 = \hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_{15} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{16} = \{\hat{\pi}_1\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$

3. Последовательный метод выполнения проверок

В процессе построения ГПД с помощью последовательного метода выполнения проверок в каждом из анализируемых ИС, начиная с $R_k = S$, выбирается наилучшая с точки зрения выбранного показателя качества проверка

$\hat{\pi}_j^* \in \hat{\Pi}_k$ (без учета того, какие проверки будут выполняться в дальнейшем) в соответствии с одним из следующих условий:

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \min_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ C_k(\hat{\pi}_s) = c(\hat{\pi}_s) \right\}; \quad (6.70)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ I_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \left[-\log_2 P_k(\hat{\pi}_s^v) \right] \right\}; \quad (6.71)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ J_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \left[\omega_{ks} \log_2 P(\hat{\pi}_s^v) - \log_2 \prod_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \right] \right\}; \quad (6.72)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ D_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) d_{ks}^v \right\}; \quad (6.73)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ q_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \left[s_{ks}^v - \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) s_{ks}^v \right]^2 \right\}; \quad (6.74)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ V_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \sum_{S_i \in R_{ks}^v} \frac{\frac{1}{\text{card}\{R_{ks}^v\}} - \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} \frac{1}{\text{card}\{R_{ks}^v\}} P_k(\hat{\pi}_s^v)}{\text{card}\{R_{ks}^v\} \left(1 - \sum_{v=1}^{\omega_{ks}} \frac{1}{\text{card}\{R_{ks}^v\}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \right)} \right\}; \quad (6.75)$$

$$\hat{\pi}_j^* = \arg \max_{\hat{\pi}_s \in \hat{\Pi}_k} \left\{ \gamma_k(\hat{\pi}_s) = \sum_{\{v: R_{ks}^v = R_i\}} P_k(\hat{\pi}_s^v) \right\}. \quad (6.76)$$

В формуле (6.74) $q_k(\hat{\pi}_s)$ – показатель производительности проверки $\hat{\pi}_s$, выполненной в ИС R_k , который имеет смысл дисперсии непрерывного признака, принимающего различные случайные значения в разных ТС объекта; s_{ks}^v – центр подынтервала Δ_{ks}^v , в который при выполнении проверки попадает измеренное значение y_s параметра π_s .

В формуле (6.75) $V_k(\hat{\pi}_s)$ – ценность информации, получаемой при выполнении проверки $\hat{\pi}_s$ в ИС R_k (на основе меры ценности информации В.И. Корогодина).

В формуле (6.76) $\gamma_k(\hat{\pi}_s)$ – показатель, характеризующий вероятность распознавания конечного ИС $R_i = \{S_i\}$ при выполнении проверки $\hat{\pi}_s$ в ИС R_k .

Построенные по критериям (6.70)–(6.73) ГПД получились аналогичными оптимальным программам, изображенным на рис. 6.31–6.34. Построенная по критерию формулы (6.74) ГПД представлена на рис. 6.37. ГПД, построенные по критериям формул (6.75) и (6.76), получились одинаковыми и

представлены на рис. 6.38. Соответствующие этим графам упорядоченные (по очередности их проверки) подмножества $\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$, необходимые для распознавания всех заданных ТС $S_i (i = \overline{1,5})$, представлены в табл. 6.33.

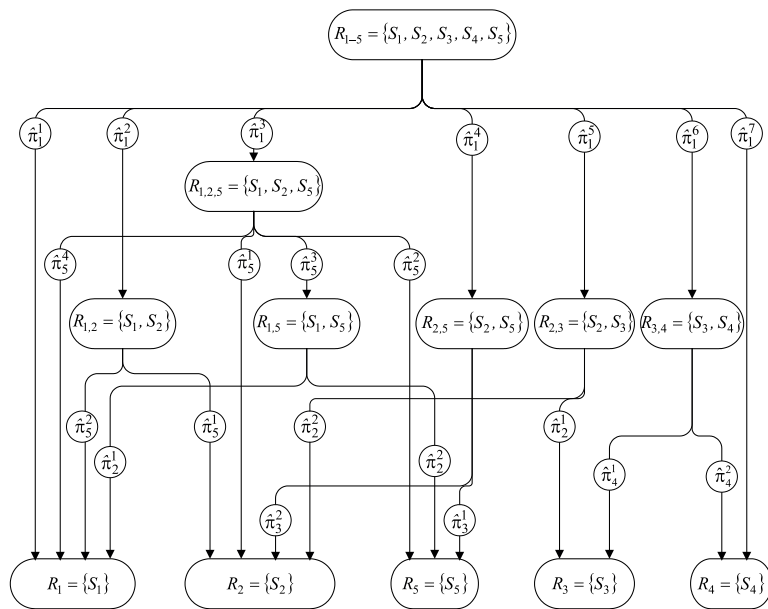


Рис. 6.37. ГПД объекта по критерию максимума производительности.

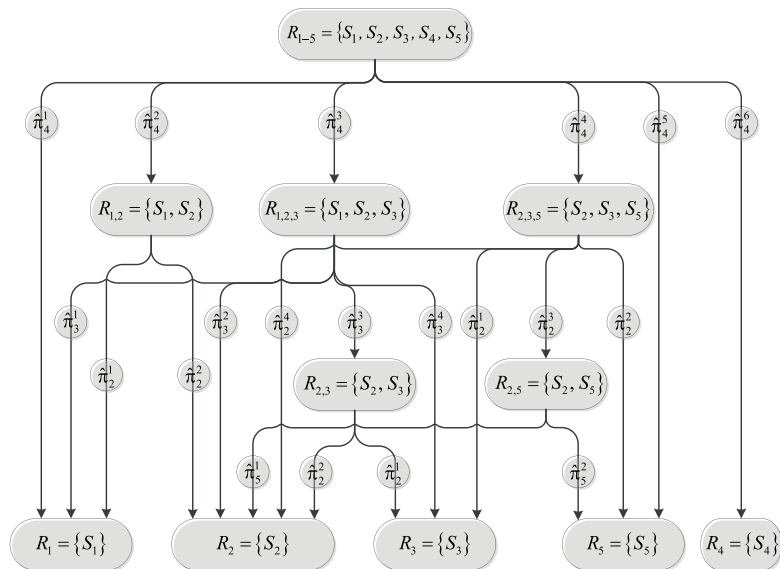


Рис. 6.38. ГПД объекта по критерию максимума ценности информации и по вероятностному критерию.

Табл. 6.33. Подмножества проверок, распознающие ТС S_i ($i = \overline{1, 5}$).

	ТС S_i	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$
\bar{Q}	S_1	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_1\}; \hat{\Pi}_2 = \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_4 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5, \hat{\pi}_2\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_5 = \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_{15} = \{\hat{\pi}_1\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$
\bar{V} и γ	S_1	$\hat{\Pi}_1 = \{\hat{\pi}_4\}; \hat{\Pi}_2 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_3 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$
	S_2	$\hat{\Pi}_4 = \hat{\Pi}_7 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_5 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_6 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_8 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}$
	S_3	$\hat{\Pi}_9 = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{10} = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}; \hat{\Pi}_{11} = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$
	S_4	$\hat{\Pi}_{15} = \{\hat{\pi}_4\}$
	S_5	$\hat{\Pi}_{12} = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}; \hat{\Pi}_{13} = \{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}; \hat{\Pi}_{14} = \{\hat{\pi}_4\}$

III. Расчет сложности методов решения

1. Метод динамического программирования

Общая трудоемкость решения задачи складывается из трудоемкости следующих операций:

- определение, в соответствии с отображением (формула (6.52)) исходов R_{kj}^v проверок $\hat{\pi}_j$ и расчет их вероятностей $P_k(\hat{\pi}_j^v)$ по формуле (6.54);
- расчет для каждой R_k -подпрограммы (начиная с ИС R_k , для которых $\text{card}\{R_k\} = 2$) значений $C_k(\hat{\pi}_j)$, $I_k(\hat{\pi}_j)$, $J_k(\hat{\pi}_j)$ и $D_k(\hat{\pi}_j)$ по формулам (6.60)–(6.63);

- расчет рекуррентных добавок C_{kj}^v , I_{kj}^v , J_{kj}^v и D_{kj}^v ;
- промежуточные вычисления, например, вычисление достоверностей d_{kj}^v исходов проверок и т. д.;
- выбор оптимальных проверок $\hat{\pi}_j^{opt} \in \hat{\Pi}_k$ по условиям формул (6.56)–(6.59).

После построения ГПД осуществлялся расчет ее основных показателей качества, таких как:

- средние затраты на распознавание ТС объекта

$$\bar{C} = \sum_{G_r \in U} P(G_r) \sum_{\pi_j \in \Pi_r} c(\hat{\pi}_j); \quad (6.77)$$

- средняя информативность ГПД объекта

$$\bar{I} = \sum_{\{k: R_k \in \Omega_k\}} P(R_k) \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[-\log_2 P_k(\hat{\pi}_j^v) \right]; \quad (6.78)$$

– средняя полезность информации, получаемой при распознавании ТС объекта

$$\bar{J} = \sum_{R_k \in \Omega_k} P(R_k) \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[\omega_{kj} \log_2 P_k(\hat{\pi}_j^v) - \log_2 \prod_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \right]; \quad (6.79)$$

– средняя достоверность ГПД объекта

$$\bar{D} = \sum_r P(G_r) \prod_{\pi \in \Pi_r} d_{kj}^v; \quad (6.80)$$

– средняя производительность ГПД объекта

$$\bar{Q} = \sum_{\{k: R_k \in \Omega_k\}} P(R_k) \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) \left[s_{kj}^v - \sum_{v=1}^{\omega_{kj}} P_k(\hat{\pi}_j^v) s_{kj}^v \right]^2. \quad (6.81)$$

В формулах (6.78), (6.79) и (6.81) $P(R_k)$ – это вероятность ИС R_k , которая определяется как сумма вероятностей реализации ветвей, приводящих в это состояние. А используемые в формулах (6.77) и (6.80) вероятности $P(G_r)$ представляют собой вероятности ветвей синтезированной ГПД, которые вычисляются как произведения вероятностей исходов проверок, входящих в состав этих ветвей.

Основные результаты решения задачи диагностирования объекта методом динамического программирования по рассмотренным критериям сведены в табл. 6.34 и представлены на рис. 6.39–6.43. В ячейках табл. 6.34 указаны значения показателей качества построенных ГПА, в том числе в % относительно оптимального результата, значение которого принято за 100%.

В табл. 6.35 представлены расчеты вероятностей $P(S_i)$ распознавания конкретного ТС объекта в результате выполнения последовательностей проверок, приведенных в табл. 6.31.

Табл. 6.34. Сводные результаты диагностирования объекта на основе МДП.

Критерий оптимизации	Средние затраты на распознавание ТС объекта, усл. ед.	Средняя информативность ГПД объекта, бит	Средняя полезность информации, получаемой при распознавании ТС объекта, бит	Средняя достоверность ГПД объекта	Средняя производительность ГПД объекта	Количество операций, выполняемых при построении ГПД
Минимум средних затрат	4,357 (100%)	3,414 (98,4%)	1,354 (64,8%)	0,667 (74,4%)	0,112 (95,1%)	427
Максимум информативности	5,15 (118,2%)	3,469 (100%)	1,212 (57,9%)	0,667 (74,4%)	0,112 (95,5%)	428
Максимум полезности	6,995 (160,5%)	3,001 (86,5%)	2,091 (100%)	0,816 (91%)	0,102 (86,9%)	427
Максимум достоверности	6,8 (156,1%)	3,197 (92,2%)	0,984 (47%)	0,896 (100%)	0,103 (87,8%)	428

Табл. 6.35. Вероятность распознавания конкретного ТС объекта по вычисленным минимальным тестам.

Показатель оптимизации	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$	Вероятность $P(S_i)$ распознавания ТС $S_i \in S$ (количество выполняемых проверок)				
		1	2		3	
Средние затраты	$\{\hat{\pi}_1\}$	0,4				
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}$		0,2857	0,5857		
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$		0,1			
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$		0,2			
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}$				0,0143	
Средняя информативность	$\{\hat{\pi}_2\}$	0,5				
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}$		0,1	0,45		
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}$		0,25			
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}$		0,1			
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}$				0,05	
Средняя полезность получаемой информации	$\{\hat{\pi}_5\}$	0,5				
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_1\}$		0,2	0,4714		
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_3\}$		0,1			
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4\}$		0,1714			
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$				0,0143	0,0286
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}$				0,0143	
Средняя достоверность	$\{\hat{\pi}_3\}$	0,4				
	$\{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}$		0,2	0,6		
	$\{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_4\}$		0,2			
	$\{\hat{\pi}_3, \hat{\pi}_5\}$		0,2			

Средние затраты на распознавание ТС объекта, %

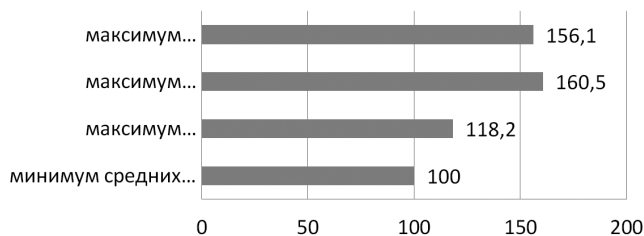


Рис. 6.39. Средние затраты \bar{C} на распознавание ТС объекта для ГПД, построенных по различным критериям оптимизации.

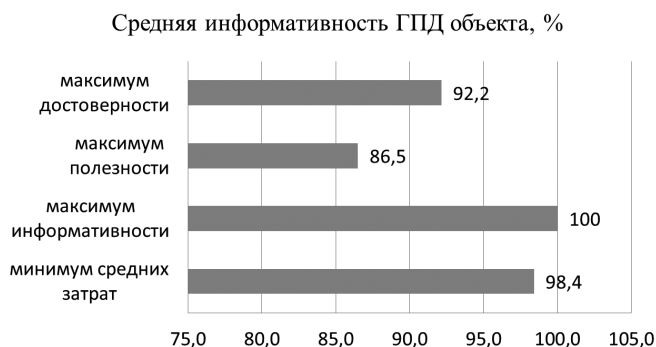


Рис. 6.40. Средняя информативность \bar{I} ГПД, построенных по различным критериям оптимизации.

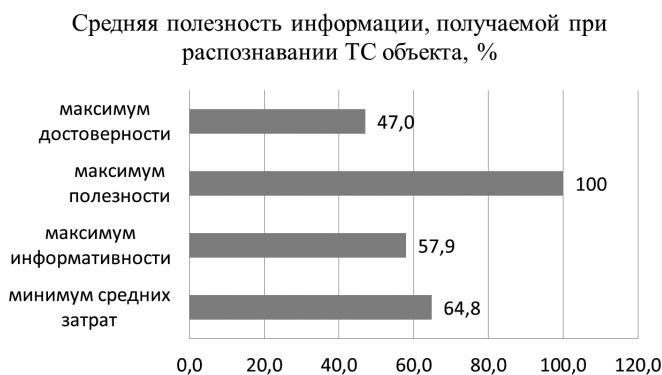


Рис. 6.41. Средняя полезность \bar{J} информации, получаемой при распознавании ТС объекта, для ГПД, построенных по различным критериям оптимизации.

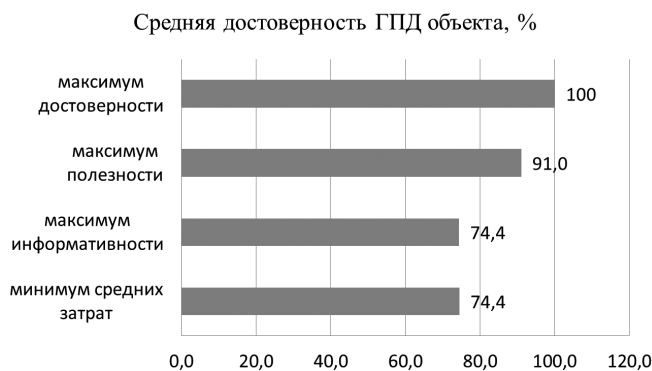


Рис. 6.42. Средняя достоверность \bar{D} ГПД, построенных по различным критериям оптимизации.

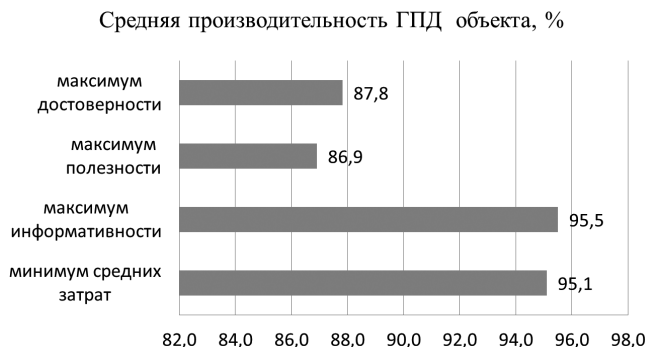


Рис. 6.43. Средняя производительность \bar{Q} ГПД, построенных по различным критериям оптимизации.

Анализ табл. 6.35 показывает, что при реализации оптимальных ГПД с вероятностью 0, 95 и более любое из числа заданных ТС объекта распознается после выполнения двух проверок из пяти возможных.

2. Метод ветвей и границ

Общая трудоемкость решения задачи складывается из трудоемкости следующих операций:

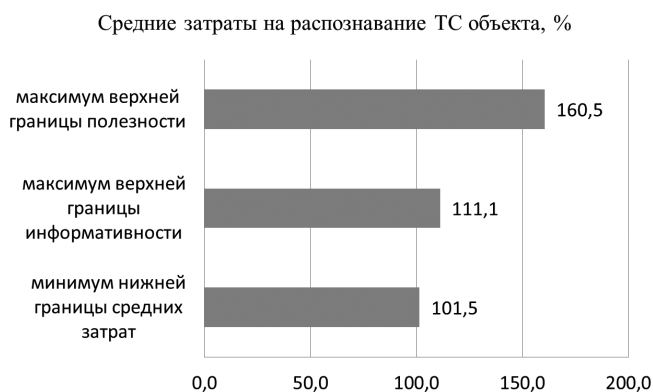
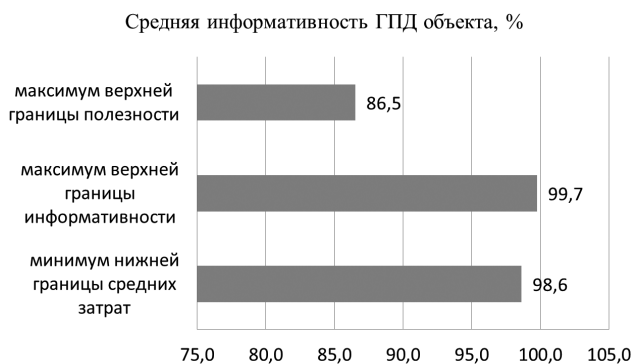
- определение, в соответствии с отображением (6.52) исходов R_{kj}^v проверок $\hat{\pi}_j$ и расчет их вероятностей $P_k(\hat{\pi}_j^v)$ по формуле (6.54);
- расчет для каждого из ИС R_{kj}^v оценок нижних границ средних затрат C_{kj}^v , или оценок верхних границ информативности \tilde{I}_{kj}^v (или полезности \tilde{J}_{kj}^v);
- расчет для каждой R_k -подпрограммы значений нижних (верхних) границ целевой функции $C_k^H(\hat{\pi}_j)$, $I_k^B(\hat{\pi}_j)$ и $J_k^B(\hat{\pi}_j)$ по формулам (6.67)–(6.69);
- промежуточные вычисления (вспомогательные переменные, вероятности гипотетических ТС и т.д.);
- выбор наилучших проверок $\hat{\pi}_j^* \in \hat{\Pi}_k$ по условиям формул (6.64)–(6.66).

После построения ГПД осуществлялся расчет ее основных показателей качества по формулам (6.67)–(6.71).

Основные результаты решения задачи диагностирования объекта методом ветвей и границ по рассмотренным критериям сведены в табл. 6.36 и представлены на рис. 6.44–6.48. В ячейках таблицы указаны значения показателей качества построенных ГПД, в том числе в % относительно оптимального результата, значение которого принято за 100%.

Табл. 6.36. Сводные результаты диагностирования объекта на основе МВГ.

Критерий оптимизации	Средние затраты на распознавание ТС объекта, усл. ед.	Средняя информативность ГПД объекта, бит	Средняя полезность информации, получаемой при распознавании ТС объекта, бит	Средняя достоверность ГПД объекта	Средняя производительность ГПД объекта	Количество операций, выполняемых при построении ГПД
Минимум нижней границы средних затрат	4,422 (101,5%)	3,421 (98,6%)	1,518 (72,6%)	0,672 (75%)	0,115 (97,9%)	328
Максимум верхней границы информативности	4,843 (111,1%)	3,46 (99,7%)	1,34 (64,1%)	0,667 (74,4%)	0,112 (95%)	319
Максимум верхней границы полезности	6,995 (160,5%)	3,001 (86,5%)	2,091 (100%)	0,816 (91%)	0,102 (86,9%)	305

Рис. 6.44. Средние затраты \bar{C} на распознавание ТС объекта для квазиоптимальных ГПД, построенных по различным критериям.Рис. 6.45. Средняя информативность \bar{I} квазиоптимальных ГПД, построенных по различным критериям.

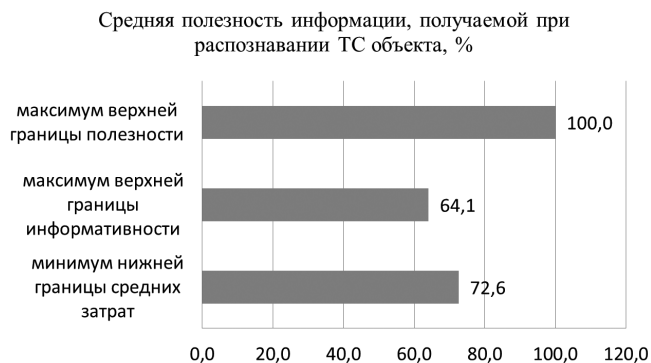


Рис. 6.46. Средняя полезность \bar{J} информации, получаемой при распознавании ТС объекта, для квазиоптимальных ГПД, построенных по различным критериям.

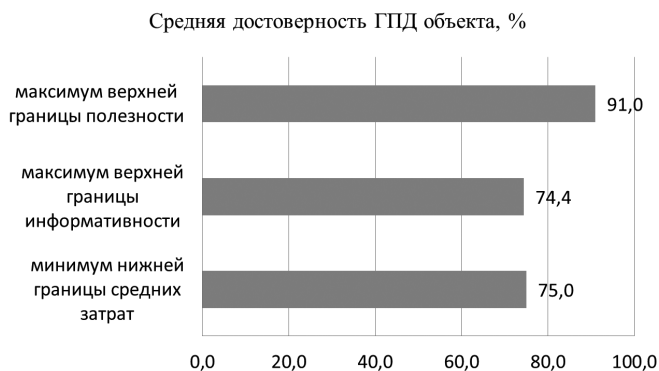


Рис. 6.47. Средняя достоверность \bar{D} квазиоптимальных ГПД, построенных по различным критериям.



Рис. 6.48. Средняя производительность \bar{Q} квазиоптимальных ГПД, построенных по различным критериям.

В табл. 6.37 представлены расчеты вероятностей $P(S_i)$ распознавания конкретного ТС объекта в результате выполнения последовательностей проверок, приведенных в табл. 6.32 и 6.31.

Табл. 6.37. Вероятность распознавания конкретного ТС объекта по вычисленным минимальным тестам.

Показатель оптимизации	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$	Вероятность $P(S_i)$ распознавания ТС $S_i \in S$ (количество выполняемых проверок)				
		1	2		3	
Нижняя граница средних затрат	$\{\hat{\pi}_2\}$	0,5				
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1\}$		0,3556	0,4556		
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_3\}$		0,1			
	$\{\hat{\pi}_2, \hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$					0,0444
Верхняя граница информативности	$\{\hat{\pi}_1\}$	0,4				
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}$		0,2	0,5429		
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}$		0,0429			
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$		0,3			
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$				0,0429	0,0571
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_5\}$				0,0142	
Верхняя граница полезности получаемой информации	$\{\hat{\pi}_5\}$	0,5				
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_1\}$		0,2	0,4714		
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_3\}$		0,1			
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4\}$		0,1714			
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$				0,0143	0,0286
	$\{\hat{\pi}_5, \hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}$				0,0143	

Анализ табл. 6.37 показывает, что при реализации квазиоптимальных ГПД с вероятностью 0, 94 и более любое из числа заданных ТС объекта распознается после выполнения двух проверок из пяти возможных.

3. Последовательный метод выполнения проверок

Общая трудоемкость решения задачи складывается из трудоемкости следующих операций:

- определение, в соответствии с отображением (формула (6.52)) исходов R_{kj}^v проверок $\hat{\pi}_j$ и расчет их вероятностей $P_k(\hat{\pi}_j^v)$ по формуле (6.54);
- расчет для каждой Rk-подпрограммы значений целевой функции $C_k(\hat{\pi}_j)$, $I_k(\hat{\pi}_j)$, $J_k(\hat{\pi}_j)$, $D_k(\hat{\pi}_j)$, $q_k(\hat{\pi}_j)$, $V_k(\hat{\pi}_j)$ и $\gamma_k(\hat{\pi}_j)$ по условиям, приведенным в формулах (6.70)–(6.76);

– промежуточные вычисления (вспомогательные переменные, вероятности гипотетических ТС и т. д.);

– выбор наилучших проверок $\hat{\pi}_j^* \in \hat{\Pi}_k$ по условиям (6.70)–(6.76).

После построения ГПД осуществлялся расчет ее основных показателей качества по формулам (6.77–6.81).

Основные результаты решения задачи диагностирования объекта последовательным методом выполнения проверок сведены в табл. 6.38 и представлены на рис. 6.49–6.53.

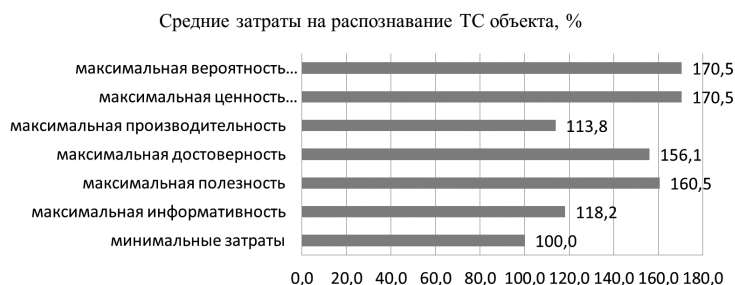


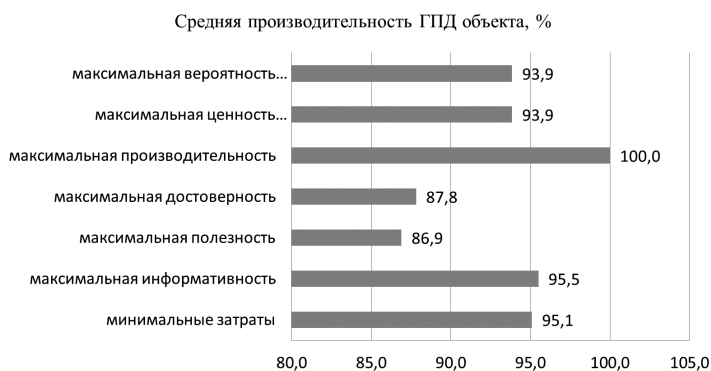
Рис. 6.49. Средние затраты \bar{C} на распознавание ТС объекта для ГПД, построенных последовательным методом.



Рис. 6.50. Средняя информативность \bar{I} ГПД, построенных последовательным методом.



Рис. 6.51. Средняя полезность \bar{J} информации, получаемой при распознавании ТС объекта, для ГПД, построенных последовательным методом.

Рис. 6.52. Средняя достоверность \bar{D} ГПД, построенных последовательным методом.Рис. 6.53. Средняя производительность \bar{Q} ГПД, построенных последовательным методом.

В ячейках табл. 6.38 указаны значения показателей качества построенных ГПД, в том числе в % относительно оптимального результата, значение которого принято за 100%.

Табл. 6.38. Сводные результаты диагностирования объекта последовательным методом.

Критерий выбора проверок при построении ГПД	Средние затраты на распознавание ТС объекта, усл.	Средняя информативность ГПД объекта, бит	Средняя полезность информации, получаемой при распознавании ТС объекта, бит	Средняя достоверность ГПД объекта	Средняя производительность ГПД объекта	Количество операций, выполняемых при построении ГПД
Минимальные затраты	4,357 (100%)	3,414 (98,4%)	1,354 (64,8%)	0,667 (74,4%)	0,112 (95,1%)	89
Максимальная информативность	5,15 (118,2%)	3,469 (100%)	1,212 (57,9%)	0,667 (74,4%)	0,1125 (95,5%)	95
Максимальная полезность	6,995 (160,5%)	3,001 (86,5%)	2,091 (100%)	0,816 (91%)	0,102 (86,9%)	77
Максимальная достоверность	6,8 (156,1%)	3,197 (92,2%)	0,984 (47%)	0,896 (100%)	0,103 (87,8%)	135
Максимальная производительность	4,96 (113,8%)	3,422 (98,6%)	1,292 (61,8%)	0,671 (74,8%)	0,118 (100%)	154

Максимальная ценность получаемой информации	7,429 (170,5%)	3,053 (88%)	1,421 (68%)	0,771 (86%)	0,111 (93,9%)	273
Максимальная вероятность распознавания ТС объекта	7,429 (170,5%)	3,053 (88%)	1,421 (68%)	0,771 (86%)	0,111 (93,9%)	97

При анализе данных, представленных в табл. 6.38, следует отметить существенно большую трудоемкость построения ГПД методом последовательного выполнения проверок по критериям максимума ценности информации (273 операции) и максимума производительности (154 операции) по сравнению с другими критериями. В первом случае это связано с необходимостью выполнять большое количество промежуточных вычислений, а во втором – кроме определения подынтервалов, в которые попадают измеренные значения информативных параметров, необходимо определять центры этих подынтервалов.

В табл. 6.39 представлены расчеты вероятностей $P(S_i)$ распознавания конкретного ТС объекта в результате выполнения последовательностей проверок, приведенных в табл. 6.33 и на рис. 6.37, 6.38.

Табл. 6.39. Вероятность распознавания конкретного ТС объекта по вычисленным минимальным тестам.

Показатель оптимизации	$\hat{\Pi}_r \subseteq \hat{\Pi}$	Вероятность $P(S_i)$ распознавания ТС $S_i \in S$ (количество выполняемых проверок)			
		1	2	3	
Производительность	$\{\hat{\pi}_1\}$	0,4			
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_2\}$		0,1	0,58	
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_3\}$		0,1		
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_4\}$		0,2		
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5\}$		0,18		
	$\{\hat{\pi}_1, \hat{\pi}_5, \hat{\pi}_2\}$				0,02
Ценность информации; вероятностный показатель	$\{\hat{\pi}_4\}$	0,6			
	$\{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2\}$		0,2875	0,3653	
	$\{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3\}$		0,0778		
	$\{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_2, \hat{\pi}_5\}$				0,0125
	$\{\hat{\pi}_4, \hat{\pi}_3, \hat{\pi}_2\}$				0,0222
					0,0347

Анализ табл. 6.39 показывает, что при реализации квазиоптимальных ГПД с вероятностью 0,96 и более любое из числа заданных ТС объекта распознается после выполнения двух проверок из пяти возможных.

На рис. 6.54–6.57 представлены сравнительные результаты расчетов трудоемкости и средних значений целевых функций для ГПД, построенных тремя рассмотренными методами. Рассчитанные значения приведены в процентах. За 100% приняты данные, полученные при использовании метода динамического программирования.

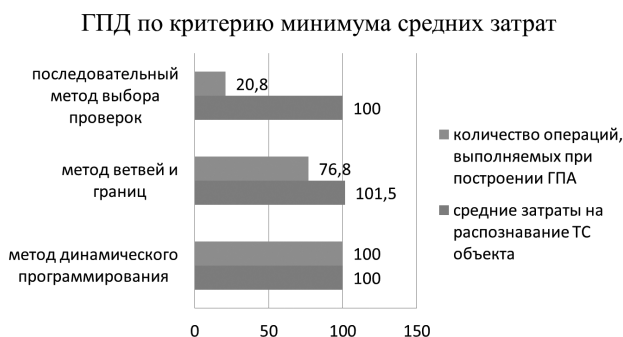


Рис. 6.54. Сравнение ГПД, построенных по критерию минимума средних затрат.



Рис. 6.55. Сравнение ГПД, построенных по критерию максимума информативности.



Рис. 6.56. Сравнение ГПД, построенных по критерию максимума полезности получаемой информации.

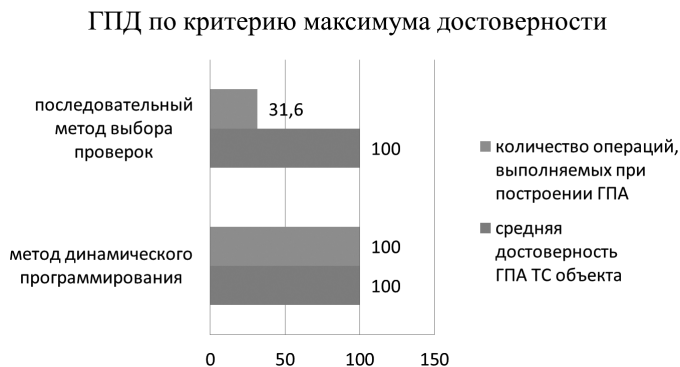


Рис. 6.57. Сравнение ГПД, построенных по критерию максимума достоверности.

Из анализа гистограмм, представленных на рис. 6.54–6.57, следует отметить, что для предложенного набора исходных данных использование всех трех методов приводит к получению практически одинаковых значений целевой функции при существенно различных значениях трудоемкости (последовательных методов).

Оценивание качества диагностической модели следует разделить на следующие составляющие: диагностическая СФ-модель, диагностическая О-модель и собственно тест (последовательность проверок) как результат реализации выбранного метода распознавания ТС.

Качество диагностической СФ-модели можно охарактеризовать полнотой описания множества $S = \{S_i | i = \overline{1, m}\}$ возможных неисправностей (отказов), их соотношением по доминированию (маскированию), вероятностями возникновения по результатам эксплуатации (моделирования) или прогнозирования, а также полнотой описания множества $\Pi = \{\pi_j | j = \overline{1, n}\}$ информативных параметров.

Качество диагностической О-модели характеризуется полнотой описания множества $\Omega = \{R_k | R_k \subseteq S\}$ информационных состояний процесса диагностирования. При этом наиболее полное описание множества Ω требуется при использовании метода динамического программирования.

Для решения задачи распознавания технического состояния объекта с помощью всех рассмотренных методов использовалась одна и та же СФ-модель, а О-модели различались составом ИС $R_k \subset S$.

В общем случае последовательности проверок, необходимых для распознавания каждого из заданных ТС объекта, получились различными в зависимости от выбранного метода решения задачи и показателя оптимизации процесса диагностирования.

При многократном применении построенных тестовых последовательностей в процессе эксплуатации на первый план выходит их качество, т. е. полнота по отношению к исходному описанию множества технических состояний, а также длина, влияющая на трудоемкость проведения проверок, выполняемых в процессе диагностирования.

Все рассмотренные методы могут сравниваться между собой по трудоемкости и по достижимости оптимального результата (см. табл. 6.34, 6.36, 6.38). Метод динамического программирования самый трудоемкий, поскольку для его реализации необходимо рассматривать все возможные комбинации ТС, в одном из которых может находиться анализируемый объект. Однако высокая трудоемкость компенсируется достижением оптимального результата, т. е. синтезированная гибкая программа диагностирования объекта будет обладать экстремальным значением выбранной целевой функции. Метод ветвей и границ менее трудоемкий, но не гарантирует получение оптимального результата. Последовательный метод выполнения проверок наиболее простой в вычислительном плане, но полученный результат может оказаться далек от оптимального.

Таким образом, при ответе на вопрос «Какой из рассмотренных методов целесообразно использовать при построении гибких программ диагностирования объектов?», необходимо, в первую очередь, оценить размерность исходной таблицы состояний анализируемого объекта и определить необходимость достижения цели оптимальным (в смысле выбранного показателя оптимизации) образом.

Для задач с небольшой размерностью предпочтительнее использовать последовательный метод выполнения проверок независимо от выбранного показателя качества. Для задач с более высокой размерностью по сравнению с рассмотренной в примере последовательный метод выполнения проверок, вероятно, не позволит достигнуть требуемых (достаточно близких к оптимальным) значений выбранного показателя качества. Возможно, более предпочтительным при этом окажется метод ветвей и границ. Однако для обоснования такого утверждения необходимы дополнительные сравнительные исследования рассмотренных методов на примерах с высокой размерностью решаемой задачи.

В рамках решения типовых задач квалиметрии диагностических моделей представляет интерес СФ-модель, в которой используются диагностические признаки в дискретной форме представления, а именно:

$$M_o = \langle S, \Pi, \Sigma, P, \Phi \rangle,$$

отличающаяся от рассмотренной модели тем, что в ней вместо множества L интервалов на вещественной числовой оси используется множество $\Sigma = \{ \sigma_{ij} \mid i = \overline{1, m}; j = \overline{1, n} \}$ модельных значений параметров $\pi_j \in \Pi$, каждое из которых означает наиболее вероятный исход проверки в ТС $S_i \in S$, а также множество вероятностей технических состояний $S_i \in S$. Следует отметить, что конкретные значения этих вероятностей оказывают существенное влияние на состав проверок и последовательность их выполнения в процессе распознавания ТС объекта.

Обычно в качестве таких модельных значений используются числа натурального ряда или символы какого-либо алфавита. Они задают шкалу измерений каждого из наблюдаемых параметров, а в математическом смысле эти символы воспринимаются как элементы многозначной логики. Если ис-

пользуются только первые два элемента, то задача формулируется в рамках двузначной (двоичной) логики.

Ввиду широкого распространения цифровых информационных систем, построенных на принципах двоичной логики, такая формулировка задачи является наиболее востребованной. Однако в предметно-ориентированных информационных системах (диагностических, телеметрических и т. п.) представление признаков в двоичной форме оказывается слишком грубым, особенно если в качестве их используются непрерывные быстроменяющиеся параметры. Такие параметры могут быть представлены с требуемой точностью только лишь в рамках многозначной логики, что необходимо учитывать при построении диагностических процедур. Следует иметь в виду и то, что в современных сложных системах таких параметров оказывается достаточно много (например, в бортовых телеметрических системах космических аппаратов на их долю приходится 30–50%). Указанные задачи квалиметрии таких моделей еще требуют своего решения.

Рассмотренные методы и алгоритмы могут быть положены в основу разработки прикладного программного обеспечения программно-аппаратных комплексов, предназначенных для автоматизированного мониторинга состояния технико-технологического оборудования, входящих в состав АСУ сложных организационно-технических объектов, функционирующих в масштабе реального времени.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Человек живёт в мире моделей, моделируя Природу, себя и свои потребности и используя для этого различные средства. Ярким примером различных подходов к моделированию времени является разработка механических, электромеханических, электронных и программных часов. Создание такого универсального средства, как компьютер, позволило моделировать практически любую информационную потребность человека, а с помощью компьютерного моделирования стали решаться задачи, недоступные другим видам моделирования.

Такая универсальность моделей и моделирования не могла не отразиться на их определениях и классификациях. Субъективизм классификаций следует из произвола задания оснований деления понятий, отвечающих потребностям классифицирующего субъекта. Многочисленные свойства, приписываемые моделям, следует разделить на ряд категорий. К наиболее общим свойствам любого объекта и его модели относятся *функция, структура и операция*, названные в книге *собственными* свойствами модели. Другую категорию свойств образуют *моделируемые* свойства объекта, переносимые на его модель и используемые для оценивания её качества. Третью категорию образуют свойства инструментария, применяемого для моделирования. К *инструментальным* свойствам модели относится язык и средства моделирования. Для создания компьютерных моделей используется формальный язык и его абстрактная форма = математический аппарат. В книге приведён нейтральный по отношению к классифицирующему субъекту вариант дихотомической классификации инструментальных типов модели. И, наконец, к четвёртой категории следует отнести такие *оценочные* свойства, общие для любой модели, как качество, результативность и эффективность.

Проблема качества объектов потребления не нова. Люди на интуитивном уровне оценивали качество всех предметов обихода в соответствии со своими взглядами и потребностями. Во второй половине XX-го века проблема качества продукции обрела научную основу. В настоящее время качество товаров и услуг регламентируется международными и национальными стандартами.

Интерес к качеству моделей возник на почве познавательных потребностей человека, его желании глубже проникнуть в суть вещей. Та модель обладает лучшим качеством, которая позволяет получить больше достоверной информации об изучаемом объекте. Актуальность оценивания качества моделей возросла на фоне непрерывно растущей сложности объектов моделирования. К ним относятся как современные киберфизические системы различного назначения, так и трудно прогнозируемые явления Природы. Для их моделирования создаются дорогостоящие полимодельные комплексы. Выбор варианта полимодельного комплекса для решения практической задачи на основе оценки его качества может дать ощутимый экономический эффект.

Поскольку совокупность мероприятий по обеспечению качества модели осуществляется субъектом моделирования, он играет решающую роль в достижении требуемого уровня качества модели. В наглядной форме этот

фактор отражён центральным местом субъекта моделирования в модифицированном треугольнике Фреге. Человеческий фактор в системе моделирования определяет меру её субъективизма, зависящую от квалификации субъекта, а в случае коллектива, выполняющего моделирование, – от его слаженности.

Важнейшую роль в системе обеспечения качества моделей и ПМК играет метрологическая составляющая. В качестве обобщённых характеристик моделей и ПМК используются показатели качества и эффективности. При этом показатель качества характеризует структурно-функциональную модель (СФ-модель) объекта, а показатель эффективности – его операционную модель (О-модель). СФ-модель используется для определения соответствия свойств модели свойствам объекта-оригинала (решает проблему адекватности), а О-модель характеризуется результативностью (точность, достоверность) и потребляемыми ресурсами (в первую очередь, временной фактор), т.е. характеризует эффективность моделирования. В отсутствие объективных значений показателей качества используются экспертные методы оценивания качества моделей. В книге изложены оригинальные методы группового и сокращённого экспертного оценивания, продемонстрированные на примерах.

Помимо адекватности модели объекту, проверяемой на всех этапах её создания, важной характеристикой качества является сложность модели. На этапе создания формальной модели объекта оценивается её сложность по памяти и алгоритмическая сложность вычислений. Эти оценки влияют на выбор системы моделирования. Учитывая непрерывное усложнение объектов моделирования, к полимодельным комплексам предъявляются такие требования, как точность, развиваемость, робастность.

Проблема адекватности моделей и ПМК разрешима не для всех объектов моделирования. Для ряда сложных объектов моделирования могут отсутствовать значения моделируемых показателей. В этом случае применяется такое понятие, как полезность модели, измеряемая показателем эффективности (или риска), отражающим цель моделирования. По значениям этого показателя качество модели или ПМК улучшается итеративно в ходе эксперимента. В программировании этот принцип реализуется технологией прототипирования.

Как обобщённые характеристики модели и моделирования, показатели качества и эффективности строятся из первичных показателей. Это влечёт необходимость нахождения компромисса между противоречивыми оценками первичных показателей. Такого рода проблемы решаются методами многокритериальной оптимизации и многоатрибутной теории полезности. На основе анализа соотношения шкал показателя и полезности (ценности) и аксиом оценивания методы обеих теорий обобщаются в методы многомерного оценивания на конечном множестве объектов. Линейные функции нормирования многокритериальной модели трактуются как частный (линейный) случай нелинейных функций полезности. Этот принцип положен в основу систематизации методов, что позволяет осуществлять обоснованный подбор метода для решения конкретной задачи оценивания.

Разнородность моделей и полимодельных комплексов потребовало обобщения моделей до уровня математических структур и теории категорий. Категориально-функторный подход позволил устанавливать изоморфизм между моделями различного назначения и уровня общности. Этот подход реализуется в парадигме системного моделирования.

По мнению авторов монографии дальнейшая разработка квалиметрии моделей и полимодельных комплексов должна идти параллельно в двух основных взаимодействующих и взаимно обогащающих направлениях исследований. В рамках первого направления целесообразно разрабатывать общие вопросы квалиметрии моделей, которые базируются на результатах, получаемых в рамках большого числа частных прикладных теорий оценивания и управления качеством моделей (второе направление исследований), развиваемых для каждой конкретной предметной области.

Авторы монографии считают, что любое научное направление на начальном этапе своего развития порождает больше вопросов, чем ответов на них. Поэтому предложенные в монографии подходы к оцениванию и управлению качеством моделей и полимодельных комплексов должны рассматриваться читателями данной книги как первый шаг, за которым последуют широко-масштабные исследования затронутых в монографии фундаментальных и прикладных проблем квалиметрии моделей и полимодельных комплексов. К указанной совместной работе мы приглашаем всех заинтересованных лиц и организации.

Конечными целями таких исследований должны стать конкретные рекомендации потенциальным пользователям моделей по их обоснованному выбору, в наибольшей степени соответствующему решаемым задачам моделирования, а также в подборе оптимального состава моделей ПМК и в автоматизации технологии системного моделирования.

ЛИТЕРАТУРА

Введение

1. Юсупов Р. М., Иванищев В. В., Костельцев В. И., Суворов А. И. Принципы квалиметрии моделей // IV СПб Международная конференция «Региональная информатика-95». Тезисы докладов. – СПб., 1995. – С. 90-91.
2. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004, № 6. – С. 5–16.
3. Микони С. В., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Применение алгебраического подхода в квалиметрии моделей и полимодельных комплексов // Сборник докладов VI научно-практической конференции «Имитационное моделирование. Теория и практика». – Казань: Фэн, 2013. – Т. 1. – С. 68–79.
4. Соколов Б. В., Юсупов Р. М., Микони С. В. Квалиметрия моделей и полимодельных комплексов: состояние исследований и перспективы развития. – СПб. : «ЦНИИ "Электроприбор"», 2014. – С. 44–53.
5. Андрианов Ю. М., Суббето А. И. Квалиметрия в приборостроении. – Л. : Машиностроение, 1990. – 216 с.
6. Варжапетян А. Г. Квалиметрия : учеб. пособие. – СПб. : СПбГУАП, 2005. – 176 с.
7. Азгальдов Г. Г., Костин А. В., Садовов В. В. Квалиметрия для всех : учеб. пособие. – М. : Информ-Знание. 2012. – 165 с.
8. Семёнов С. С. Оценка качества и технического уровня сложных систем. Практика применения метода экспертных оценок. – М. : ЛЕНАНД, 2015. – 352 с.
9. Семёнов С. С., Воронов Е. М., Полтавский А. В., Крянев А. В. Методы принятия решений в задачах оценки качества и технического уровня сложных систем. – М. : ЛЕНАНД, 2015. – 520 с.
10. Баранов С. Н. Разработка и сертификация программного обеспечения для авиационных бортовых систем и оборудования : учеб. пособие. – СПб. : Изд-во ГУАП, 2017. – 175 с.
11. Липаев В. В. Тестирование компонентов и комплексов программ : учебник. – М. : Синтег, 2010. – 392 с.
12. Баранов С. Н., Тележкин А. М. Метрическое обеспечение программных разработок // Труды СПИИРАН, 2014. – № 5(36). – С. 5–27.

Раздел 1

1. Перегудов Ф. И., Тарасенко Ф. П. Введение в системный анализ. – М. : Высшая школа, 1989. – 367 с.
2. Технология системного моделирования / под ред. С. В. Емельянова [и др.]. – М. : Машиностроение, 1988. – 520 с.
3. Lee E. A., Seshia S. A. Introduction to Embedded Systems: A Cyber-Physical Systems Approach, Second Edition, MIT Press, ISBN 978-0-262-53381-2, 2017.
4. Suryanarayanan S., Roche R., Hansen T. M. Cyber-Physical-Social Systems and Constructs in Electric Power Engineering 2016. 521 p. ISBN : 1849199361.

5. *Бертеланфи Л.* Общая теория систем: Критический обзор // Исследования по общей теории систем. – М. : Прогресс, 1969. – С. 23–82.
6. *Шрейдер Ю. А., Шаров А. А.* Системы и модели. – М. : Радио и связь, 1982. – 151 с.
7. *Юсупов Р. М., Кулешов С. В.* Софтверизация – путь к импортозамещению? Методы управления и обработки информации // Труды СПИИРАН. 2016. – Вып. 3(46). – С. 5–13.
8. *Юсупов Р. М., Александров В. В., Кулешов С. В.* Технология программно-управляемых сред и импортозамещение // Информатизация и связь. – 2016. – № 3. – С. 11–16.
9. *Guinard D., Trifa V., Friedemann M., Wilde. E.* From the Internet of Things to the Web of Things: Resource Oriented Architecture and Best Practices (PDF). 2011. Springer. pp. 97–129. ISBN 978-3-642-19156-5.
10. *Анохин П. К.* Очерки по физиологии функциональных систем. – М. : Медицина, 1975. – 448 с.
11. *Бусленко Н. П.* Сложная система // Большая Советская Энциклопедия. – 3-е изд. – М. : Советская энциклопедия. – 1969–1978.
12. Стандарт ИСО 8402–94. Управление качеством и обеспечение качества – Словарь. – 29 с.
13. ГОСТ 34. 003-90. Информационная технология (ИТ). Комплекс стандартов на автоматизированные системы. Автоматизированные системы. Термины и определения. – 26 с.
14. *Петухов Г. Б., Якунин В. И.* Методологические основы внешнего проектирования целенаправленных процессов и целеустремленных систем. – М. : АСТ. 2006. – 501 с.
15. *Волкова В. Н., Козлов В. Н., Магер В. Е., Черненькая Л. В.* Классификация методов и моделей в системном анализе // Сборник докладов XX Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2017). 24–26.05.2017. – СПб. : СПбГЭТУ(ЛЭТИ). 2017. – С. 223–226.
16. *Колмогоров А. Н., Драгалин А. Г.* Введение в математическую логику. – М. : Изд-во МГУ, 1962. – 120 с.
17. *Курош А. Г.* Лекции по общей алгебре. – СПб. : Лань, 2007.
18. *Хованский А. Г.* Топологическая теория Галуа. Разрешимость и неразрешимость уравнений в конечном виде. – М. : Изд-во МЦНМО, 2008. – 296 с.
19. *Воеводин В. В., Воеводин Вл. В.* Параллельные вычисления. – СПб. : БХВ-Петербург, 2002. – 608 с.
20. *Тарасенко Ф. П.* Прикладной системный анализ: Наука и искусство решения проблем : учебник. – Томск, 2004. – 186 с.
21. *Тарасенко Ф. П.* Моделирование и феномен человека. Часть I. Моделирование – инфраструктура взаимодействия человека с реальностью. – М. : Научные технологии, 2012. – 136 с.
22. *Поспелов Д. А.* Ситуационное управление. Теория и практика. – М. : Наука. 1986. – 284 с.
23. *Васильев С. Н.* От классических задач регулирования к интеллектуальному управлению // Теория и системы управления. – 2001, № 1. – С. 5–22.
24. Математическое моделирование социальных процессов : сборник трудов. – Вып. 18. – М. : ЭконИнформ, 2017. – 244 с.

25. Zadeh, Lotfi A. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing, Communications of the ACM, March 1994, Vol. 37. – No. 3. – P. 77–84.
26. Краснощеков П. С., Морозов В. В., Попов Н. М. Оптимизация в автоматизированном проектировании. – Изд. 2-е, испр. – М. : ЛЕНАНД, 2018. – 328 с.
27. Самарский А. А., Михайлов А. П. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. – 2-е изд., испр. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2005. – 320 с.
28. Власов С. А., Девятков В. В. Имитационное моделирование в России: прошлое, настоящее, будущее // Автоматизация в промышленности, 2005. – № 5. – С. 63–65.
29. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5–16.
30. Микони С. В. Общие диагностические базы знаний вычислительных систем. – СПб. : СПИИРАН, 1992. – 234 с. Электронная версия монографии на сайте: <http://www.mcd-svir.ru/books.html> (Проверено 22.06.2018).
31. Система выбора и ранжирования СВБР [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.mcd-svir.ru/refer09.html> (Проверено 20.07.2018).

Раздел 2

1. Ростовец Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. – Вып. 2. Процесс разработки знаковых моделей. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1997. – 112 с.
2. Ростовец Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. Методологические аспекты знакового моделирования. – Вып. 1. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1996. – 131 с.
3. Ростовец Ю. Г., Юсупов Р. М. Проблема обеспечения адекватности субъектно-объектного моделирования // Известия вузов. Приборостроение. – 1991. – № 7. – С. 7–14.
4. Микони С. В. Модели и базы знаний : учеб. пособие. – СПб. : ПГУПС, 2000. – С. 154.
5. Лотте Д. С. Основы построения научно-технической терминологии. – М. : Изд-во АН СССР, 1961. – 157 с.
6. Поспелов Д. А. Ситуационное управление. Теория и практика. – М. : Наука, 1986. – 284 с.
7. Петухов Г. Б., Якунин В. И. Методологические основы внешнего проектирования целенаправленных процессов и целеустремленных систем. – М. : АСТ, 2006. – 501 с.
8. Микони С. В. Систематизация свойств сложных технических систем // Материалы IX конференции «Информационные технологии в управлении (ИТУ-2016)». – СПб. : «ЦНИИ “Электроприбор”», 2016. – С. 84–95.
9. Тарасенко Ф. П. Моделирование и феномен человека. – Часть I. Моделирование – инфраструктура взаимодействия человека с реальностью. – М. : Научные технологии, 2012. – 136 с.
10. Акофф Р. Преобразование образования / Р. Акофф, Д. Гринберг. – Томск : Изд-во ТГУ, 2009. – 196 с.
11. Гельвеций К. А. Сочинения. В двух томах / сост. и общ. ред. Х. Н. Момджяна. – М. : Мысль, 1973/1974. – 647–687 с.

12. Новиков А. М., Новиков Д. А. Методология : словарь системы основных понятий. – М. : ЛИБРОКОМ, 2013. – 208 с.
13. Юсупов Р. М., Заболотский В. П. Концептуальные и научно-методологические основы информатизации. – СПб. : Наука, 2009. – 542 с.
14. Исаев Г. Н. Моделирование информационных ресурсов: теория и решение задач : учеб. пособие. – М. : Альфа-М : ИНФРА-М, 2010. – 224 с.
15. ГОСТ 33707-2016 (ISO/IEC 2382:2015) Информационные технологии (ИТ). Словарь.
16. Ивин А. А., Никифоров, А. Л. Словарь по логике. – М. : ВЛАДОС, 1997. – 384 с.
17. Микони С. В. Формализация определений понятий как условие повышения качества содержательных моделей // Сборник докладов XX Междунар. конфер. по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2017). 24–26.05.2017. – СПб. : СПбГЭТУ(ЛЭТИ). 2017. – С. 19-22.
18. Chen M. S., Han J., Yu P. S. (1996) Data mining: an overview from a database perspective. Knowledge and data Engineering, IEEE Transactions on 8(6). – P. 866–883.
19. Пятецкий-Шапиро Г. Data Mining и перегрузка информацией : вступ. ст. к книге: Анализ данных и процессов / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, И. И. Холод [и др.] // 3-е изд., перераб. и доп. – СПб. : БХВ-Петербург, 2009. – 512 с.
20. Волкова В. Н., Козлов В. Н., Магер В. Е. [и др.]. Классификация методов и моделей в системном анализе // Сборник докладов XX Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2017). 24–26.05.2017. – СПб. : СПбГЭТУ(ЛЭТИ), 2017. – С. 223–226.
21. Волкова В. Н., Денисов А. А., Темников Ф. Е. Методы формализованного представления систем : учеб. пособие. – СПб. : СПбГТУ, 1993. – 107 с.
22. Тарасенко Ф. П. Прикладной системный анализ: Наука и искусство решения проблем : учебник. – Томск, 2004. – 186 с.
23. Теория систем и системный анализ в управлении организациями : справочник / под ред. В. Н. Волковой и А. А. Емельянова. – М. : Финансы и статистика, 2009. – 845 с.
24. Микони С. В., Дегтярев В. Г., Ходаковский В. А. [и др.] Сопоставление классификаций моделей, основанных на двух альтернативных подходах // Известия ПГУПС. – 2017. – Вып. 4. ISSN 1815-588X. – С. 174–185.
25. Zadeh, Lotfi A. Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing. Communications of the ACM. – March 1994. – Vol. 37. – No. 3. – P. 77–84.
26. Михелькевич В. Н., Радомский В. М. Основы научно-технического творчества. – Ростов н/Д : Феникс, 2004. – 320 с.
27. Арнольд В. И. «Жесткие» и «мягкие» математические модели. – 2-е изд. – М. : МЦНМО, 2008. – 32 с.
28. Микони С. В. Теория принятия управленческих решений : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2015. – 448 с.
29. Поллак Ю. Г. Вероятностное моделирование на электронных вычислительных машинах. – М. : Сов. радио, 1971. – 400 с.
30. Микони С. В. Роль и место жестких и мягких вычислений // Труды VII-й Всероссийской научно-практической конференции «Нечеткие системы, мягкие вычисления и интеллектуальные технологии». СПб., 3–7.07.2017. – СПб. : СПИИРАН. – С. 101–110.

31. *Прокопчина С. В.* Мягкие подходы к управлению сложными системами // Труды XX Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2017). 24–26.05.2017. – СПб. : СПбГЭТУ (ЛЭТИ), 2017. – С. 7–14.
32. *Перельман Я. И.* Занимательная алгебра. – М. : Наука, 1975. – 200 с.
33. *Заде Л. А.* Роль мягких вычислений и нечеткой логики в понимании, конструировании и развитии информационных/интеллектуальных систем // Новости искусственного интеллекта, 2001. – № 2–3. – С. 7–11.
34. *Охтилев М. Ю., Мустафин Н. Г., Миллер В. Е.* [и др.] Концепция проактивного управления сложными объектами: теоретические и технологические основы // Изв. вузов. Приборостроение. – 2014. – Т. 57, № 11. – С. 7–15.
35. *Соколов Б. В., Юсупов Р. М.* Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодальных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5–16.

Раздел 3

1. *Липаев В. В.* Надежность программного обеспечения. – М. : Наука, 1998.
2. *Поллак Ю. Г.* Вероятностное моделирование на электронных вычислительных машинах. – М. : Сов. радио, 1971. – 400 с.
3. *Майерс Г.* Надежность программного обеспечения. – М. : Мир, 1980. – 359 с.
4. *Петухов Г. Б., Якунин В. И.* Методологические основы внешнего проектирования целенаправленных процессов и целеустремленных систем. – М. : АСТ, 2006. – 501 с.
5. *Калинин В. Н., Резников Б. А.* Теория систем и управление (структурно-математический подход) : учеб. пособие. – Л. : ВИКИ им. А. Ф. Можайского, 1978. – 417 с.
6. *Витте С. Ю.* Воспоминания. – Т. 3. – Гл. 5.
7. *Семёнов С. С.* Оценка качества и технического уровня сложных систем. Практика применения метода экспертных оценок. – М. : ЛЕНАНД, 2015. – 352 с.
8. *Семёнов С. С., Воронов Е. М., Полтавский А. В.* [и др.] Методы принятия решений в задачах оценки качества и технического уровня сложных систем. – М. : ЛЕНАНД, 2015. – 520 с.
9. Эффективность технических систем. – М. : Машиностроение, 1988. – 328 с.
10. *Чуев Ю. В.* Исследование операций в военном деле. – М. : Воениздат, 1970. – 256 с.
11. *Ростовцев Ю. Г., Юсупов Р. М.* Проблема обеспечения адекватности субьектно-объектного моделирования // Известия вузов. Приборостроение. – 1991. – № 7. – С. 7–14.
12. *Соколов Б. В., Юсупов Р. М.* Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодальных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5–16.
13. *Мионов В. И., Мионов Ю. В., Юсупов Р. М.* Адекватность прямого и вариационного подходов в задачах оценивания состояния нелинейных динамических систем при гауссовских ошибках измерений // Мехатроника, автоматизация управление. – 2010. – № 11. – С. 23–31.
14. *Гэри М., Джонсон Д.* Вычислительные машины и труднорешаемые задачи. – М. : Мир, 1982. – 420 с.

15. Микони С. В. Дискретная математика для бакалавра: множества, отношения, функции, графы : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2012. – 192 с.
16. Микони С. В., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Применение алгебраического подхода в квалиметрии моделей и полимодельных комплексов // Сборник докладов VI научно-практической конференции «Имитационное моделирование. Теория и практика». – Казань : Фэн, 2013. – Том 1. – С. 68–79.
17. Бусленко Н. П. Сложная система // Большая Советская Энциклопедия. – 3-е изд. – М. : Советская энциклопедия, 1969–1978.
18. Огвоздин В. Ю. Управление качеством. Основы теории и практики : учеб. пособие. – 6-е издание. – М. : Дело и Сервис, 2009. – 304 с.
19. Захаров И. Г. Концептуальный анализ в военном кораблестроении. – СПб. : Судостроение, 2001. – 235 с.
20. Захаров И. Г. Обоснование выбора. Теория практики. – СПб. : Судостроение, 2006. – 528 с.
21. Ростовцев Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. – Вып. 2. Процесс разработки знаковых моделей. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1997. – 112 с.
22. Ростовцев Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. Методологические аспекты знакового моделирования. – Вып. 1. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1996. – 131 с.
23. Баранов С. Н. Разработка и сертификация программного обеспечения для авиационных бортовых систем и оборудования : учеб. пособие. – СПб. : Изд-во ГУАП, 2017. – 175 с.
24. Липаев В. В. Тестирование компонентов и комплексов программ : учебник / В. В. Липаев; РАН. Институт системного программирования. – М. : Синтег, 2010. – 392 с.
25. Баранов С. Н., Тележкин А. М. Метрическое обеспечение программных разработок // Труды СПИИРАН. – 2014. – № 5(36). – С. 5–27.

Раздел 4

1. Калинин В. Н., Резников Б. А. Теория систем и управления (структурно-тематический подход). – Л. : ВИКИ, 1978. – 417 с.
2. Бурбаки Н. Теория множеств. – М. : Мир, 1965. – 456 с.
3. Бурбаки Н. Общая топология. Основные структуры. – М. : Физматгиз, 1958.
4. Бурбаки Н. Алгебра. – М. : Физматгиз, 1962.
5. Месарович М., Такахара Я. Общая теория систем: математические основы : пер. с англ. – М. : Мир, 1978.
6. Шрейдер Ю. А., Шаров А. А. Системы и модели. – М. : Радио и связь, 1982.
7. Лескин А. А. Алгебраические модели гибких производственных систем. – Л. : Наука, 1986.
8. Охтилев М. Ю., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов. – М. : Наука, 2006. – 410 с.
9. Павловский Ю. Н. Имитационные модели и системы. – М. : Фазис, 2000. – 132 с.

10. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5–16.
11. Соколов Б. В., Юсупов Р. М., Микони С. В. Квалиметрия моделей и полимодельных комплексов: состояние исследований и перспективы развития. – СПб. : «ЦНИИ "Электроприбор"», 2014. – С. 44–53.
12. Калинин В. Н. О теории управления активными подвижными объектами // Известия вузов. Приборостроение. – 1981. – № 6. – С. 26–31.
13. Новосельцев В. И., Тарасов Б. В., Новиков В. К. [и др.] Теоретические основы системного анализа. – М. : Майор, 2006. – 590 с.
14. Новосельцев В. И., Тарасов Б. В. Теоретические основы системного анализа. – 2-е изд., испр. и перер. / под ред. Новосельцева В. И. – М. : Майор : Осипенко, 2013. – 536 с.
15. Тарасенко С. А. Формализованная методология исследования специальной техники. – М. : Красная Звезда, 2017. – 368 с.
16. Баркалов С. А., Душкин А. В., Колодяжный С. А. [и др.] Введение в системный анализ / под общ. ред. д-ра техн. наук, проф. В. И. Новосельцева. – М. : Горячая линия – Телеком, 2017. – 234 с.
17. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Комплексное моделирование функционирования автоматизированной системы управления навигационными космическими аппаратами // Проблемы управления и информатики. – 2002. – № 5. – С. 103–117.
18. Калинин В. Н., Соколов Б. В. Многомодельный подход к описанию процессов управления космическими средствами // Теория и системы управления. – 1995. – № 1. – С. 56–61.
19. Васильев С. Н. От классических задач регулирования к интеллектуальному управлению // Теория и системы управления. – 2001. – № 1. – С. 5–22; № 2. – С. 5–21.
20. Жук К. Д., Тимченко А. А., Доленко Т. И. Исследование структур и моделирование логико-динамических систем. – Киев : Наукова думка, 1975.
21. Зимин И. Н., Иванюков Ю. П. Решение задач сетевого планирования сведением их к задачам оптимального управления // Журнал вычисл. математики и математической физики. – 1971. – № 3. – С. 632–641.
22. Воронов А. А. Введение в динамику сложных управляемых систем. – М. : Наука, 1985.
23. Башлыков А. А. Компьютерные информационные системы для интеллектуальной поддержки операторов АЭС. – М. : ВНИИОЭНГ, 2016. – 520 с.
24. Котов В. Е. Сети Петри. – Москва : Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1984. – 158 с.
25. Савин Г. И. Системное моделирование сложных процессов. – М. : Фазис, 2000.
26. Прангишвили И. В. Системный подход и общесистемные закономерности. – М. : Синтез, 2000.
27. Технология системного моделирования / Е. Ф. Аврамчук, А. А. Вавилов, С. В. Емельянов [и др.] ; под общ. ред. С. В. Емельянова [и др.] – М. : Машиностроение ; Берлин : Техника, 1988.
28. Имитационное моделирование производственных систем / А. А. Вавилов, Д. Х. Имаев, В. И. Плескунин [и др.] – М. : Машиностроение ; Берлин : Ферлаг Техник, 1983.

29. Павловский Ю. Н. Проблема декомпозиции в математическом моделировании. – М. : Фазис, 1998. – С. 272.
30. Шеннон Р. Имитационное моделирование – искусство и наука. – М. : Мир, 1978. – 418 с.
31. Моисеев Н. Н. Математические задачи системного анализа. – М. : Наука, 1981.
32. Краснощеков П. С., Морозов В. В., Попов Н. М. Оптимизация в автоматизированном проектировании. – Изд. 2-е, испр. – М. : ЛЕНАНД, 2018. – 328 с.
33. Краснощеков П. С., Морозов В. В., Федоров В. В. Декомпозиция в задачах проектирования // Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. – 1979. – № 2. – С. 7–18.
34. Цвиркун А. Д., Акинфиев В. К. Структура многоуровневых и крупномасштабных систем (синтез и планирование развития). – М. : Наука, 1993.
35. Цвиркун А. Д. Основы синтеза структуры сложных систем. – М. : Наука, 1982.
36. Составная часть НИР «Разработка технологии имитационного моделирования производственных комплексов судостроительных предприятий» Шифр «Модель-С». Заказчик ОАО «Центр технологии судостроения и судоремонта». Исполнитель СПИИРАН. – СПб. : СПИИРАН, 2013. – 146 с.
37. Пешель М. Моделирование сигналов и систем. – М. : Мир, 1981.
38. Полляк Ю. Г. Вероятностное моделирование на электронных вычислительных машинах. – М. : Сов. радио, 1971.
39. Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте // Сборник научных трудов VIII Международной научно-технической конференции (Коломна, 18–20 мая, 2015). – В 2 т. Т 2. – М. : Физматлит, 2015. – 388 с.
40. Демидова Л. А., Титов С. Б. Гибридные алгоритмы анализа и обработки данных в задачах интеллектуальной поддержки принятия решений. – М. : Горячая линия–Телеком, 2017. 228 с.
41. Зозуля Ю. И. Интеллектуальные нейросистемы. – Кн. 12. – М. : Радиотехника, 2001. – 144 с. (Нейрокомпьютеры и их применение / ред. А. И. Галушкин).
42. Демидова Л. А., Пылькин А. Н. Интеллектуальные методы принятия решений на основе данных группового экспертного оценивания. – М. : Горячая линия–Телеком, 2017. – 238 с.
43. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под ред. Д. А. Поспелова. – М. : Наука, 1986.
44. Рыбина Г. В., Рыбин В. М., Паронджанов С. С. [и др.] Имитационное моделирование внешнего мира при построении динамических интегрированных экспертных систем // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2014. – № 12. – Т. 12. – С. 3–15.
45. Калашиников В. В., Немчинов Б. В., Симонов В. М. Нить Ариадны в лабиринте моделирования. – М. : Наука, 1993. – 192 с., ил.
46. Материалы 1-й, 2-й, 3-й, 4-й и 5-й Всероссийской научно-практической конференции «Имитационное моделирование. Теория и практика». – Т. 1–2. – СПб. : ЦНИИ технологий судостроения, 2003, 2005, 2007, 2009, 2011, 2013, 2015 URL: www.simulation.su
47. Карпов Ю. Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic. – СПб. : БХВ-Петербург, 2005.

48. Аксенов К. А., Клебанов Б. И. Комплексная модель предприятия и аппарат экспертных систем // Научные труды III отчетной конф. молодых ученых ГОУ ВПО УГТУ-УПИ : сб. статей. – Екатеринбург : УГТУ-УПИ, 2002. – Ч. 1. – С. 296–298.
49. Надежность и эффективность в технике : Справочник в 10 т. / ред. совет: В. С. Авдучевский (пред.) [и др.] – М. : Машиностроение, 1988. – Т. 3. Эффективность технических систем / под общ. ред. В. Ф. Уткина, Ю. В. Крючкова.
50. Петухов Г. Б., Якунин В. И. Методологические основы внешнего проектирования целенаправленных процессов и целеустремленных систем. – М. : АСТ, 2006. – 501 с.
51. Ростовцев Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. – Вып. 2. Процесс разработки знаковых моделей. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1997. – 112 с.
52. Ростовцев Ю. Г. Задачи знакового моделирования систем. Методологические аспекты знакового моделирования. – Вып. 1. – СПб. : ВИККА им. А. Ф. Можайского, 1996. – 131 с.
53. Ростовцев Ю. Г. Основы построения автоматизированных систем сбора и обработки информации. – СПб. : ВИКИ, 1992. – 717 с.
54. Ростовцев Ю. Г., Юсупов Р. М. Проблема обеспечения адекватности субъектно-объектного моделирования // Известия вузов. Приборостроение. – 1991. – № 7. – С. 7–14.
55. Охтилев М. Ю., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Теоретические и технологические основы концепции проактивного мониторинга и управления сложными объектами // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2015. – № 1(162). – С. 162–174.
56. Охтилев М. Ю., Мустафин Н. Г., Миллер В. Е., Соколов Б. В. Концепция проактивного управления сложными объектами: теоретические и технологические основы // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2014. – № 11. – С. 7–15.
57. Балашов Е. П. Эволюционный синтез систем. – М. : Радио и связь, 1985. – 328 с.
58. Ларичев О. И. Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в волшебных странах. – М. : Логос, 2000. – 294 с.
59. Перегудов Ф. И., Тарасенко Ф. П. Введение в системный анализ. – М. : Высшая школа, 1989. – 367 с.
60. Петровский А. Б. Теория принятия решений. – М. : Академия, 2009. – 399 с.
61. Скурихин В. И., Забродский В. А., Копейченко Ю. В. Адаптивные системы управления машиностроительным производством. – М. : Машиностроение, 1989. – 207 с.
62. Растринин Л. А. Адаптация сложных систем. – Рига : Зинантне, 1981. – 375 с.
63. Букатова И. Л., Михасев Ю. И., Шаров А. М. Теория и практика эволюционного моделирования. – М. : Наука, 1991. – 206 с.
64. Дмитриев А. К., Юсупов Р. М. Идентификация и техническая диагностика : учебник. – М. : МО СССР, 1987. – 521 с.
65. Юсупов Р. М. Элементы теории испытаний и контроля технических систем / под ред. Р. М. Юсупова. – М. : Энергия, 1977. – 189 с.
66. Болтянский В. Г. Математические методы оптимального управления. – М. : Наука, 1966.

67. Понтрягин Л. С., Болтянский В. Г., Гамкрелидзе Р. В., Мищенко Е. Ф. Математическая теория оптимальных процессов. – 2-е изд. – М. : Наука, 1969. – 384 с.
68. Смольников А.В., Алексеев А.В. Квалиметрическое обеспечение повышения конкурентоспособности объектов морской техники и морской инфраструктуры – Морской Вестник, 2014, №1(49), с 113–118.
69. Алексеев А.В., Антипов В.А., Бобрович В.Ю., Евсенко С.М. Реализация обобщенного метода квалиметрического анализа факторов развития и технология обеспечения управления развитием критических морских объектов // Морские интеллектуальные технологии. Научный журнал № 1 (31) Т.1, 2016, с. 27–37.

Раздел 5

1. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодальных комплексов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2004. – № 6. – С. 5–16.
2. Микони С. В. О качестве онтологических моделей // Онтология проектирования. 2017. – Т. 7, № 3(25). – С. 347–360.
3. Основы теории подобия и моделирования. Терминология. Академия наук СССР. Комитет научно-технической терминологии. – М. : Наука, 1974.
4. Микони С. В. Дискретная математика для бакалавра: множества, отношения, функции, графы : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2012. – 192 с.
5. Тарасенко Ф. П. Прикладной системный анализ: Наука и искусство решения проблем : учебник. – Томск, 2004. – 186 с.
6. Лотте Д. С. Основы построения научно-технической терминологии. – М. : Изд-во АН СССР, 1961. – 157 с.
7. Микони С. В. Общие диагностические базы знаний вычислительных систем. – СПб. : СПИИРАН, 1992. – 234 с. Электронная версия монографии на сайте <http://www.mcd-svir.ru/books.html>
8. Анфилатов В. С., Емельянов А. Л., Кукушкин А. А. Системный анализ в управлении. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 367 с.
9. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 343 с.
10. Бурсиан Е. Ю. Модели и алгоритмы распознавания железнодорожной технической документации : автореф. ... канд. техн. наук.– СПб. : ПГУПС, 2010. – 16 с.
11. Зуев Д. В. Синтез объектов нейросетевой модели распознавания образов и ее применение в задачах железнодорожной автоматики : автореф. ... канд. техн. наук. – СПб. : ПГУПС, 2013. – 13 с.
12. Ларичев О. И. Вербальный анализ решений. – М. : Наука, 2006. – 181 с.
13. Ehrgott M. Multicriteria Optimization. Springer, 2005. – 323 p.
14. Нейман Д., Моргенштерн О. Теория игр и экономическое поведение. – М. : Наука, 1970. – 708 с.
15. Кини Р. Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. – М. : Радио и связь, 1981.
16. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. – М. : Радио и Связь, 1993. – 278 с.
17. Микони С. В. Формализация критерия в задаче многомерного оценивания объектов // Изв. вузов. Приборостроение. – 2017. – Т. 60. – № 11. – С. 1012–1015.

18. Микони С. В. Теория принятия управленческих решений : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2015. – 448 с.
19. Микони С. В. Аксиоматика методов многокритериальной оптимизации на конечном множестве альтернатив // Труды СПИИРАН. – 2016. – Вып. 44. – С. 198–214.
20. Микони С. В. Системный анализ методов многокритериальной оптимизации на конечном множестве альтернатив // Труды СПИИРАН. – 2015. – Вып. 4(41). – С. 180–199.
21. Микони С. В., Гарина М. И. Решение задачи выбора методами оптимизации и классификации // Материалы 1-го междунар. симпозиума «Гибридные и синергетические интеллектуальные системы: теория и практика». 29.06–2.07.2012. – Калининград : Изд-во Балтийского федер. ун-та. – 2012. – С. 40–45.
22. Семёнов С. С. Оценка качества и технического уровня сложных систем. Практика применения метода экспертных оценок. – М. : ЛЕНАНД, 2015. – 352 с.
23. Микони С. В. Логический подход к выбору моделей, удовлетворяющих требованиям задач одного класса // Труды конференции «Имитационное моделирование. Теория и практика» ИММОД-2015. 21–23.10.2015. – М. : ИПУ РАН. – Том 1. – С. 132–136.
24. Павлов А. Н. Комплексное моделирование структурно-функциональной реконфигурации сложных объектов // Труды СПИИРАН. – 2013. – Вып. № 5. – С. 143–168.
25. Макаричев Ю. А., Иванников Ю. Н. Методы планирования эксперимента и обработки данных : учеб. пособие. – Самара : Самар. гос. техн. ун-т, 2016. – 131 с.
26. Zadeh L. Fuzzy Sets as the Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems 1, 1978. – P. 3–28.
27. Grabisch M., Murofushi T. Fuzzy Measures and Integrals: Theory and Applications. Physica-Verlag HD, 2000. – 476 p.

Раздел 6

1. URL: <http://www.mcd-svir.ru/refer07.html> (Проверено 20.07.2018).
2. Микони С. В. Теория принятия управленческих решений : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2015. – 448 с.
3. Mikoni, S. V. Application of the Universal Decision Support System SVIR to Solving Urban Problems. Springer International Publishing AG 2016 / A. V. Chugunov [et al.] (Eds.): DTGS 2016, CCIS 674. – P. 1–14.
4. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. – М. : Радио и Связь, 1993. – 278 с.
5. Анфилатов В. С., Емельянов А. Л., Кукушкин А. А. Системный анализ в управлении. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 367 с.
6. Зимин И. Н., Иванюков Ю. П. Решение задач сетевого планирования сведениям их к задачам оптимального управления // ЖВМ и МФ. – 1971. – Т. 11. – № 3.
7. Кравец В. Г., Любинский В. Е. Основы управления космическими полетами. – М. : Машиностроение, 1983.
8. Лебедев А. А., Нестеренко О. П. Космические системы наблюдения: Синтез и моделирование. – М. : Машиностроение, 1991.
9. Лебедев В. В., Кругов В. А. Техническая эффективность пилотируемых космических аппаратов. – М. : Машиностроение, 1985.

10. *Ли Э. Б., Маркус Л.* Основы теории оптимального управления. – М. : Наука, 1972.
11. *Малышев В. В., Красильщиков М. Н., Карлов В. И.* Оптимизация наблюдения и управления летательных аппаратов. – М. : Машиностроение, 1989.
12. *Ханциверов Ф. Р., Остроухов В. В.* Моделирование космических систем изучения природных ресурсов Земли. – М. : Машиностроение, 1989.
13. An application of the Global Positioning System to search and rescue and remote tracking / F. H. Raab, G. W. Board, S. D. Arling [et al.] // Navigation (USA). – 1977. – Vol. 24. – № 3. – P. 216–22.
14. *Ackoff R. L.*, The Art of Problem Solving. Wiley-Interscience. – N.-Y., 1978.
15. *Athaus M., Falb P. L.* Optimal control: An Introduction to the Theory and Its Applications. McGraw-Hill Book Company. – N.-Y. ; San Francisco ; Sidney, 1966.
16. *Basar T., Olsder G. J. D.* Dynamic Noncooperative Game Theory, Academic Press, London, 1982.
17. *Bellmann R.* Adaptive Control Processes: A Guided Tour. Princeton Univ. Press, Princeton, New Jersey, 1972.
18. *Beck N.* Preliminary results on the use of differential GPS positioning for geodetic applications // Proc. IEEE. Position Location and Navigation Symposium, PLANS'84. – San Diego, USA, 1984. – P. 163–168.
19. Intelligent Control Systems: Theory and Applications / Eds. M. M. Gupta, N. K. Sinka. N. Y. : IEEE Press, 1996.
20. *Klir G. J.* Architecture of Systems Problem Solving. Plenum Press, N.-Y., 1985.
21. *Milliken R. J., Zoller C. J.* Principle of operation of NAVSTAR and system characteristics // Navigation (USA). – 1978. – Vol. 25, № 2. – P. 95–106.
22. *Moiseev N. N.* Element of the Optimal Systems Theory. – М. : Nauka, 1974 (in Russian).
23. *Pontriagin L. S.* [etc.] Theory of Optimal Process. – М. : Fizmatgiz, 1961 (in Russian).
24. *Siliak D. D.* Decentralized Control of Complex Systems, Academic Press, N.-Y., 1990.
25. *Kalinin V. N., Sokolov B. V.* Optimal planning of the process of interaction of moving operating objects. Int. J. Differ. Equ. 1985, 21, 502–506.
26. *Соколов Б. В., Юсупов Р. М.* Комплексное моделирование функционирования автоматизированной системы управления навигационными космическими аппаратами // Проблемы управления и информатики. – 2002. – № 5. – С. 103–117.
27. *Sokolov B. V., Kalinin V. N.* Multi-model Approach to the Description of the Air-Space Facilities Control Process // Control Theory and Process. – 1995. № 1. – P. 149–156 (in Russian).
28. *Vasil'ev S. N.* From Classical Control Problems to Intelligent Control // Control theory and process. – 2001. – № 1. – P. 5–22. – № 2. – P. 5–21.
29. *Yusupov R., Rozenwasser E.* Sensitivity of Automatic Control Systems. CRS. Press, London : N.-Y., 1999.
30. *Zvirkun, A. D., Akinfiev V. K., Filippov V. A.* Simulation Modeling in the Problems of Complex Systems Structure Synthesis. – М. : Nauka, 1985 (in Russian).
31. *Охтилев М. Ю., Соколов Б. В., Юсупов Р. М.* Теоретические и технологические основы концепции проактивного мониторинга и управления сложными объектами // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2015. – № 1(162). – С. 162–174.

32. Охтилев М. Ю., Мустафин Н. Г., Миллер В. Е., Соколов Б. В. Концепция проактивного управления сложными объектами: теоретические и технологические основы // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2014. – № 11. – С. 7–15.
33. Бураков В. В., Зеленцов В. А., Потрясаев С. А., Соколов Б. В. [и др.] Методологические и методические основы оценивания и выбора эффективных технологий автоматизированного управления активными подвижными объектами на основе комплексного моделирования // H&ES Research. – 2016. – Том VIII. – № 3. – С. 6–13.
34. Соколов Б. В., Палицын В. А. Алгоритмы управления комплексами измерительных средств // Вестник воздушно-космической обороны. – 2016. – № 4(12). – С. 9–16.
35. Алабян А. М., Зеленцов В. А., Крыленко И. Н. [и др.]. Создание интеллектуальных информационных систем оперативного прогнозирования речных наводнений // Вестник Российской академии наук. – 2016. – Т. 86. – № 2. – С. 127–137.
36. Ivanov D., Sokolov B. Dynamic coordinated scheduling in the manufacturing system under a process modernization. Int. J. Prod. Res. 2013, 51, 2680–2697.
37. Ivanov D., Sokolov B. Dynamic supply chains scheduling. J. Sched. – 2012b, 15, 201–216.
38. Ivanov D., Sokolov B., Dolgui A. Multi-stage supply chain scheduling in petrochemistry with non-preemptive operations and execution control, Int. J. Prod. Res. – 2014, 52(13), 4059–4077.
39. Kalinin V. N., Sokolov B. V. A dynamic model and an optimal scheduling algorithm for activities with bans of interrupts. Autom. Remote Control. – 1987, 48, 88–94.
40. Охтилев М. Ю., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов. – М. : Наука, 2006. – 410 с.
41. Порфирьев Б. Н., Макарова Е. А. Экономическая оценка ущерба от природных бедствий и катастроф // Вестник Российской академии наук. – 2014. – Том 84. – № 12. – С. 1059–1072.
42. Алексеевский Н. И., Фролова Н. Л., Христофоров А. В. Мониторинг гидрологических процессов и повышение безопасности водопользования. – М. : Географический ф-т МГУ, 2011. – 367 с.
43. Васильев О. Ф. Создание систем оперативного прогнозирования половодий и паводков // Вестник Российской академии наук. – 2012. – Т. 82. – № 3. – С. 237–242.
44. Алабян А. М., Зеленцов В. А., Крыленко И. Н. [и др.] Оперативное прогнозирование наводнений на основе комплексного упреждающего моделирования и интеграции разнородных данных // Труды СПИИРАН. – 2015. – Вып. 4(41). – С. 3–33.
45. Merkurjeva G. V., Merkurjev Yu. A., Lectauers A., Sokolov B. V. [et al.] Advanced timer flood monitoring, modeling and forecasting // Journal of Computational Science. – 2014.
46. Фролова Н. Л. Великий Устюг: апрель 2016 / Н. Л. Фролова, С. А. Агафонова [Электронный ресурс]. – URL: https://www.msu.ru/science/main_themes/velikiy-ustyug-aprel-2016.html (Дата обращения: 31.05.2018).
47. Мотовилов Ю. Г. Свидетельство о гос. рег. в Роспатенте № 2013610703. ECOMAG. Россия, 2013.

48. *Lantrip J., Griffin M., Aly A.* Results of near-term forecasting of surface water supplies. In: World Water Congress 2005: Impacts of Global Climate Change - Proceedings of the 2005 World Water and Environmental Resources Congress. Anchorage, Alaska, US, 2005. Pp. 436. Doi: 10. 1061/40792(173)447.
49. [Электронный ресурс]. – URL: <http://litsam.ru>
50. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И. Д. Рудницкого. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с. : ил.
51. *Yong Z., Yanpeng C., Peng J., Hoogkee J.* Development of a web-based decision support system for supporting integrated water resources management in Daegu city, South Korea. *Expert Systems with Application*, 2012. – Vol. 39. – Issue 11. – P. 10091–10102.
52. *Arsene C., Al-Dabass D., Hartley J.* Decision Support System for Water Distribution Systems Based on Neural Networks and Graphs // 2012 UKSim 14th International Conference on Computer Modelling and Simulation. Cambridge, UK, 2012. – P. 315–323. Doi: 10. 1109/UKSim. – 2012 52.
53. *Hollan J. H.* Adaptation in natural and artificial systems / J. H. Holland. – Cambridge, MA : MIT Press Cambridge, 1992. – 211 p.
54. *Kaiming H., Xiangyu Z., Shaoqing R., Jian S.* Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. *IEEE Computer Society Washington, DC, USA*, 2015. – P. 1026–1034.
55. *А. М. Алабян, В. А. Зеленцов, И. Н. Крыленко [и др.]* Создание интеллектуальных информационных систем оперативного прогнозирования речных наводнений. – Вестник Российской академии наук. – 2016. – Т. 86. – № 2. – С. 127–137.
56. *Zelentsov V.* [et al.] River Flood Forecasting System: An Interdisciplinary Approach // Refice A., D'Addabbo A., Capolongo D. (eds) *Flood Monitoring through Remote Sensing*. Springer Remote Sensing/Photogrammetry. Springer, Cham. – 2017. – P. 81–100.
57. *Новаковский Б. А., Колесникова О. Н., Прасолова А. И.* [и др.] Геоинформационное моделирование наводнений по материалам космической съемки (на примере г. Бийск, Алтайский край) // *Геоинформатика*. – 2015. – № 1. – С. 15–20.
58. *Куприяновский В. П., Намиот Д. Е., Синягов С. А.* Кибер-физические системы как основа цифровой экономики // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2016. – Т. 4. – № 2. – С. 18–24.
59. *Соколов Б. В., Юсупов Р. М., Микони С. В.* Квалиметрия моделей и поли-модельных комплексов: состояние исследований и перспективы развития. – СПб. : «ЦНИИ "Электроприбор"», 2014. – С. 44–53.
60. *Дмитриев А. К., Юсупов Р. М.* Идентификация и техническая диагностика. – М. : МО, 1987. – 521 с.
61. *Копкин Е. В., Чукуров В. А., Алейник В. В.* [и др.] Алгоритм построения гибкой программы диагностирования технического объекта по критерию ценности получаемой информации // *Труды СПИИРАН*. – 2015. – Вып. 4(41). – С. 106–130.
62. *Дмитриев А. К., Копкин Е. В., Павлов С. Б.* Оптимальная информационно-поисковая система диагностирования с учетом неопределенности // *Изв. вузов. Приборостроение*. – 2004. – Т. 47. – № 8. – С. 3–10.

ПРЕДМЕТНЫЙ УКАЗАТЕЛЬ

Термин	Страница
Адекватность <i>Adequacy</i>	64, 152
Качество <i>Quality</i>	9
Качество модели <i>Quality of the model</i>	22
Качество продукции <i>Product Quality</i>	18
Киберфизическая система <i>Cyberphysical system</i>	13
Критерий <i>Criterion</i>	161, 162
Моделирование <i>Modeling</i>	12
Моделирование имитационное <i>Simulation</i>	104
Моделирование аналитико-имитационное <i>Modeling analytical-imitating</i>	105
Моделирование познавательное <i>Cognitive modeling</i>	34
Модель <i>Model</i>	19, 22
Модель аналитическая <i>Analytical model</i>	57, 61
Модель выполняемая <i>Executable model</i>	33
Модель детерминированная <i>Deterministic model</i>	59
Модель информационная <i>Information model</i>	19
Модель концептуальная <i>Conceptual model</i>	58
Модель машинная описательная <i>Machine Descriptive Model</i>	35

Модель операционная <i>Operating model</i>	26
Модель стохастическая <i>Stochastic model</i>	89
Модель структурная <i>Structural model</i>	23
Модель структурно-функциональная <i>Structural and functional model</i>	29, 30
Модель описательная <i>Model descriptive</i>	30
Модель ручная описательная <i>Model descriptive manual</i>	35
Модель функциональная <i>Functional model</i>	26, 27
Модель разрешимая <i>Solvable model</i>	32
Наблюдаемость <i>Observability</i>	49
Обеспечение качества <i>Quality assessment</i>	82
Оценивание качества <i>Quality evaluation</i>	151
Оценка качества <i>Quality assessment</i>	64
Показатель качества <i>Quality index</i>	146, 197
Показатель эффективности <i>Indicator of efficiency</i>	71
Полимодельный комплекс <i>Polymodel complex</i>	63
Развиваемость <i>Developability</i>	66, 151
Результативность <i>Effectiveness</i>	69, 121
Робастность <i>Robustness</i>	66
Сеть устройств <i>Internet of Things</i>	14

Свойство <i>Attribute</i>	18
Сложный объект <i>Complex object</i>	15
Сложность модели <i>Complexity of the model</i>	65, 76
Система <i>System</i>	13
Социо-киберфизическая система <i>Social Cyberphysical System</i>	13
Структурная динамика <i>Structural dynamics</i>	8, 234
Управляемость <i>Controllability</i>	214
Устойчивость <i>Stability Sustainability</i>	66, 155
Целостность <i>Emergence</i>	13, 154
Чувствительность <i>Sensitivity</i>	66
Эффективность <i>Efficiency</i>	68

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



Микони Станислав Витальевич,
д-р техн. наук (1992), профессор (1994) ведущий научный сотрудник ФГБУН «Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН» (СПИИРАН). Член Российской ассоциации искусственного интеллекта (1998).

Автор 300 работ, из них: 2 монографии и 7 учебных пособий в области технической диагностики, дискретной математики, системного анализа, теории принятия решений, искусственного интеллекта.



Соколов Борис Владимирович,
д-р техн. наук (1993), профессор (1994), заслуженный деятель науки РФ (2006), лауреат премии Правительства РФ в области науки и техники (2013), заведующий лабораторией информационных технологий в системном анализе и моделировании СПИИРАН.

Автор 5 учебников, 4 монографий, более 520 научных статей, трудов и докладов, часть из которых была опубликована в рецензируемых международных и отечественных научных журналах АН СССР и РАН РФ.



Юсупов Рафаэль Мидхатович,
д-р техн. наук (1968), профессор (1974), член-корреспондент РАН (2006), заслуженный деятель науки и техники РФ (1994), научный руководитель Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации Российской академии наук (СПИИРАН), президент Национального общества имитационного моделирования (НОИМ).

Автор более 500 научных трудов, в том числе 20 монографий.

Научное издание: монография

Микони С. В., Соколов Б. В., Юсупов Р. М.

**Квалиметрия моделей
и полимодельных
комплексов**

Подписано в печать 12. 2018. Формат 70х100 1/16.
Гарнитура Times. Печ. л.
Тираж 300 экз. Заказ №

Издатель – Российская академия наук

Оригинал-макет подготовлен
ООО «Красногорский полиграфический комбинат»
Публикуется в авторской редакции

Отпечатано в типографии
ООО «Красногорский полиграфический комбинат»
115093, г. Москва, Партийный пер. д. 1, корп. 58, стр. 3

Издается по решению Научно-издательского совета
Российской академии наук (НИСО РАН)
и распространяется бесплатно