



МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РФ
ФГБОУ ВПО «Брянский государственный технический
университет»

С.В. Ешин

**РАЗРАБОТКА И ВНЕДРЕНИЕ СИСТЕМ
МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА НА ОСНОВЕ
ИСПОЛЬЗОВАНИЯ БАЙЕСОВСКИХ
СЕТЕЙ**

Брянск
ИЗДАТЕЛЬСТВО БГТУ
2013

УДК 658.562+004.8+519.2+519.816

Ешин, С.В. Разработка и внедрение систем менеджмента качества на основе использования байесовских сетей [Текст]+[Электронный ресурс]: монография / С.В. Ешин; под ред. О.А. Горленко и В.В. Мирошникова. – Брянск: БГТУ, 2013. – 284 с.
ISBN 978-5-89838-638-2

Рассматриваются вопросы совершенствования процессов создания и внедрения систем менеджмента качества в организациях на основе применения вероятностного моделирования и анализа причин несоответствий процессов создания СМК с использованием байесовских сетей.

Монография предназначена для специалистов, работающих в области менеджмента качества, исследователей в области теории вероятностей и математической статистики, вероятностного моделирования сложных процессов и систем, преподавателей, а также может быть полезна для студентов и аспирантов технических вузов.

Ил. – 95. Табл. – 16. Библиогр. – 149 назв.

Рецензент: Ю.И. Денискин, д.т.н., проректор по качеству и информатизации ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», профессор кафедры «Технологическое проектирование и управление качеством» МАИ

Редактор Королёва Т.И.
Компьютерный набор Ешин С.В.

Темплан 2013 г., п. 4

Подписано в печать с оригинал-макета 06.03.13. Формат 60×84 1/16

Офсетная печать. Бумага офсетная. Печ. л. 16,50

Уч.-изд. л. 16,50. Тираж 500 экз. Заказ _____

Издательство Брянского государственного технического университета
241035, г. Брянск, ул. Институтская, д. 16, тел. 58-82-49

Лаборатория оперативной полиграфии БГТУ
241035, г. Брянск, ул. Институтская, д. 16

ISBN 978-5-89838-638-2

© Брянский государственный технический университет, 2013

ПРЕДИСЛОВИЕ

Внедрение систем менеджмента качества (СМК) на российских предприятиях, как показывает практика, зачастую происходит формально и заканчивается получением сертификата соответствия. Возникает актуальная задача, каким образом можно оценить возможности организации по созданию СМК и насколько СМК будет впоследствии результативной и эффективной. Более сложной задачей как для организаций, внедряющих СМК, так и для сторонних консалтинговых фирм является выработка решений на основе проведенного анализа по совершенствованию процессов создания СМК.

Для решения этих задач в монографии предлагается научно обоснованный подход к вероятностному моделированию причин несоответствий процессов проектирования СМК, а также принятию решения по устранению несоответствий процессов проекта создания СМК и их оптимизации с использованием байесовских сетей.

Также в монографии впервые на русском языке дается описание математического аппарата причинно-следственных байесовских сетей (БС), предложенных Дж. Перлом, затрагиваются вопросы структурного обучения БС на основе данных.

Монография организована следующим образом. В *первой главе* приводятся результаты анализа проблемы создания и внедрения систем менеджмента качества в организациях, включая методы организации разработки и внедрения систем менеджмента качества, причин низкой результативности и эффективности СМК, методы и инструменты анализа корневых причин несоответствий, дефектов и отказов.

Во *второй главе* дается описание математического аппарата традиционных и причинно-следственных байесовских сетей (*англ.* Causal Bayesian Networks), включая их формальные определения, понятие вмешательства (интервенции) в причинной байесовской сети и $do(\cdot)$ оператора, а также элементы до-исчисления, рассматриваются вопросы структурного обучения причинных БС на основе данных, приводятся вероятностные критерии потенциальной и истинной причины и отличной от них ложной корреляции, предложенные Дж. Перлом.

В *третьей главе* проводится структуризация процесса создания и внедрения СМК на основе теории управления проектами с использованием процессного к управлению проектами, изложенного в Своде знаний по управлению проектами РМВОК4 (США). Приводятся

модель жизненного цикла типового проекта создания СМК, процессная модель проекта и шаблон структурной декомпозиции работ проекта, являющийся основой для последующего календарно-сетевое планирования проекта создания СМК. Структуризация проекта создания СМК служит в дальнейшем основой для проведения вероятностного моделирования отдельных процессов проекта.

В *четвертой главе* предлагаются методика построения БС для моделирования процессов проекта создания СМК на основе экспертно-статистической информации и алгоритм автоматизированного построения (структурного обучения) БС, цель которого — выявление структуры причинно-следственных связей на основе статистических данных о процессах жизненного цикла проекта создания СМК. Также приводятся основные задачи в области автоматизированного анализа причин несоответствий процессов проекта создания СМК с использованием БС.

В *пятой главе* моделируется один из процессов проекта создания СМК — процесс внедрения с использованием методики, предложенной в предыдущей главе. Также предлагаются методы поддержки принятия решений по выбору оптимальных предупреждающих действий, направленных на устранение несоответствий процессов проекта создания СМК. С использованием предложенных методов проводится оптимизация процесса внедрения системы менеджмента качества. Впервые даются формальные определения понятия коррекции, корректирующего и предупреждающего действий с использованием математического аппарата причинных байесовских сетей.

В *шестой главе* приводится описание разработанной программной системы моделирования процессов проекта создания СМК Causal Modeler.

Монография предназначена для специалистов, работающих в области менеджмента качества, исследователей в области теории вероятностей и математической статистики, вероятностного моделирования сложных процессов и систем, преподавателей, а также может быть полезна для студентов и аспирантов технических вузов.

Доктор технических наук, профессор О.А. Горленко

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	7
ГЛАВА 1. ПРОБЛЕМЫ СОЗДАНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМ МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА В ОРГАНИЗАЦИЯХ	9
1.1. Методы организации разработки и внедрения СМК	9
1.2. Причины низкой результативности и эффективности СМК	19
1.3. Выявление, анализ и диагностирование несоответствий, дефектов и отказов, их причин и последствий	20
1.4. Методология анализа корневых причин проблемы	26
1.5. Инструменты и методы анализа причин и последствий дефектов и отказов в теории надежности и технической диагностике	39
1.6. Причинный анализ и исследование влияния факторов в эконометрике и статистике	44
1.7. Вероятностные графические модели в статистике и искусственном интеллекте	47
ГЛАВА 2. МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ БАЙЕСОВСКИХ СЕТЕЙ И ЭЛЕМЕНТЫ ТЕОРИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	56
2.1. Теоретические основы аппарата байесовых сетей	57
2.2. Вероятностный аппарат байесовых сетей	63
2.3. Основные задачи, решаемые с помощью байесовых сетей	66
2.4. Причинные байесовы сети	70
2.5. Структурное обучение причинных байесовых сетей	77
2.6. Элементы теории и критерии принятия решений в условиях вероятностной неопределенности	82
ГЛАВА 3. СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА СОЗДАНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ СМК НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЕКТАМИ	86
ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРОЕКТА СМК С ПОМОЩЬЮ БАЙЕСОВЫХ СЕТЕЙ	113
4.1. Методика построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий процессов проекта создания СМК на основе экспертно-статистических данных	113
4.2. Алгоритм автоматизированного построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий процессов проекта создания СМК на основе статистических данных	128
4.3. Основные задачи автоматизированного анализа причин несоответствий процессов проекта создания СМК	162

ГЛАВА 5. МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМЫ МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА.....	165
5.1. Разработка модели процесса внедрения СМК.....	165
5.2. Оптимизация процессов (стадий) жизненного цикла проекта СМК	180
5.2.1. Формализация понятий коррекция, корректирующее и предупреждающее действие на основе аппарата причинных байесовых сетей	180
5.2.2. Задача принятия решения по выбору коррекций, корректирующих и предупреждающих действий и методы ее решения.....	185
5.2.3. Алгоритм выбора оптимальных параметров процессов жизненного цикла проекта СМК.....	193
5.2.4. Оптимизация процесса внедрения СМК	199
ГЛАВА 6. ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ МЕТОДА ВЕРОЯТНОСТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ СОЗДАНИЯ СМК НА ПРЕДПРИЯТИИ	218
6.1. Функциональные требования к программной системе	218
6.2. Описание архитектуры программной системы	221
6.3. Разработка алгоритмов.....	225
6.4. Разработка библиотеки классов	230
6.5. Описание возможностей программной системы «Causal Modeler»	235
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	246
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	248
ПРИЛОЖЕНИЕ А	261
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	268

ВВЕДЕНИЕ

Международные стандарты ИСО серии 9000, в которых обобщены и систематизированы знания в области управления качеством, стали одними из самых популярных в мире. Вместе с тем, многие специалисты указывают на недостаточную эффективность внедрения систем менеджмента качества (СМК) на основе этих стандартов как в России, так и за рубежом. Особенно остро проблема результативности и эффективности СМК стоит в России. Согласно оценкам отечественных специалистов [7, 28, 56] от 50 до 80% СМК в российских организациях, несмотря на наличие сертификатов соответствия, не дали ожидаемых результатов и, по сути, оказались формально внедренными системами.

В этой связи в монографии рассматривается методологический подход к совершенствованию процессов создания СМК в организациях, целью которого является повышение способности организации к созданию и внедрению у себя результативной и эффективной СМК на основе:

- использования методов и инструментов управления проектами при создании, внедрении и подготовки к сертификации СМК;
- применения процессного подхода к созданию СМК;
- моделирования и оптимизации отдельных процессов создания СМК с помощью байесовых сетей доверия.

В качестве математической основы моделирования и оптимизации процессов предлагается использовать байесовские сети (БС) – вероятностно-графовые модели, функционирующие в условиях неопределенности знаний, предназначенные для исследования вероятностных причинно-следственных связей между событиями предметной области. Моделирование процессов проектирования СМК и их оптимизация на основе байесовских сетей позволяет:

- прогнозировать характеристики СМК еще до ее внедрения с уточнением прогноза в процессе выполнения проекта;
- использовать модель для учета неопределенности и анализа рисков на этапе проектирования СМК;
- применять модель как основу для поддержки принятия решений по улучшению качества системы через выработку предупреждающих действий, а также оптимизацию процессов проектирования СМК.

Разработанная в рамках рассматриваемого подхода программная

система причинно-следственного моделирования процессов проекта создания СМК, сочетающая в себе функции экспертной системы и системы поддержки принятия решений, позволяет обеспечить руководство организации, внедряющей СМК, информацией о характеристиках внедряемой СМК на этапе ее проектирования, а также служит инструментом выработки управленческих решений по оптимизации процессов создания СМК. В организации появляется возможность принимать более обоснованные решения по созданию результативной и эффективной СМК.

Результаты исследований, изложенные в монографии, использовались при выполнении научно-исследовательских работ по проекту «Повышение качества и конкурентоспособности продукции; совершенствование систем управления качеством на предприятиях» (государственный контракт № П770 от 20 мая 2010 г.), выполняемому в рамках реализации Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы.

Автор заранее приносит свои извинения за возможные ошибки и опечатки и просит направлять свои отзывы, пожелания, критические замечания и предложения на e-mail eshinsemen@mail.ru или на почтовый адрес 241035, г. Брянск, б-р им. 50-летия Октября, д. 7, Ешину Семёну Васильевичу (кафедра «Управление качеством, стандартизация и метрология»).

Благодарности

Автор выражает благодарность Вячеславу Васильевичу Мирошникову и Олегу Александровичу Горленко за редактирование и помощь в издании монографии, Юрию Ивановичу Денискину за рецензирование книги, Татьяне Ивановне Королевой за редактирование рукописи, Елене Булатиковой и Елене Сыровой.

Посвящается Василию Семеновичу Ешину

ГЛАВА 1. ПРОБЛЕМЫ СОЗДАНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМ МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА В ОРГАНИЗАЦИЯХ

Проблемы обеспечения результативности и эффективности СМК в России сегодня стоят очень остро. Согласно оценкам ряда отечественных специалистов [7, 56] от 50 до 80% СМК в российских организациях являются «недееспособными», несмотря на наличие сертификатов соответствия. В связи с этим в данной главе рассматриваются вопросы организации разработки и внедрения систем менеджмента качества, причины низкой результативности и эффективности СМК, а также методы выявления и устранения несоответствий процессов создания СМК.

1.1. Методы организации разработки и внедрения СМК

На сегодняшний день не выработано единого подхода к созданию систем менеджмента качества в организациях. В п.2.2 стандарта ИСО 9000:2008 в общих чертах изложен подход к разработке и внедрению системы менеджмента качества, включающий:

- определение потребностей и ожиданий потребителей, а также других заинтересованных сторон;
- разработку политики и целей организации в области качества;
- определение процессов и ответственности, необходимых для достижения целей в области качества;
- определение необходимых ресурсов и обеспечение ими для достижения целей в области качества;
- разработку методов для измерения результативности и эффективности каждого процесса;
- применение результатов этих измерений для определения результативности и эффективности каждого процесса;
- определение средств, необходимых для предупреждения несоответствий и устранения их причин;
- разработку и применение процесса постоянного улучшения системы менеджмента качества.

В рекомендациях по использованию стандартов ИСО серии 9000 [129] предлагается семиступенчатая модель разработки и внедрения СМК, состоящая из следующих шагов:

1. Обеспечение всестороннего участия высшего руководства в

следующих вопросах определения:

- причин внедрения стандартов ИСО серии 9000;
 - миссии, видения и ценности организации;
 - заинтересованных лиц организации: потребители, поставщики, акционеры, сотрудники, общество и др.;
 - политики в области качества;
 - согласования целей организации и связанных с ними целей в области качества продукции и услуг.
2. Определение ключевых процессов и их взаимодействий, необходимых для достижения целей в области качества.
 3. Внедрение и управление СМК и процессами СМК на основе технологии управления проектами и процессами.
 4. Создание СМК, основанной на стандарте ИСО 9001, включающее следующие действия:
 - определение требований ИСО 9001;
 - согласование этих требований с требованиями имеющейся СМК, где это применимо;
 - проведение анализа, где в существующей СМК эти требования выполняются, а где — нет;
 - включение в процессы существующей СМК действий, процедур и механизмов контроля, где это необходимо.
 5. Внедрение СМК, обучение персонала компании и проверка эффективности работы процессов.
 6. Управление СМК:
 - фокусирование на удовлетворенности потребителей;
 - проведение мониторинга и измерения работы СМК;
 - стремление к постоянному улучшению;
 - рассмотрение возможности внедрения деловой модели совершенства в компании.
 7. В случае необходимости сертификация / регистрация СМК третьей стороной или же выпуск собственной декларации о соответствии.

Создание систем менеджмента качества в соответствии с требованиями стандартов ИСО серии 9000 на отечественных предприятиях породило специфические проблемы, для решения которых потребовались дополнительные исследования и разработки. В работах В. А. Лapidуса, Н. А. Шичкова, А. Н. Панова, В. М. Мишина, М. Кане и др. предложены различные методики организации разработки и внедре-

ния СМК с учетом специфики российских предприятий [13, 27, 35, 43, 49, 71].

Большинство методик основывается на проектном подходе к созданию систем менеджмента качества [13, 27, 43, 71]. *М. З. Свиткин* [57] указывает, что придание созданию СМК проектно-ориентированного характера позволяет обеспечить надлежащую эффективность работ путем концентрации усилий на достижение конкретных промежуточных и конечных целей, а также наилучшего использования ресурсов.

В учебном пособии [57] учебно-методического центра «Регистр-консалтинг» предлагается проектно-ориентированная методика создания СМК, состоящая из следующих этапов:

1. Инициация процесса разработки системы менеджмента качества.
2. Построение структурной модели СМК:
 - выбор методологии структурирования системы на основе процессного подхода;
 - описание процессов СМК;
 - определение критериев и методов, необходимых для обеспечения результативной работы и управления процессами СМК.
3. Разработка документации СМК.
4. Внедрение и пробная апробация СМК.
5. Подготовка СМК к сертификации.

В. А. Ланидус [35] предлагает следующую программу оздоровления российских СМК, состоящую из семи шагов:

1. Организация процедуры измерений и анализа уровней дефектности или уровней несоответствий в производстве.
2. Анализ и классификация несоответствий и их причин.
3. Введение мотиваций за снижение уровней несоответствий.
4. Согласование возможностей производства с требованиями конструкторской и технологической документации.
5. Разработка централизованной программы поэтапного снижения уровня несоответствий на заводском уровне, внедрение системы статистического управления качеством — системы Шухарта.
6. Построение производственных отношений между бригадами, цехами, производствами на основе цепочки «изготовитель (поставщик) — потребитель», создание документированной системы каче-

ства, соответствующей стандартам ИСО 9001.

7. Создание системы работы с внешними поставщиками на основе стандартов на статистический приёмочный контроль на базе принципов распределения приоритетов (ПРП) и внедрения систем качества, соответствующих стандартам ИСО 9001, QS-9000, ИСО/ТУ 16949.

В монографии *О. А. Горленко* и *В. В. Мирошникова* [13] предлагается использовать проектно-процессный подход к созданию систем менеджмента качества. Вся работа по созданию СМК представляется в виде сети взаимосвязанных процессов и складывается из пяти основных этапов:

1. Руководство созданием СМК.
2. Определение стратегии в области качества.
3. Выделение и описание бизнес-процессов.
4. Выделение и описание процессов СМК.
5. Документирование СМК и подготовка к сертификации.

Каждый из этих взаимосвязанных блоков обозначает группу процессов, обеспечивающих выполнение соответствующих работ по созданию СМК. По мнению авторов, наиболее эффективной формой организации работы по созданию СМК является командная форма. Для создания СМК необходимо сформировать в организации соответствующую команду работников, возглавляемую первым лицом из высшего руководства организации и состоящую из пяти творческих бригад. Для того чтобы избежать ущерба от формального внедрения СМК, авторы предлагают сформировать стратегию плавного перехода от ИСО 9001 к ИСО 9004 и далее — к принципам TQM [13].

В. М. Мишин [43] рекомендует проектно-ориентированную методику внедрения СМК согласно требованиям стандартов ИСО серии 9000:

1. Предпроектная стадия:
 - подготовительный этап;
 - предпроектный (детальный) анализ действующей системы и разработка технического задания на проектирование системы управления качеством;
2. Проектная стадия:
 - разработка рабочей проектной документации оргпроекта системы управления качеством;
 - разработка проектов мероприятий по внедрению рабочей

- документации оргпроекта системы управления качеством;
- оформление и экспертиза оргпроекта системы управления качеством.

3. Стадия реализации и совершенствования:

- выполнение плана реализации оргпроекта;
- контроль и анализ реализации оргпроекта системы управления качеством и его совершенствования.

В книге *М. Кане, Б. В. Иванова, В. Корешкова и А. Схиртладзе* [27] предлагается рассматривать создание СМК как проект. Основные работы проекта согласно методике авторов представлены в табл.1.1, в табл.1.2 – примерный план внедрения СМК.

Таблица 1.1

Примерный план работ по созданию СМК в соответствии с требованиями стандарта ИСО 9001:2000

№ п/п	Наименование работ
1	Обеспечение участников работ стандартами и другими документами
2	Проведение специального обучения участников работ и разъяснительной работы с персоналом организации
3	Диагностирование действующей СМК
4	Определение области действия новой СМК а организации
5	Установление потребностей и ожиданий потребителей и других заинтересованных сторон
6	Разработка документа «Миссия, видение и стратегический план развития»
7	Разработка документов «Политика в области качества», «Цели в области качества»
8	Разработка системы идентификации процессов организации
9	Установление основных бизнес-процессов организации и поддерживающих процессов (управленческого, аналитического характера и обеспечения ресурсами), назначение владельцев и руководителей процессов и подпроцессов, определение целей процессов
10	Разработка схемы бизнес-процессов организации с указанием их последовательности и взаимодействия

№ п/п	Наименование работ
11	Создание команд для каждого процесса во главе с его владельцем для разработки методов управления, улучшения процесса и его документирования
12	Установление методов управления и улучшения процессов, ресурсов для достижения целей в области качества, разработка документации процессов
13	Обеспечение процессов ресурсами для достижения целей в области качества
14	Составление перечня документов методического характера, необходимых для осуществления процессов, выбор ответственных за их подготовку, создание плана их разработки или модернизации
15	Разработка документов СМК методического характера
16	Разработка руководства по качеству
17	Создание отдела системы качества с функциями внутреннего аудита
18	Разработка плана внедрения СМК
19	Внедрение СМК
20	Приемка СМК, подготовка предложений по ее сертификации

Таблица 1.2

Вариант плана внедрения системы менеджмента качества

№ п/п	Наименование работ
1	Организация службы качества
2	Разработка регламента реализации полномочий и ответственности руководства организации в области качества
3	Введение в действие регламента п.2
4	Разработка и внедрение основополагающих документов по качеству организации («Миссия, видение и стратегический план развития», «Политика в области качества» и др.)
5	Разработка предложений по изменению оплаты труда исполнителей с учетом его качества и его внедрение

№ п/п	Наименование работ
6	Создание, апробация и внедрение документов СМК методического характера
7	Создание, апробация и внедрение документации поддерживающих процессов организации
8	Создание, апробация и внедрение документации бизнес-процессов организации
9	Проведение внутренних проверок процессов, разработка методов их улучшения, обеспечение их соответствия требуемым показателям их соответствия
10	Анализ функционирования СМК, разработка и внедрений по ее улучшению

А. Н. Панов [49] предлагает несколько методик разработки и внедрения систем менеджмента качества. Краткое содержание этих методик представлено в табл.1.3

Таблица1.3

Варианты методик по разработке и внедрению систем менеджмента качества

Методика	Краткое содержание работ
А. Практика этапов проведения работ по созданию СМК	1 этап — подготовительный. 2 этап — обучение высшего руководства и менеджеров по качеству. 3 этап — планирование разработки документации СМК. 4 этап — планирование обучения персонала. 5 этап — разработка документации СМК. 6 этап — обучение инженерно-технических работников и служащих. 7 этап — обучение рабочих. 8 этап — планирование внедрения документации СМК. 9 этап — внедрение документации СМК.

Методика	Краткое содержание работ
<p>Б. Семиэтапная модель проведения работ по созданию системы менеджмента качества при работе с консалтинговой организацией</p>	<p>Анализ 1 этап — анализ действующей СМК. Обучение персонала 2 этап — обучение персонала, руководителей высшего и среднего звена. Разработка и внедрение системы 3 этап — разработка плана реализации СМК. 4 этап — создание проектных групп, инструктаж. 5 этап — построение СМК. 6 этап — внедрение СМК. Консультационный аудит 7 этап — контрольная проверка действующей СМК Предсертификационный аудит Сертификационный аудит</p>
<p>В. Пятифазная модель конструирования СМК при совершенствовании системы управления предприятием при работе с консалтинговой организацией</p>	<p>1. Подготовка 2. Диагноз – Подключение исполнительного аппарата организации. – Отчет по горизонтали, а не по вертикали. – Вознаграждение за помощь, а не надзор. – Полезная обратная связь. 3. Планирование действий 4. Внедрение 5. Завершение</p>
<p>Г. Семифазная модель совершенствования и сертификации СМК предприятия при работе с консалтинговой организацией</p>	<p>1. Выбор партнеров для совершенствования и сертификации СМК (консультанта и органа по сертификации) 2. Оценка действующей СМК и планирование работ. 3. Реформирование организационной структуры, распределение ответственности за СМК. 4. Обучение. 5. Внутренние проверки СМК. 6. Разработка документации СМК. 7. Сертификация.</p>

Методика	Краткое содержание работ
Д. Этапы проведения работ по созданию системы менеджмента качества	0 этап — формирование стратегии. 1 этап — анализ фактического состояния. 2 этап — анализ слабых мест. 3 этап — перечень мероприятий и целей. 4 этап — разработка и внедрение. 5 этап — аудит. 6 этап — сертификация. 7 этап — последующий аудит, поддержка и переработка после сертификации.
Е. Этапы проведения работ по разработке и внедрению системы менеджмента качества по ИСО 9001:2000	1 этап — подготовка – Оценка текущей ситуации. – Определение целей проекта. – Выбор руководителя проекта. – Выбор группы по проекту. 2 этап — планирование – Определение деятельности по проекту. – Разработка плана проекта с определением сроков. 3 этап — сообщение и информация – Информирование и сообщение о планах всем в организации. 4 этап — внедрение – Определение потребностей и ожиданий потребителей. – Принятие политики и целей в области качества организации. – Определение процессов и распределение ответственности для достижения целей в области качества. – Определение и обеспечение ресурсами, необходимыми для достижения целей по качеству. – Обеспечение обучения администрации и персонала. – Обеспечение техническими и финансовыми ресурсами. – Определение методов измерения результативности и эффективности каждого процесса. – Внедрение методов для измерения результативности и эффективности каждого процесса.

Методика	Краткое содержание работ
	<ul style="list-style-type: none"> – Определение методов предотвращения несоответствий и устранения их причин. – Определение и внедрение процесса для постоянного совершенствования СМК с помощью ступенчатых мер по совершенствованию и (или) проектов полного изменения (реструктуризации). <p>5 этап — сертификация</p> <ul style="list-style-type: none"> – Выбор органа по сертификации на основе компетенции и профессионализма, опыта работы с аналогичными организациями, аккредитации и признания. – Рассмотрение необходимости проведения предварительного аудита. – Сертификационный аудит. – Устранение несоответствий, получение сертификата. <p>6 этап — поддержание</p> <ul style="list-style-type: none"> – Доведение до конца работы над несоответствиями (корректирующие и предупреждающие действия). – Доведение до конца процесса совершенствования. <p>Регулярные аудиты и анализ СМК со стороны руководства</p>
Ж. Порядок внедрения ИСО 9000:2000 в организации	<p>1 этап. Организация работ по созданию СМК. Создание организационных предпосылок для разработки и внедрения СМК.</p> <p>2 этап. Проектирование СМК. Создание организационной структуры СМК.</p> <p>3 этап. Документирование СМК. Создание организационно-нормативной основы СМК.</p> <p>4 этап. Внедрение СМК. Обеспечение функционирования СМК в соответствии с установленными требованиями.</p> <p>5 этап. Подготовка к сертификации СМК. Обеспечение готовности организации к проведению сертификационного аудита.</p>

1.2. Причины низкой результативности и эффективности СМК

Можно выделить следующие причины низкой результативности и эффективности российских СМК:

- недостатки стандартов ИСО серии 9000 [7, 28];
- особенности российской экономики — внешние факторы [1, 28, 70];
- особенности национального менеджмента и «смертельные болезни» российских компаний — внутренние факторы [35, 41, 56, 69].

В.Г.Версан [7] указывает на недостаточно подробное изложение в стандартах ИСО серии 9000 способов интеграции СМК и системы менеджмента организации. По его мнению, формализм при внедрении СМК сводится к следующему:

- внедрение СМК рассматривается как единовременная акция, не требующая постоянных усилий по обеспечению функционирования внедренной системы;
- внедрение СМК не сопровождается вовлечением в эту деятельность линейных и функциональных руководителей;
- процессы принятия решений в рамках СМК не согласованы с процессами принятия решений по всем другим аспектам менеджмента.

Несоответствие процессного подхода и функциональной организации производства также приводит к автономному и формальному функционированию СМК [28].

К.А. Конев [28] указывает на существенные недостатки в стандартах серии ИСО 9000 и ограниченность их применения только в условиях конкурентного рынка. В частности, *К.А. Конев* указывает на нецелесообразность принципа ориентации на потребителя в условиях регулируемых и монополизированных рынков: газовый, нефтяной, жилищный, военно-промышленный, космический и др. Сложен, по его мнению, в применении и процессный подход: часто основной технологический процесс имеет огромный цикл, и управление им сосредоточивается на генеральном директоре, кто бы ни был назначен управлять этим процессом.

Подробный анализ особенностей российского менеджмента проведен в работах *В.А. Липидуса* [35] и *А.Л. Шестакова* [69]. По мнению авторов этих работ, российские предприятия поражены следующими «смертельными болезнями» [35]:

- гипериерархия (российские предприятия и их поставщики невероятно сложно управляемы, имеют десятки уровней иерархии);
- милитаристский репрессивный стиль менеджмента;
- отсутствие миссии, целей, идеологии, философии и принципов;
- криминализация промышленности и услуг, сферы закупок и продаж;
- разрыв доверия между менеджерами и служащими;
- дисбаланс ответственности, полномочий и взаимодействия;
- «ИСО-френия» — выдача стандартов на СМК за лекарства от всех болезней;
- агрессивность к лидерам и лидерству и др.

Причиной низкой результативности и эффективности СМК в России также является недостаточное использование статистических методов и семи инструментов качества [35, 41], низкое качество консультативных услуг [70].

Ю.П. Адлер [1] указывает также на недостаточную активность российской власти в вопросах распространения идей менеджмента качества. Серьезная поддержка государства нужна в сфере отношений качества на уровне первых лиц страны.

1.3. Выявление, анализ и диагностирование несоответствий, дефектов и отказов, их причин и последствий

В *международных стандартах ИСО серии 9000* большое внимание уделяется вопросам, связанным с несоответствиями продукции и процессов, а также способам их устранения — разработке и применению коррекций, корректирующих и предупреждающих действий. Ниже приведены основные термины и определения, относящиеся к несоответствиям (по ГОСТ Р ИСО 9000-2008).

Несоответствие — невыполнение требования. *Требование* — потребность или ожидание, которое установлено, обычно предполагается или является обязательным. *Дефект* — невыполнение требования, связанного с предполагаемым или установленным использованием. *Коррекция* — действие, предпринятое для устранения обнаруженного несоответствия. Коррекция может включать переделку или снижение градации. *Корректирующее действие* — действие, предпринятое для устранения причины обнаруженного несоответствия или другой нежелательной ситуации. *Предупреждающее действие* —

действие, предпринятое для устранения причины потенциального несоответствия или другой потенциально нежелательной ситуации. Несоответствие может иметь несколько причин. Предупреждающее действие предпринимают для предотвращения возникновения события, а корректирующее — для предотвращения повторного возникновения события.

Семейство стандартов ИСО 9000 разрабатывалось на основе восьми принципов менеджмента качества, один из которых — принцип постоянного улучшения. Целью постоянного улучшения согласно п.2.9 ГОСТ Р ИСО 9000-2008 является увеличение возможности повышения удовлетворенности потребителей и других заинтересованных сторон. Одним из инструментов постоянного улучшения согласно п.8.5 ГОСТ Р ИСО 9001-2008 является использование корректирующих и предупреждающих действий. ГОСТ Р ИСО 9001-2008 требует разработки документированных процедур, определяющих требования к корректирующим (п.8.5.2) и предупреждающим (п.8.5.3) действиям.

Таким образом, одной из ключевых задач при выработке и принятии корректирующих и предупреждающих действий, а следовательно, и при постоянном улучшении является постоянный поиск, выявление и анализ причин несоответствий. Для решения этой задачи в современном менеджменте качества разработан широкий круг методов, методик и инструментов. Кроме того, процесс выявления и анализа причин несоответствий, дефектов и отказов является на сегодняшний день предметом стандартизации. Ниже приведен неполный перечень стандартов, связанных с выявлением причин несоответствий различных типов:

- ГОСТ 27.310-95. Надежность в технике. Анализ видов, последствий и критичности отказов. Основные положения.
- МЭК 1025-1990. Анализ деревьев отказов.
- ГОСТ Р 51814.2-2001. Системы качества в автомобилестроении. Метод анализа видов и последствий потенциальных дефектов.
- Серия стандартов ГОСТ 27. Надежность в технике.
- MIL-STD-756A. Моделирование и прогнозирование безотказности (военный стандарт США).
- MIL-STD-1629 (1949). Procedures for performing a failure mode effect and critically analysis.

Рассмотрим положения некоторых из указанных стандартов. Согласно *ГОСТ 27.002-89 «Надежность в технике. Основные поня-*

тия. Термины и определения», под *дефектом* понимается каждое отдельное несоответствие продукции установленным требованиям. *Брак* (ГОСТ 15467-79) — продукция, передача которой потребителю не допускается из-за наличия дефектов. *Отказ* — событие, заключающееся в нарушении исправного состояния объекта при сохранении работоспособного состояния. *Причина отказа* — явления, процессы, события и состояния, вызвавшие возникновение отказа объекта. *Последствия отказа* — явления, процессы, события и состояния, обусловленные возникновением отказа объекта. *Зависимый отказ* — отказ, обусловленный другими отказами.

Согласно *ГОСТ 51814.2-2001*, *отказ* — это непредусмотренное для нормального функционирования технического объекта явление, приводящее к негативным последствиям при эксплуатации или изготовлении данного технического объекта. *Вероятность возникновения дефекта* — количественная оценка доли продукции (от общего ее выпуска) с дефектом данного вида; эта доля зависит от предложенной конструкции технического объекта и процесса его производства. *Вероятность обнаружения дефекта* — количественная оценка доли продукции с потенциальным дефектом данного вида, для которой предусмотренные в технологическом цикле методы контроля и диагностики позволяют выявить данный потенциальный дефект или его причину в случае их возникновения.

Выявление несоответствий и дефектов является одним из важных этапов *структурированного решения проблем* [5, 34, 63, 75, 101, 103, 126, 133, 137, 138] в следующих методиках:

– Методика 8D «восемь дисциплин решения проблем». Шаг D4 предполагает определение, идентификацию и проверку корневой причины проблемы. На этом шаге необходимо идентифицировать все потенциальные причины возникновения проблемы. Все причины должны быть проверены и подтверждены, как правило, данными, а не выявлены методом мозгового штурма [5, 126].

– Семишаговая методика решения проблем на основе анализа корневых причин [75]. Шаги 1–6 этой методики тем или иным образом связаны с поиском и устранением причин проблемы.

– Пятишаговая методика анализа и решения проблем Кепнер-Трего [34, 103]. Шаги 3–5 данной методики включают установление возможных причин проблемы (шаг 3), проверку наиболее вероятной причины проблемы (шаг 4) и проверку истинности причин (шаг 5) [101].

– Четырехэтапная модель решения проблем качества [133]. Одна из 10 функций процесса решения проблемы в данной модели — диагностирование, т.е. определение причин проблемной ситуации [133].

– Цикл DMAIC на этапе Analyze (A) предполагает выявление корневых причин проблемы. Этап Improve (I) предполагает устранение корневой причины [63, 138].

Большое внимание процессу выявления и анализа причин несоответствий уделяли У.Э. Деминг, Дж. Джуран и Каору Исикава. Одним из основных положений философии У.Э. Деминга является непрерывный поиск и решение проблем (problem solving process), связанных с качеством [18]. Деминг в рамках статистического управления процессами (SPC) пропагандировал идею различать общие и специальные причины вариаций процессов. Общие причины вариаций отражают специфику системы и могут быть отнесены в зону ответственности менеджмента. Специальные причины вариаций появляются из-за случайных несущественных изменений процесса. Как правило, специальные причины быстротечны.

Джозеф Джуран [102] указывает, что улучшение качества состоит из последовательности универсальных шагов, которые могут быть сгруппированы по двум направлениям:

1) путь диагностирования (diagnostic journey) от симптомов проблемы к её причинам, который включает анализ симптомов, построение причинной теории их возникновения (theory), проверку теории и окончательное установление причин;

2) путь исправления, или путь лечения (remedial journey) от причин проблемы к «лекарству» для ее лечения, который включает создание лекарства, тестирование и апробацию лекарства в реальных условиях, борьбу с сопротивлением к изменениям и установление процедур контроля для фиксации успеха. Согласно Дж. Джурану, симптом — это внешнее свидетельство дефекта. Дефект может иметь несколько симптомов. Одно и то же слово может служить описанием одновременно дефекта и симптома. Теория — это недоказанное предположение, объясняющее существование дефекта и его симптомов. Обычно используется несколько теорий для описания наличия дефектов. Причина — доказанное условие возникновения дефекта; причины дефекта согласуются с принципом Парето, согласно которому всего лишь несколько причин доминируют над всеми остальными. Доминирующая причина (dominant cause) — это причина, вно-

сящая первостепенный вклад в существование дефекта, устранение которой является необходимым условием последующего улучшения. Диагностирование (diagnosis) — это процесс изучения симптомов, теоретизация их причин, проверка теорий и выявление истинных причин. «Лекарство» — это изменение, которое устраняет или нейтрализует причину дефектов.

Каору Исикава [26] указывает, что недостаточно просто обнаруживать дефекты и устранять их. Необходимо определять причины, которые вызывают эти дефекты. Комплексное управление качеством может помочь рабочим выявить, а затем и устранить эти причины. Исикава предложил использовать графический метод описания причинных факторов в диаграммы, получившие название «диаграммы Исикавы» [102], или *причинно-следственной диаграммы* (рис.1.1) [26]. При управлении качеством причины отражаются на диаграмме в виде стрелок, которые получили у Исикавы название причинных факторов. Вся совокупность причинных факторов называется процессом, а все явления могут рассматриваться как процессы, так как существуют причины и следствия, или причинные факторы и характеристики [26].

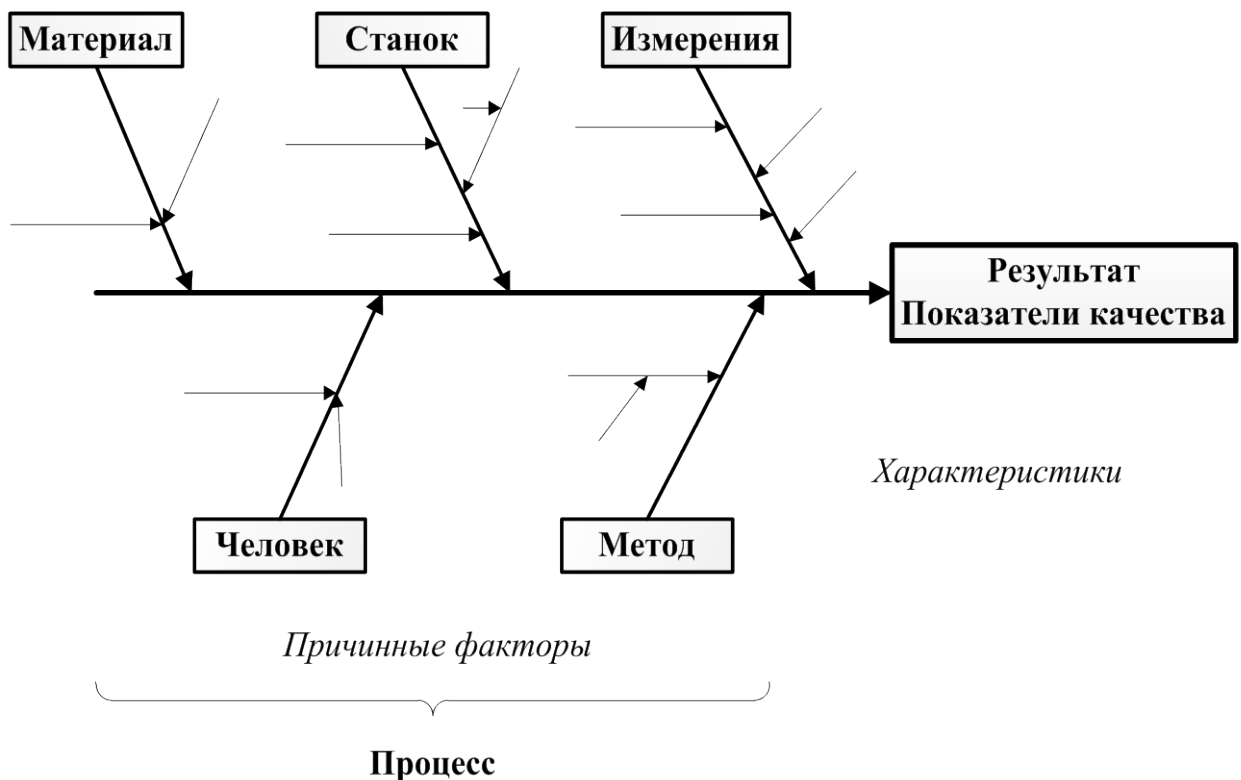


Рис.1.1. Диаграмма Исикавы

Исикава указывает, что количество причинных факторов бесконечно, в любой работе, в любом процессе сразу же можно выделить десять-двадцать причинных факторов. Проконтролировать их все невозможно, поскольку такая работа окажется нерентабельной. Поэтому, следуя принципу Парето, требуется стандартизовать два-три наиболее важных фактора и управлять ими. Но сначала нужно выявить эти главные причинные факторы. В процессе поисков следует консультироваться с теми, кто знаком с конкретным процессом, а именно: с рабочими, инженерами и исследователями. Мнения, высказанные в ходе обсуждений, должны быть подвергнуты статистическому анализу и проверке на основе имеющихся данных (это называется анализом процесса). Далее Исикава указывает, что для обнаружения отклонений следует проверить сначала причины, а только потом проверять работу по ее результатам [26]. Прежде всего необходимо установить, контролируются ли все причинные факторы — следует проверить каждый процесс: проектирование, снабжение, изготовление и убедиться в правильном понимании причинных факторов в соответствии с заданными техническими требованиями. Для этого необходимо побывать на каждом рабочем месте. Затем следует положить конец имеющимся нарушениям и устранить причинные факторы, которые вызвали отклонения.

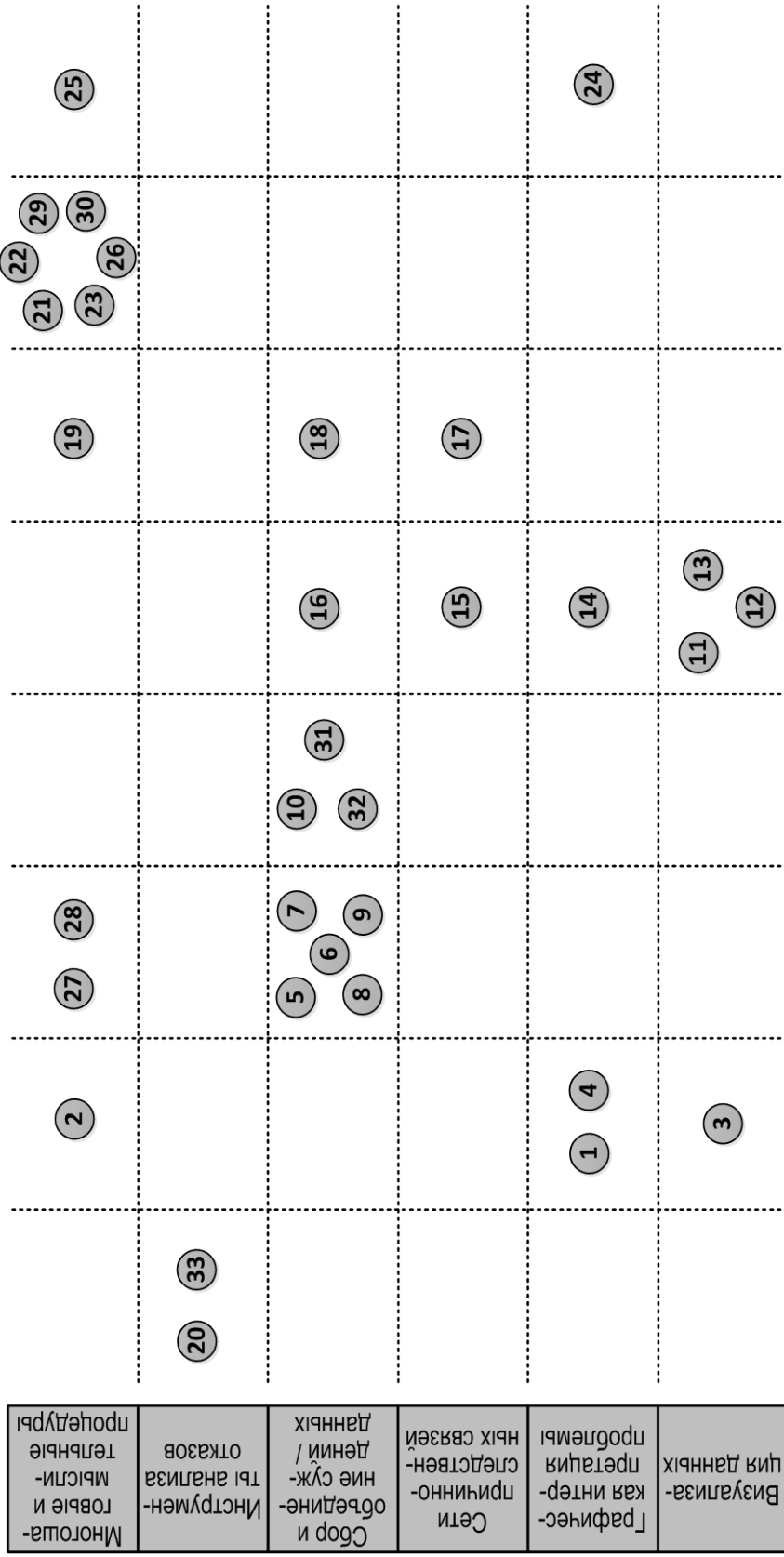
Дж. Смит [133] также указывает на особую роль процесса выявления причин проблем — этот процесс он называет диагностированием проблемы, при этом указывая, что «диагностирование в контексте решения проблем качества является наиболее сложной задачей». Согласно Смигу, причина — это что-либо, что ответственно за возникновение следствия. Единственная причина может иметь несколько следствий, в то же время следствие может иметь несколько причин. Следует различать причину (cause) и условие (condition) возникновения. Причина — это активный, вмешивающийся фактор, ответственный за возникновение следствия. Условие — это часто нормальное состояние, необходимое, но недостаточное для возникновения следствия. В дополнении к нему достаточным фактором является собственно причина. Смит выделяет непосредственные и основополагающие причины. Непосредственные причины обычно находятся ближе к следствию физически и темпорально (близко во времени). Основополагающие причины больше отдалены от следствия, чем непо-

средственные. Так, причиной того, что машина не заводится, служит отказ аккумулятора (непосредственная причина), однако можно сказать, что основополагающей причиной здесь является ошибка менеджмента на автомобильном заводе. Корневую причину можно определить как наиболее общее основание возникновения проблемы, устранение которой приведет к полному исчезновению проблемы. Смит указывает, что при поиске корневой причины не следует также уходить слишком далеко в развертывании причинно-следственных цепочек, иначе может оказаться, что «... большой взрыв является корневой причиной всего» [133].

1.4. Методология анализа корневых причин проблемы

В современном менеджменте качества для обозначения процесса решения проблем на основе поиска и устранения ее корневых причин, а также для обозначения широкого круга методов, подходов и инструментов выявления причин проблемы используется термин *анализ корневых причин (root cause analysis, RCA)* [55, 75]. Анализ корневых причин (АКП) — это структурированное исследование, целью которого является идентификация истинных причин проблемы и принятие действий, необходимых для устранения этих причин (рис.1.2, табл.1.4). Поскольку в основе любой проблемы лежат причины этой проблемы, то для её решения необходимо вначале идентифицировать причину, а затем выработать и предпринять корректирующее воздействие для устранения этой причины, что в конечном итоге приведет к разрешению проблемы. При этом процесс идентификации причины проблемы является более сложным, чем процесс ее устранения. Это связано с тем, что эффективное решение проблемы невозможно без поиска и устранения её корневой (системной) причины (root cause) [75]. Устранение симптомов проблемы либо устранение причин первого уровня может привести к временному решению проблемы, однако истинная (корневая) причина найдет способ показать себя позже, возможно, в виде другой проблемы [48, 75]. И только устранение корневых причин позволяет окончательно избавиться от проблемы.

Б. Андерсен в работе [75] указывает, что в основе методов анализа корневых причин лежит следующая классификация причин проблемы:



0. Предупреждение потенциальных проблем	1. Понимание проблемы (problem understanding)	2. Мозговой штурм/поиск причин проблемы (problem cause brainstorming)	3. Сбор информации о причинах проблемы (problem cause data collection)	4. Анализ информации о причинах проблемы (problem cause data analysis)	5. Идентификация корневых причин (root cause identification)	6. Устранение корневой причины (root cause elimination)	7. Осуществление решения (solution implementation)
Этапы процесса решения проблемы на основе АКП							
(по материалам Andersen, B. Root cause analysis: simplified tools and techniques / B. Andersen, T. Fagerhaug, - American Society for Quality, Quality Press, 2006. - 240 p.)							

← Назначение инструмента/метода →

Рис.1.2. Методология анализа корневых причин

Обозначения методов и инструментов анализа корневых причин,
приведенных на рис.1.2

Обозначение	Название инструмента / метода
1	Блок-схема проблемы
2	Метод критических инцидентов (critical incident technique, CIT)
3	Лепестковые диаграммы
4	Матрица важности-производительности (performance matrix)
5	Мозговой штурм (brainstorming)
6	6-3-5-метод (brainwriting)
7	Матрицы is-is not (is-is not matrix)
8	Метод номинальных групп
9	Попарное сравнение
10	Анкетирование
11	Гистограммы
12	Диаграмма Парето
13	Диаграмма разброса
14	Диаграмма сосредоточения проблем
15	Диаграмма связей
16	Диаграмма сродства
17	Причинно-следственная диаграмма (Исикавы)
18	Матричная диаграмма
19	Пять почему (5 Why's)
20	Анализ дерева отказов (fault tree analysis, FTA)
21	Шесть мыслительных шляп
22	Теория решения изобретательских задач (ТРИЗ)
23	Систематическое изобретательское мышление (SIT)
24	Древовидные диаграммы
25	Анализ силового поля (force-field analysis)
26	Анализ событий и причинных факторов (events & causal factors analysis)
27	Анализ изменений (change analysis)
28	Анализ барьеров (barrier analysis)
29	MORT-анализ
30	НРЕ (измерение производительности)
31	Контрольные листки
32	Формирование выборок
33	Методы анализа потенциальных отказов FMEA/FMECA/DFMEA

– *Симптомы*. Это не реальные причины, а больше видимые признаки, последствия проблемы. Если оказать воздействие и устранить симптомы, ситуация может временно улучшиться. Такой подход обычно называют «латанием дыр» [48], при котором борьба с симптомами дает краткосрочное облегчение, но не затрагивает истоков проблемы. В результате проблема возникает вновь и вновь. Проблема останется, но исчезнет возможность распознавания симптомов и ведения их мониторинга.

– *Причины первого уровня* — это причины, которые напрямую приводят к проблеме.

– *Причины более высоких уровней* — это причины, которые приводят к возникновению причин первого уровня. Хотя они не являются прямыми причинами проблемы, причины высоких уровней формируют связи в цепочке причинно-следственных зависимостей, которые в конечном итоге создают проблему. Устранение причин первого и верхних уровней может временно устранить проблему, однако корневая причина найдет другой способ сообщить о себе, возможно, в виде другой проблемы.

– *Корневые причины* — это причины проблемы самого высокого уровня. Когда устранена корневая причина, мониторинг симптомов позволяет убедиться в том, что проблема больше не появится. Так, причиной первого уровня того, что автомобиль не заводится, могут быть неполадка в системе зажигания. Устранив эту неполадку, можно будет завести автомобиль. Однако корневая причина рассматриваемой проблемы — недостатки в системе контроля качества на автозаводе, и эта причина может привести к другим проблемам и отказам (возможно, в других узлах автомобиля).

В этологии, социологии и психологии используются несколько иные типы причин [73, 91, 139], однако сходные с рассмотренными выше: *проксимативная* и *ультимативная* причины. Проксимативная (или прямая) причина – это событие, находящееся ближе всего к некоторому наблюдаемому результату или непосредственно ответственное за его возникновение (под проксимативной причиной понимаются различные химические процессы, происходящие в клетках и приводящие к тому или иному поведению). Ультимативная причина (или непрямая, удаленная) – это высокоуровневое событие, которое обычно понимается как реальная причина возникновения чего-либо (ультимативная причина есть причина более высокого уровня, вызы-

вающая то или иное поведение живого организма, и, как правило, такая причина является результатом эволюции). По нашему мнению, проксимативная причина есть то же самое, что и причина первого уровня в классификации [75], а ультимативная причина эквивалентна причине высокого уровня и корневой причине. Таким образом, корневая причина может быть определена как ультимативная причина, не имеющая причин, или эти причины существуют, но не могут быть найдены.

Для выявления корневых причин проблем, несоответствий и дефектов чаще всего используют причинно-следственные диаграммы, диаграммы связей, метод «Пять почему», диаграммы сродства, причинно-следственные матрицы. Поскольку указанные инструменты позволяют установить качественные зависимости между факторами, некоторые специалисты [26, 58, 60] рекомендуют использовать также инструменты количественного анализа причинно-следственных связей: диаграмму Парето для ранжирования важности причин, методы корреляционного анализа диаграммы разброса для подтверждения причинных связей и другие. Проведем критический анализ наиболее популярных инструментов и методов анализа корневых причин несоответствий, используя источники [63, 75, 137].

Причинно-следственная диаграмма (диаграмма «рыбья кость», fishbone diagram, диаграмма Исикавы) позволяет визуально представить причинно-следственное влияние факторов на результат [26, 63]. Как правило, перед использованием этого инструмента проводится выявление причин методом мозгового штурма (например, с помощью метода «Пять почему» [42, 137]), затем найденные причины систематизируются в виде диаграммы сродства, и только потом строится диаграмма причинно-следственных связей. Использование этого инструмента на практике часто сталкивается с рядом проблем [3]:

- Поверхностный подход к построению диаграммы. 49 из 50-ти диаграмм обычно проникают не глубже, чем на второй уровень разложения.

- Отсутствие данных. Не осуществляется поиск доказательств взаимосвязи между факторами.

- Отсутствие ранжирования причин.

К недостаткам «рыбьей кости» можно отнести следующие:

- Применение данного инструмента напрямую не позволяет в явном виде учесть информацию о процессе. Характер отношений на

диаграмме обычно субъективен, поэтому для устранения этого недостатка необходимо применение диаграммы Парето для ранжирования причин и статистических методов для подтверждения гипотез о наличии причинно-следственных связей [26, 58, 60] (отдельного внимания заслуживает работа [32], в которой предлагается алгоритм построения причинно-следственной диаграммы на основе данных).

– Представление причинно-следственных связей в виде дерева. К сожалению, реальные ситуации связаны с более сложными типами причинно-следственных отношений: сеть причинно-следственных связей и петли обратных связей, которые не представимы в виде дерева.

– Причинно-следственная диаграмма представляет собой метод качественного анализа и не позволяет количественно отразить отношение причинности, например силу связи и др.

Если характер причинных связей между факторами более сложный, применяется *диаграмма связей* (interrelationship diagram, IR-диаграмма) [58, 63, 137]. Эта диаграмма представляет собой ориентированный граф, в котором вершины представляют собой факторы, а дуги задают причинно-следственные отношения между ними. Данный инструмент также не позволяет напрямую учитывать статистическую информацию о процессе и является инструментом качественно-экспертного анализа.

Метод «Пять почему?» (5 Whys) был впервые предложен Сакиши Тойда и стал одним из основных инструментов решения проблем в производственной системе Тойота (Toyota Production System, TPS). Архитектор TPS, Таичи Оно, описал метод «Пять почему?» как основной научный подход Тойоты к решению проблем, заключающийся в повторении вопроса «Почему?» пять раз или до тех пор, пока существо проблемы не будет выявлено и ее решение не станет ясным [27]. Сегодня этот метод применяется в рамках методологий кайзен, 6-сигма и бережливого производства. Общая идея метода состоит в поуровневом поиске первопричин проблемы путем итеративного задания вопроса «Почему?» вначале к проблеме (т.е. почему возникла проблема?), затем к найденным причинам и так далее до тех пор, пока не будут найдены корневые причины проблемы [42, 137]. Недостатком этого метода также является высокий уровень субъективности: как правило, метод «5 Почему?» является предварительным этапом перед применением более сложных инструментов: диаграмма

Исикавы, диаграмма связей и др.

Причинно-следственные матрицы (cause-and-effect matrix, S&E matrix, рис.1.3) [137] используются для отражения причинно-следственных зависимостей между входами этапов процесса и выходами процесса. Данная матрица может быть построена согласно следующей процедуре [137]:

1. Определите список ключевых выходов процесса, которые обычно представляют собой требования потребителей. Эти характеристики часто называют критическими для качества (critical-to-quality, CTQ) характеристиками. Запишите эти выходные параметры в заголовки столбцов матрицы.

Критические показатели		Горячая пицца	Время доставки	Разнообразие начинки и степень прожарки коржа	Адекватная цена	ВСЕГО
Важность		8	6	8	5	
Этапы процесса	Составление меню и рецептура	1 8	4 24	9 72	9 45	149
	Закупка и хранение	1 8	1 6	4 32	9 45	91
	Выпечка теста, приготовление пиццы	1 8	4 24	1 8	1 5	45
	Упаковка	9 72	1 6	1 8	1 5	91
	Доставка	9 72	9 54	1 8	4 20	154
ВСЕГО		168	114	128	120	530= =530

Рис.1.3. Причинно-следственная матрица

2. Определите для каждого выходного параметра его относительную важность в зависимости от роли для потребителя. Запишите эти числовые значения под заголовками столбцов матрицы.

3. Разработайте список ключевых входов процесса. Это могут быть как входы, так и основные этапы этого процесса (подпроцессы или операции), полученные на основе диаграммы потоков работ.

Уровень их детализации должен быть соизмерим с множеством выделенных ключевых выходов (характеристик) процесса. Запишите эти элементы в заголовки строк матрицы.

4. Укажите на пересечении столбца (выхода, характеристики) и строки (входа или этапа процесса) степень влияния каждого входа на каждый выход в числовом виде. Как правило, это делается путем задания вопроса «Если мы изменим эту переменную в строке, как сильно это повлияет на каждый выход?». Чаще всего применяют следующие числовые шкалы: 1, 2, 3 или 1, 3, 5, или 1, 4, 9. Значение записывается в верхней части ячейки.

5. Перемножьте значение важности выхода на степень влияния на него входа и запишите это значение на пересечении соответствующего столбца и строки (в нижней части ячейки).

6. Проверьте итоговые суммы по строкам и столбцам. Если они не совпадают, то при построении матрицы были совершены ошибки, и ее следует проверить.

Матричные диаграммы [27] представляют собой кросс-таблицу, по столбцам и строкам которой перечислены факторы, а на пересечении указан уровень влияния одного фактора на другой. Как правило, влияние факторов обозначают в виде условного знака. С помощью этой диаграммы можно отразить степень влияния между двумя факторами (L-матрица), между тремя (Т-матрица) и четырьмя факторами (X-матрица). Данные о силе связи могут быть получены как на основе результатов статистического анализа, так и заданы экспертным путем. Недостатком как причинно-следственных матриц, так и матричных диаграмм является резкое увеличение трудоемкости их построения при увеличении количества факторов по столбцам и строкам. Также отсутствует возможность графического представления причинно-следственных связей в виде графа или дерева.

В работе *А.В. Глазунова* [10] предлагается метод устранения несоответствий, который может быть применим, когда точная причина несоответствия неизвестна. Предлагаемый метод состоит из следующих семи шагов.

1. Составьте классификатор несоответствий. Проранжируйте их по значимости последствий для потребителя, выделите несколько самых значимых, используя диаграмму Парето.

2. Составьте для каждого значимого несоответствия, используя диаграмму Исикавы, полный перечень возможных причин, которые могут породить данное несоответствие.

3. Потратьтесь на разработку и размножение в необходимом ко-

личестве бланка протокола с этим перечнем возможных причин для ежедневного применения.

4. Каждый раз при исследовании обнаруженного несоответствия не столько ищите его причину, сколько вычеркивайте из перечня в протоколе те, которые явно не могли вызвать появление несоответствия именно в этот раз. У вас будут оставаться от одной до трех, может быть, пяти причин, для которых не удалось обеспечить алиби. Если вы вычеркнули все причины, то добавьте прочие.

5. Собирайте и суммируйте данные о причинах, оставшихся в числе подозреваемых.

6. Определяйте периодически (раз в неделю, месяц или год), используя принцип Парето, лидеров в этом перечне. Лидерами будут те несколько причин, которые реже других в данный период времени вычеркивались из списков подозреваемых при каждом исследовании несоответствий.

7. Воздействуйте именно на этих лидеров, устраняя тем самым наиболее подозрительные по статистике причины.

Перечисленные методы не образуют исчерпывающий перечень, однако, по нашему мнению, являются наиболее популярными на сегодняшний день в менеджменте качества. Более полный набор инструментов можно найти в работах [75, 137], изданных Американским сообществом качества (ASQ). В [75] приводятся описание и рекомендации по применению более чем 30-ти методов анализа корневых причин. Нэнси Тог в книге, название которой можно дословно перевести на русский как «Набор инструментов качества» [137], приводит описание и рекомендации по использованию более чем 80-ти инструментов качества, многие из которых можно классифицировать как методы выявления и анализа причин проблем и несоответствий. По объективным причинам анализ всех этих инструментов не может быть проведен в рамках данной монографии.

Большое внимание анализу причинно-следственных отношений (а также особому их виду — петлям обратных связей) уделяется в рамках **системного мышления** — способа мышления, при котором в центре внимания находятся взаимоотношения между частями, взаимодействие которых образует целенаправленное целое [9; 48], а также в **теории ограничений** (Theory of Constraints, ТОС) Э. Голдратта [11, 12, 72]. Дж. Гараедаги в [9] предлагает для моделирования влияния факторов использовать **модель динамики производственного процесса** (рис.1.4) [9], которая представляет собой граф, включающий следующие условные обозначения: переменные, уровень, поток, конвертер, коннекторы.

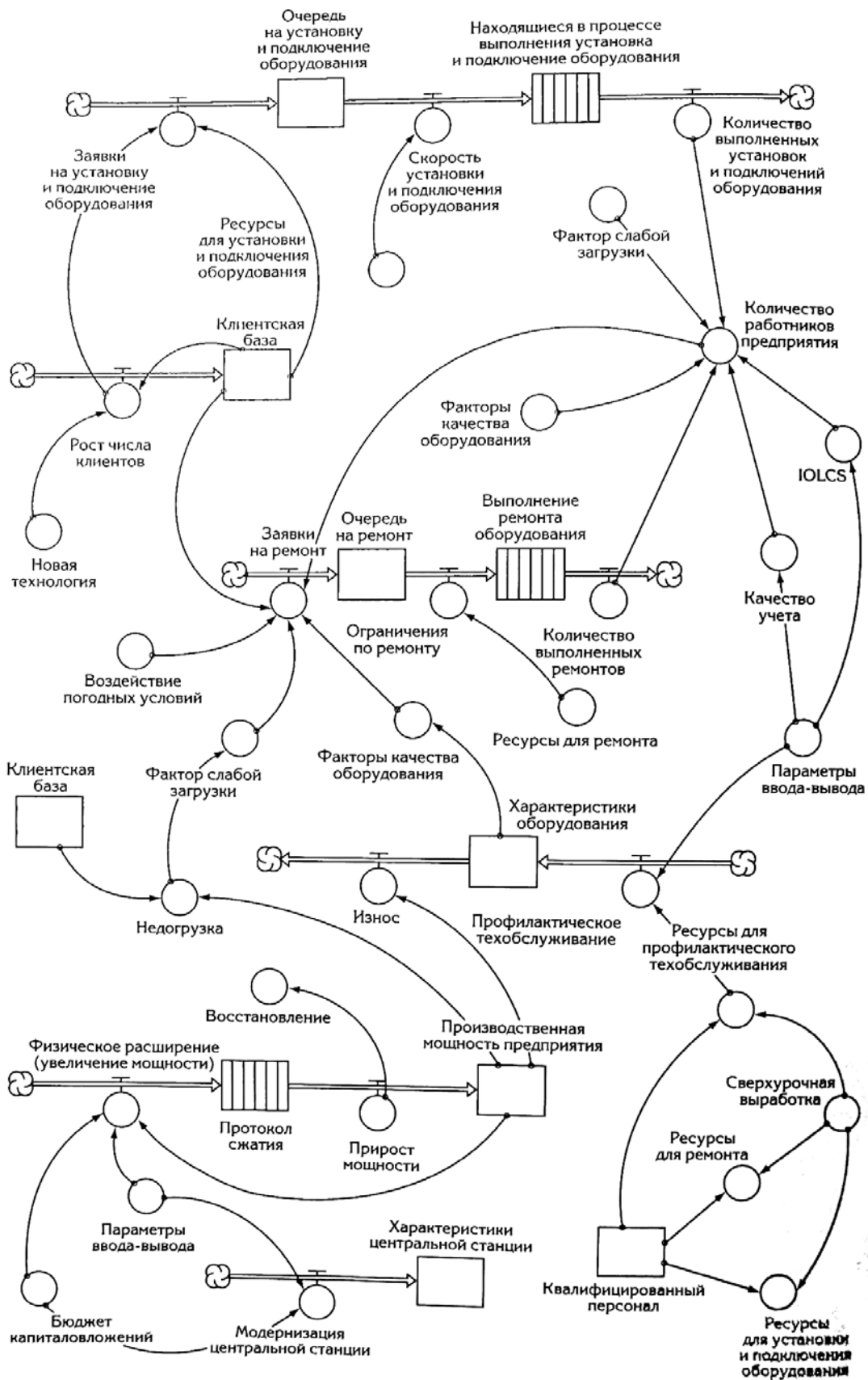


Рис.1.4. Модель динамики процесса для компании телефонной связи

В узлах графа находятся исследуемые переменные, влияние которых друг на друга задается в виде стрелок. Уровень обозначается прямоугольником и отображает число, состояние или свойство переменной в определенный момент времени. Поток изображается в виде трубки со стрелкой и регулятором и используется для обозначения действий или объектов в движении. При имитационном моделировании процесса он фиксирует темп изменения в состоянии какой-либо переменной. Коннекторы стрелками указывают связи и взаимозависимости между переменными. Процесс моделируется с помощью программы *ithink*.

В рамках теории ограничений систем [11, 12, 19, 72] используется набор методов выявления и устранения проблем, включающий критерии логических построений, дерево текущей реальности, диаграмму разрешения конфликтов, дерево будущей реальности, дерево перехода, план преобразований и другие [72]. Для визуального описания причинно-следственных отношений используется **дерево текущей реальности** (Current Reality Tree, CRT, рис.1.5) — логическое построение, которое позволяет наглядно передать текущее состояние дел. CRT представляет собой цепочку связанных явлений, наиболее вероятных в данных конкретных обстоятельствах в данной системе и устанавливает причинно-следственные связи между видимыми проявлениями состояния системы и лежащими в их основе причинами [44, 72].

Дерево текущей реальности позволяет:

- разобраться в сложных системах;
- обозначить нежелательные явления (НЯ) в системе;
- связать нежелательные проявления с корневыми (истинными) причинами через последовательность причин и следствий;
- если возможно, определить ключевую проблему (КП), приводящую в данной системе к появлению примерно 70% нежелательных явлений;
- понять, в каких случаях корневые причины или ключевая проблема лежат вне зоны нашего влияния;
- выделить ряд причин-ограничений, на которые следует направить усилия для скорейшего улучшения характеристик системы;
- принять решение о первом шаге, который позволит начать позитивные преобразования всей системы.

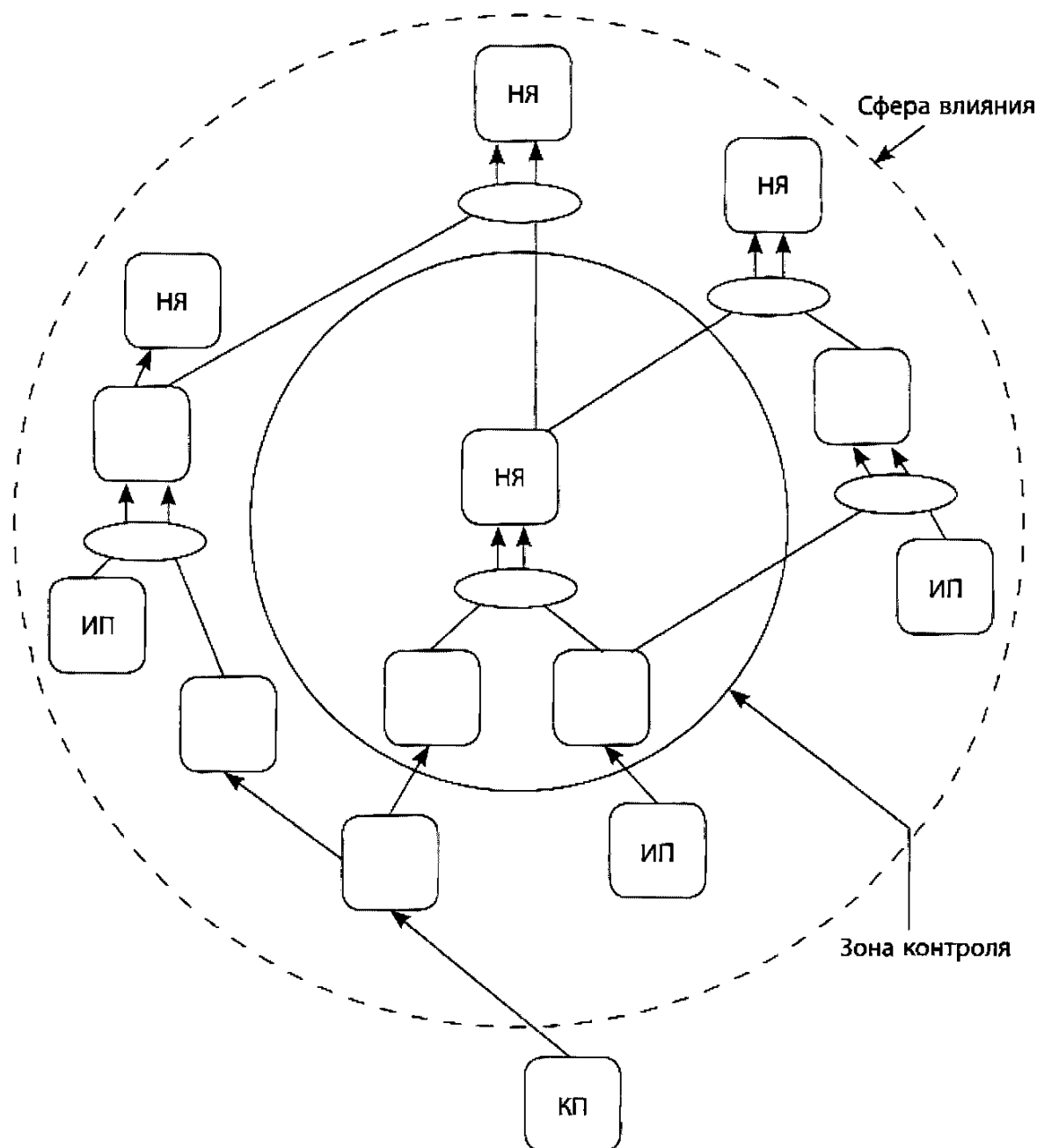


Рис.1.5. Дерево текущей реальности, зона контроля и сфера влияния:
 НЯ – нежелательное явление; ИП – истинная причина; КП – ключевая проблема

Дерево будущей реальности (ДБР, рис.1.6) [19, 72] представляет собой логическое построение, которое использует принцип достаточности причины при логических переходах и позволяет проследить изменения, возникающие в системе при реализации некой идеи. ДБР позволяет удостовериться, ведет ли выбранная идея к желаемым результатам (ЖР), это картина реальности, которой не существует. ДБР помогает проявить и проследить цепочки причин и следствий, вызываемых в системе принимаемыми решениями. ДБР строится для того, чтобы:

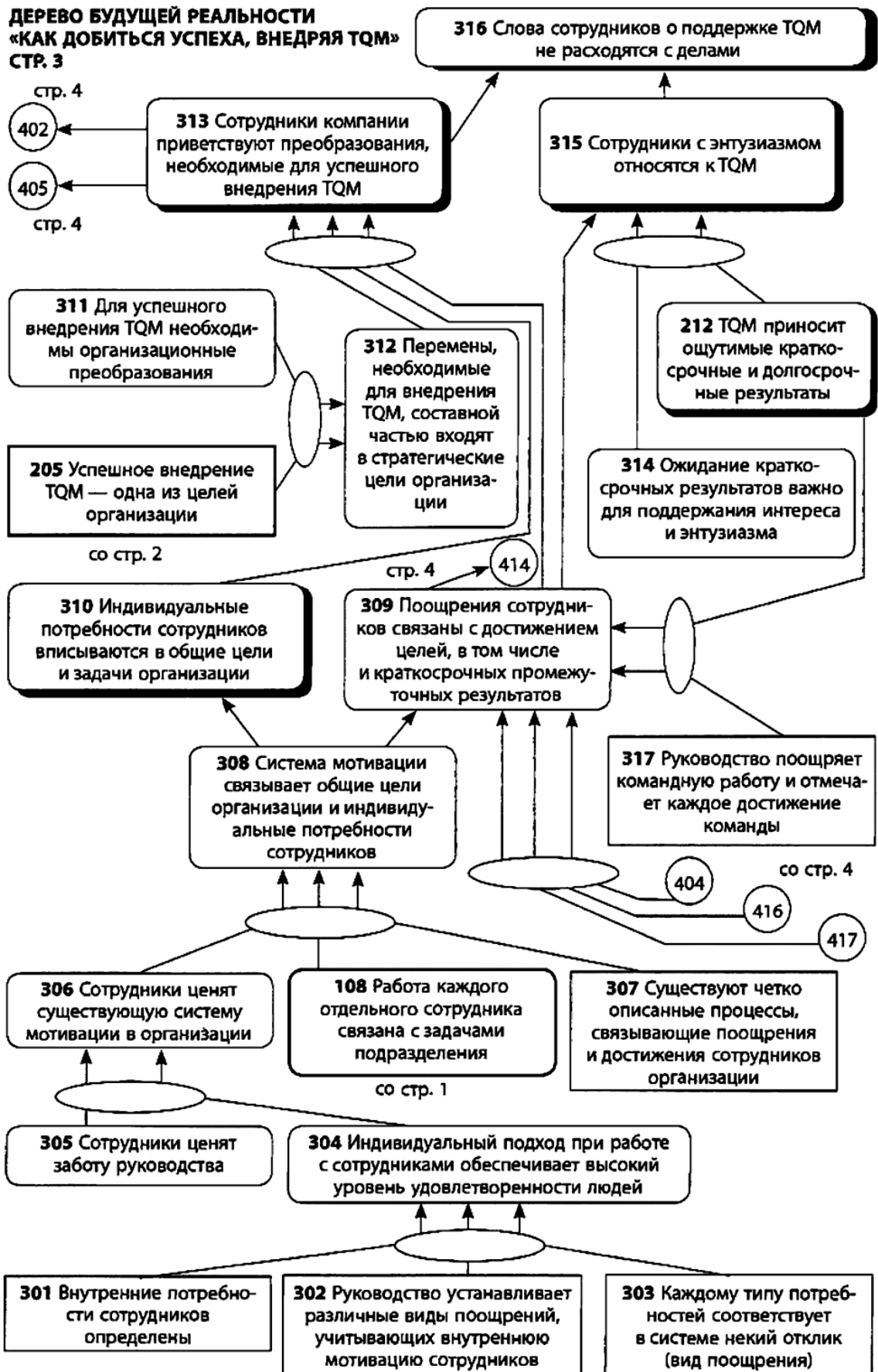


Рис.1.6. Фрагмент дерева будущей реальности для задачи «Как добиться успеха, внедряя TQM?»

- проверить действенность идеи до того, как будут затрачены силы, время и деньги на ее реализацию;
- определить, приведут ли задуманные изменения системы к желаемым результатам и не возникнет ли при этом каких-либо побочных эффектов;
- определить, не повлечет ли за собой внедрение идеи каких-нибудь новых проблем (негативные ветви диаграммы); изучить возможность создания позитивных замкнутых циклов (когда система сама поддерживает позитивные явления);
- проследить последствия отдельных решений в масштабах всей системы;
- убедить руководство принять то или иное решение;
- вести стратегическое планирование.

Помимо перечисленных инструментов, которые обычно относят к семи инструментам качества и к новым инструментам качества, следует также упомянуть и методы FMEA (анализ видов и последствий потенциальных отказов) и метод деревьев отказов (FTA), которые также применяются в менеджменте качества, но были первоначально разработаны в рамках решения проблем прогнозирования и повышения надежности технических систем наряду с другими методами анализа и прогнозирования надежности, безотказности и работоспособности. Обзор этих методов приведен в следующем параграфе.

1.5. Инструменты и методы анализа причин и последствий дефектов и отказов в теории надежности и технической диагностике

Американское сообщество качества (ASQ) в своде знаний сертифицированного инженера по надежности определяет следующие необходимые инструменты и методы выявления и анализа причин надежности, безотказности и дефектов [128]:

- анализ видов и последствий потенциальных отказов и анализ видов, последствий и критичности отказов (FMEA и FMESCA);
- анализ деревьев отказов и успехов (FTA и STA);
- структурные схемы надежности.

Проведем анализ основных инструментов выявления и анализа причин надежности [2, 6, 38].

Метод *анализа деревьев отказов* (Fault tree analysis, FTA,

рис.1.7) разработан в Bell Laboratories (Телефонные лаборатории Бэлл, США) Дж. Ватсоном и Э. Мирнсом для анализа надежности сложных систем в рамках программы создания системы управления пуском межконтинентальных баллистических ракет Минитмен-I [107]. Метод оказался настолько успешным, что стал применяться в рамках всей программы по созданию ракет Минитмен-I, а затем при проектировании гражданских самолетов Boeing, в программе Аполлон-1, химической, автомобильной, железнодорожной и других отраслях промышленности. FTA был основным инструментом для исследования причин катастрофы шаттла Челенджер и при расследовании аварии на АЭС Три-Майл-Айленд, США [88].

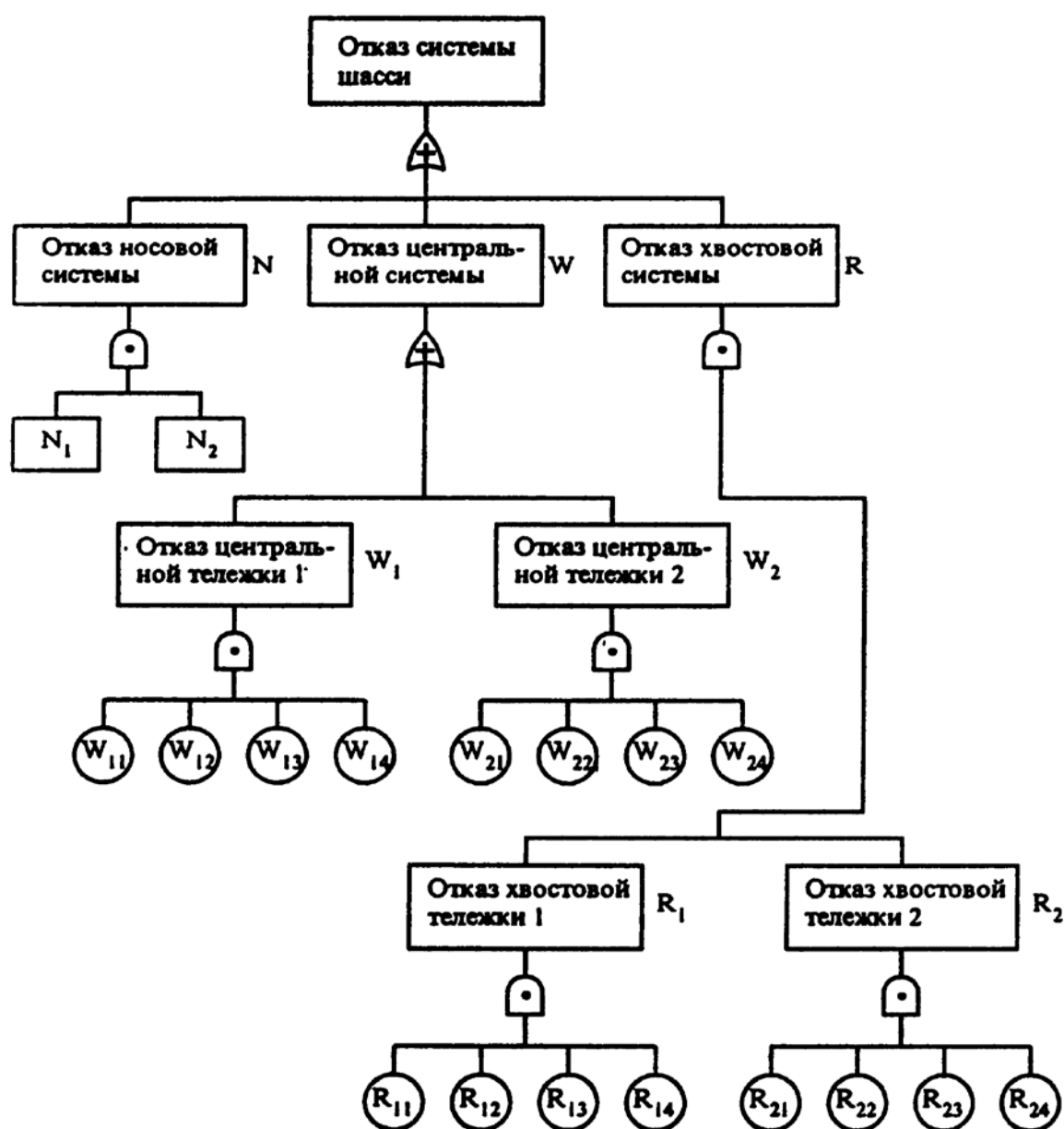


Рис.1.7. Дерево отказов для системы шасси тяжелого самолета

Целью построения дерева отказов является символическое представление последовательности возникновения условий, приводящих систему к отказу, нежелательному (критичному) для объекта в целом [2, 38]. Для применения деревьев отказов необходимо представить функциональные взаимосвязи элементов системы в виде логической схемы, учитывающей взаимную зависимость отказов элементов и групп элементов. Методологическое обеспечение данного метода включает теорию графов, математическую логику и теорию вероятностей. Функциональные зависимости между событиями в дереве отказов изображаются специальными символами, соответствующими логическим операциям (ИЛИ, И). Вершиной дерева является конечное событие — отказ системы. Каждому узлу дерева могут быть приспаны вероятности возникновения соответствующего события и, следовательно, могут быть рассчитаны вероятности возникновения корневого отказа. С конца 60-х годов XX века для расчета деревьев отказов используется ЭВМ [88], поскольку для реальных проблем такое дерево может состоять из нескольких сотен узлов.

К особенностям деревьев отказов можно отнести следующее [110]:

- дерево отказа представляет собой процесс дедуктивного анализа, в отличие от метода FMEA, который является индуктивной процедурой;
- FTA обычно позволяет проанализировать не все отказы, а только наиболее критичные;
- отсутствует возможность оценки последствий отказов;
- древовидная структура не позволяет учесть влияние одноуровневых событий друг на друга и связанные дефекты (когда требуется представление в виде сети событий).

Деревья событий [38] применяют, когда требуется учесть влияние не только отказов, но и других событий. Дерево событий является более общим случаем дерева отказов и позволяет учесть все последствия инициирующего события и оценить вероятность осуществления последствий. Дерево событий может быть представлено как в виде дерева решений (рис.1.8), так и в виде дерева отказов.

Метод **анализа видов и последствий отказов** (failure mode and effect analysis, FMEA) [2, 15, 16] был впервые разработан Минобороны США в 1949 (военный стандарт США MIL-P-1629) и впоследствии нашел применение в ракетостроении, программе Аполлон-1, пищевой промышленности и других отраслях [134].

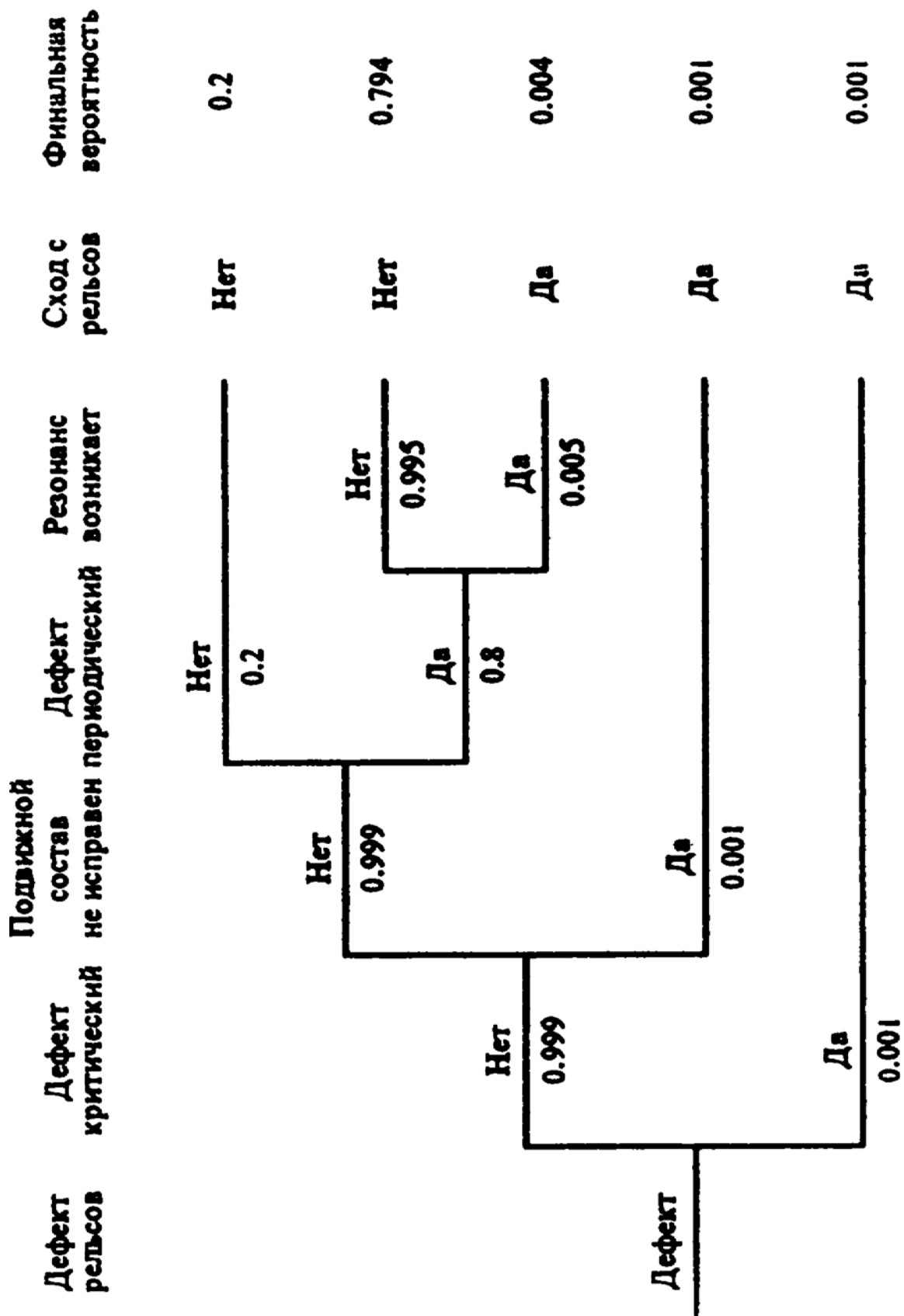


Рис.1.8. Дерево событий для схода с рельсов

Применение расширенного варианта данного метода — анализа видов, последствий и критичности отказов (Failure mode, effects, and criticality analysis, FMECA) – считается более предпочтительным в рамках космической программы США и при планировании операций в рамках НАТО. Информацию по процедуре проведения FMEA можно также найти на сайте ASQ [89].

FMEA представляет собой комплексную пошаговую процедуру идентификации всех возможных отказов в процессе проектирования, сборки и производства продукции или услуги. В [137] предлагается 15 шагов, обеспечивающих проведение FMEA-анализа, который на первом этапе позволяет идентифицировать отказы, количественно оценить вероятность их возникновения и балл риска (важности отказа); на втором этапе — поддержать команду в разработке улучшенного варианта конструкции; на третьем этапе — проанализировать улучшенную конструкцию. К недостаткам-особенностям метода FMEA можно отнести следующее:

- субъективизм при определении вероятностей возникновения и обнаружения отказов и расчета балльных оценок;
- метод не позволяет учесть влияние причин более высоких уровней: рассматриваются только непосредственные причины отказа (существует также аналогичная проблема при изучении последствий отказов);
- невозможно учесть влияние причин друг на друга и следствий друг на друга; затруднительно исследование связанных дефектов;
- несмотря на наличие количественных оценок, нельзя проводить диагностирование и прогнозирование дефектов (как, например, в методе анализа деревьев отказов);
- отсутствует возможность графического отражения причинно-следственных связей.

Метод Байеса относится к классу статистических методов распознавания причин надежности и является наиболее эффективным [6]. Метод основан на теореме Байеса, которая позволяет рассчитать апостериорную вероятность гипотезы при условии наступления свидетельства. Возможно как прогнозирование, так и диагностирование дефектов. Метод Байеса требует наличие достаточного объема данных, а при большом числе случайных величин в статистической модели применение его «в лоб» становится неэффективным вследствие

больших вычислительных затрат на проведение маргинализации (суммирования вероятностей атомарных событий) полного совместного распределения. Данный метод нашел применение и при анализе и диагностике причин несоответствий в области качества [67].

На этом завершим обзор методов выявления и анализа причин несоответствий, применяемых в теории надежности и технической диагностике. Рассмотренные методы, с одной стороны, более объективны по сравнению с методами анализа корневых причин и позволяют в числовой форме учитывать причинно-следственные зависимости, а с другой — требуют более высокой квалификации исследователя и, как правило, применяются для анализа отказов — одного из видов несоответствий. В следующем параграфе рассмотрим методы причинного анализа, применяемые в эконометрике (моделирование структурными уравнениями) и перечислим некоторые методы оценки влияния факторов, традиционно используемые в статистике. Как будет показано ниже, в последнем случае речь не идет о расчете причинно-следственных зависимостей — причинность не является областью статистики, однако иногда может быть выражена с ее помощью.

1.6. Причинный анализ и исследование влияния факторов в эконометрике и статистике

Причинный анализ — это направление в социологии и эконометрике, цель которого — дать такое описание системы взаимосвязанных переменных, при котором можно указать переменные, являющиеся причинами, переменные, являющиеся следствиями, и прогнозировать вторые по первым [66]. В качестве математического инструмента причинного анализа наибольшее распространение получило *моделирование структурными уравнениями* (Structural Equations Modeling, SEM) [40, 66, 120]. SEM представляет собой комплексный метод причинного анализа, включающий построение причинной диаграммы (потокowego графа) и определение системы структурных уравнений, описывающих эту диаграмму, анализ потокowych графов и путевой анализ [66]. Заданная причинная диаграмма (потоковой граф), а также система структурных уравнений (рис.1.9), отражающих линейные зависимости между переменными графа, представляет собой теоретическую модель причинных отношений.

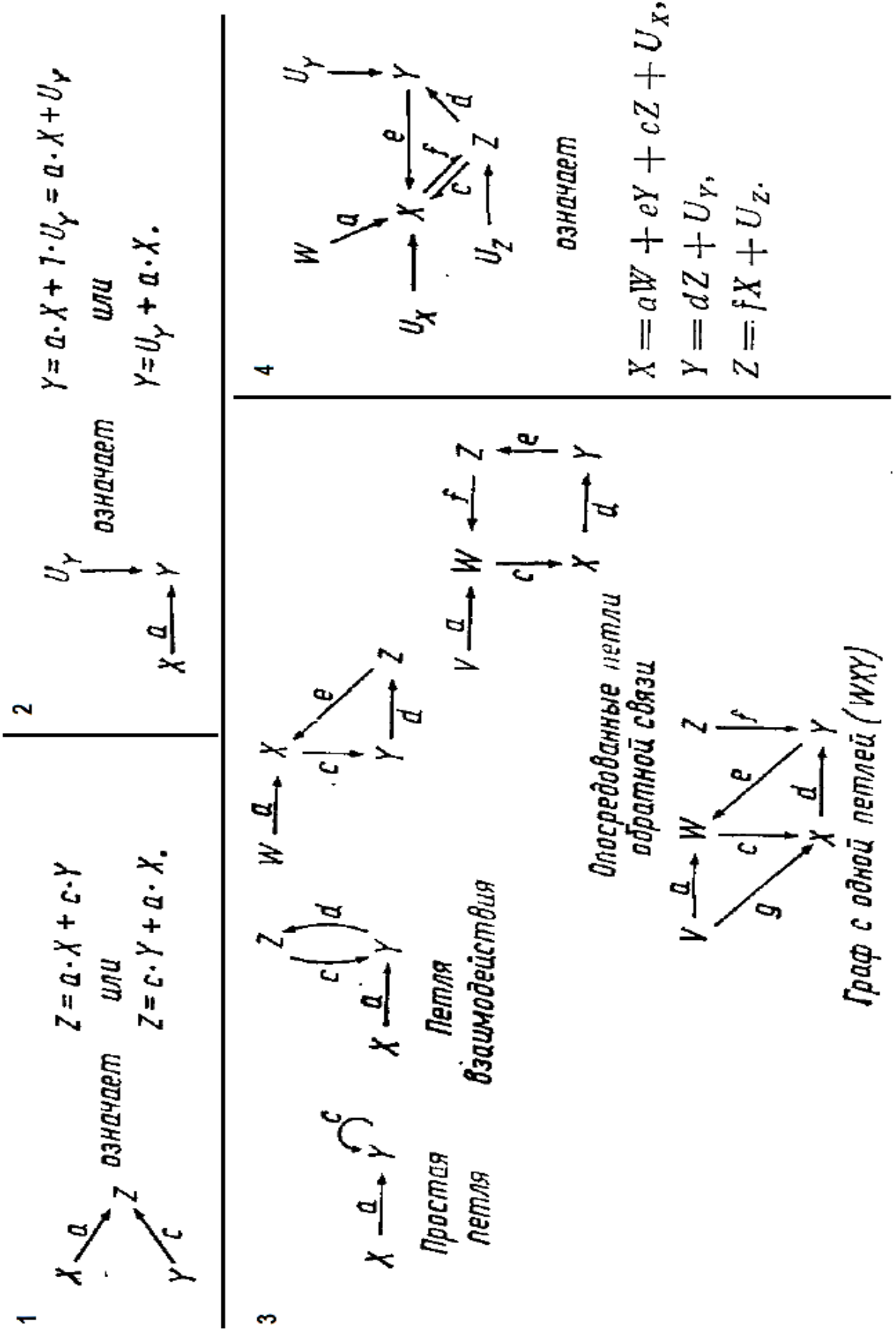


Рис.1.9. Примеры потоковых графов и систем структурных уравнений

После построения потокового графа и задания уравнений проводится *анализ потокового графа*, который решает два типа задач. Первая заключается в нахождении статистических характеристик выходных (эндогенных) стохастических переменных (следствий) по статистическим характеристикам входных (экзогенных) переменных (причин). Вторая задача заключается в нахождении причинной структуры, которая преобразует причины в следствия, имея статистические характеристики всех переменных [66]. *Путевой анализ*, идея которого впервые предложена С. Райтом в [148], представляет собой статистический метод определения для заданной причинной структуры ковариации, корреляции и дисперсии в виде произведений и сумм соответствующих коэффициентов на диаграмме.

Основным недостатком SEM является представление отношений между переменными в линейной форме и невозможность учета неопределенности. Дж. Перл в работе [120] предлагает обобщенный вариант структурных уравнений — *структурные причинные модели* (structural causal models (SCM), functional models), которые решают указанные проблемы. Зависимость между переменными в причинной модели может иметь вид любой функциональной зависимости, а неопределенность учитывается путем задания совместного распределения над множеством экзогенных переменных.

А.Л. Кузнецовым [29–33] предлагается комплексная методика выявления причин дефектов и несоответствий на основе статистических данных. В качестве критерия причинности автор использует способы проверки статистической гипотезы об однородности качественной и дефектной выборок [32]. Эти выборки содержат значения рассматриваемого множества переменных, которые могут потенциально являться причинами дефектов. Если гипотеза об однородности выборок для какой-либо технологической переменной не отклоняется, то делается предположение, что данная переменная не является причиной появления брака по исследуемому выходному показателю. В противном случае переменная считается влияющей на появление брака. Под качественной выборкой понимается набор данных, для которых дефектов не было зафиксировано, под некачественной — выборка, для которой были зафиксированы дефекты. Проверка гипотезы об однородности осуществляется с помощью t-критерия Стьюдента [30], а затем делается вывод о том, что те переменные, для которых зафиксировано максимальное отклонение по среднему значению в качественной и дефектной выборках, и являются причинами дефекта.

Статистические методы оценки влияния факторов. В статистике для оценки влияния факторов на качество продукции используются следующие инструменты и методы [20, 21]: дисперсионный анализ, корреляция Пирсона, критерий Хи-квадрат, Т-критерий Стьюдента, U-критерий Манна-Уитни, критерий Краскела-Уоллиса, корреляция Спирмена, корреляция Кендалла.

По поводу статистических методов отметим, что традиционные методы корреляционного анализа на самом деле не позволяют определить причинно-следственные отношения, поскольку корреляция не подразумевает причинность и говорит лишь о том, что факторы каким-то образом влияют друг на друга, а причинность, в свою очередь, не является частью статистики [118–120, 125, 142]. Кроме того, корреляция не позволяет выявить направление причинно-следственной связи, если даже она и описывает причинность, т.е. определить, что является причиной, а что — следствием. Довольно часто корреляция вообще не говорит о причинности — в данном случае наблюдается ложная корреляция.

1.7. Вероятностные графические модели в статистике и искусственном интеллекте

На сегодняшний день использование графов для представления вероятностных и причинно-следственных зависимостей в искусственном интеллекте и статистике является стандартом де-факто (работы Дж. Перла, А. Дарвича, А. Давида, С. Лауритцена, П. Спартса, К. Глаймора, Д. Коллер, Н. Фридмана, А. Тулупьева и др. [62, 81, 83, 96, 108, 120, 124, 135]). Наибольшее применение в этой области получили следующие разновидности графовых моделей:

- байесовы сети (bayesian networks, markovian models) [81, 124] (в некоторых работах, например в [62], используется термин «байесовская сеть» вместо «Байесова сеть»). Эти термины будем считать равнозначными), марковские сети (markov networks) [106, 124], алгебраические байесовские сети [14, 62], которые применяются для представления вероятностных зависимостей;

- причинные байесовы сети (causal bayesian networks) [76, 120, 140] и причинные модели (causal models, structural models, functional causal models) [120, 135], которые применяются для представления причинно-следственных зависимостей. Применение указанных моделей для отражения причинно-следственных отношений и проведения

на их основе автоматизированных рассуждений получило в ИИ и статистике название *причинного моделирования* и *причинного вывода* (*causal modeling, causal reasoning & inference*) [120, 125, 135].

Общая идея вероятностных графических моделей заключается в более компактном представлении полного совместного распределения в виде произведений небольших по размеру условных распределений (для марковских сетей — совместных). Отношение условной независимости кодируется графом, а полное совместное распределение неявно задается набором условных распределений случайных переменных, соответствующих вершинам графа. На сегодняшний день наибольшее распространение в качестве инструмента графического вероятностного моделирования получили байесовы сети [81, 124]. байесовы сети (*bayesian networks*) – это разновидность графовых моделей, отражающих вероятностные связи между событиями предметной области. Наибольшее развитие аппарат байесовых сетей (БС) получил в работах Дж. Перла (Judea Pearl) [122, 124] в качестве альтернативного подхода к построению экспертных систем (ЭС). Как правило, аппарат БС применяется в следующей ситуации. Имеется набор событий, которые каким-либо образом связаны друг с другом. Эксперты высказывают суждения о вероятности этих событий. Задача байесовой сети состоит в объединении высказываний экспертов непротиворечивым образом и вычислении апостериорной вероятности (достоверности) гипотез с учетом поступающей в сеть информации о состоянии наблюдаемых переменных (свидетельств). Описанный процесс называется вероятностным выводом и несет тот же смысл, что и логический вывод в ЭС, основанных на продукционных правилах. Вероятностные модели имеют серьезное преимущество над другими адаптивными моделями, в частности регрессионными и нейросетевыми, являющимися моделями «черного ящика». БС дают понятное объяснение своих выводов, допускают логическую интерпретацию и модификацию структуры отношений между переменными, а также позволяют в явной форме учесть априорный опыт экспертов в соответствующей предметной области [61].

В работе С. Терехова [61] приводится простая методика построения БС для некоторой проблемной области, состоящая из следующих шагов:

- сформулировать проблему в терминах вероятностей значений целевых переменных;
- выбрать понятийное пространство задачи, определить пере-

менные, имеющие отношение к целевым переменным, описать возможные значения этих переменных;

- выбрать на основе опыта и имеющейся информации априорные вероятности значений переменных;
- описать причинно-следственные отношения между переменными (прямые и косвенные) в виде ориентированных ребер графа;
- для каждого узла графа, имеющего входные ребра, указать оценки вероятностей различных значений переменной этого узла в зависимости от комбинаций значений переменных-предков на графе.

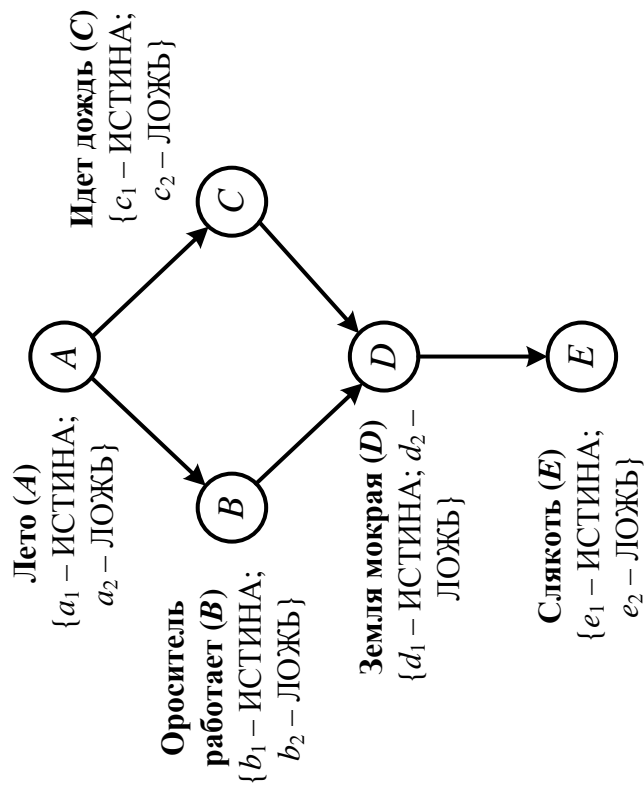
В работах *У. Кжаерульфа* и *А. Мадсена* [105], *М. Нейла*, *Н. Фентона* и *Л. Нильсона* [114] предложены развернутые методики построения байесовых сетей, однако их общая идея примерно такая же, как и в методике *С. Терехова* [61].

На рис.1.10 приведен пример байесовой сети, отражающей взаимосвязи между пятью случайными переменными. Как видно из рис.1.10, использование графа позволяет записать полное совместное распределение (п.с.р) в виде произведения пяти условных распределений, которые в сумме дают 22 точечные оценки вероятности, что меньше размера п.с.р., записанного без учета отношений условной независимости (на это потребовалось бы $2^5=32$ оценки вероятности для 32-х атомарных событий). Кроме того, в данном примере граф служит объектом хранения причинно-следственных связей (дуга означает отношение причина \rightarrow следствие).

Формально БС состоит из двух математических объектов:

- 1) оргграф без ориентированных циклов G с множеством вершин $V=\{V_1, \dots V_n\}$;
- 2) вероятностное распределение $P(\mathbf{v})$ над множеством дискретных случайных переменных $V=\{V_1, \dots V_n\}$, соответствующих вершинам графа G .

Интерпретация дуг в графе G двоякая: вероятностная и причинная. *Вероятностная интерпретация* заключается в том, что граф G отражает отношения условной независимости и зависимости между случайными переменными из множества V согласно $P(\mathbf{v})$. При этом каждая переменная является условно независимой от всех переменных, не являющихся ее потомками в графе G , если заданы прямые родители этой переменной в графе G . Это позволяет разложить полное совместное распределение $P(\mathbf{v}) = P(v_1, \dots v_n)$ в виде произведения условных распределений:



P(A)	
a_1	a_2
0,25	0,75

P(B A)	
B	
b_1	b_2
0,7	0,3
0,1	0,9

P(C A)	
C	
c_1	c_2
0,3	0,7
0,6	0,4

P(D B, C)	
B	
C	
d_1	d_2
0,99	0,01
0,95	0,05
0,9	0,1
0,05	0,95

P(E D)	
D	
E	
e_1	e_2
0,9	0,1
0	1

Граф байесовой сети (орграф без циклов) $G = \langle V, L \rangle$, состоящий из множества вершин V , соединенных между собой множеством связей-дуг L , где каждая дуга L_i представляет собой упорядоченную пару вершин вида $\langle V_i, V_j \rangle$, причем $V_i \rightarrow V_j$.

В данном случае каждая дуга $L_i = \langle V_i, V_j \rangle$ означает, что V_i является прямой причиной V_j (такая семантика связей, строго говоря, необязательна для байесовой сети, но необходима для причинной байесовой сети)

$P(V) = P(A, B, C, D, E)$ - полное совместное распределение

$$P(v_1, \dots, v_n) = \prod_{i=1}^n P(v_i | pa_i)$$

$$P(A, B, C, D, E) = \underbrace{P(A)}_2 \cdot \underbrace{P(B|A)}_4 \cdot \underbrace{P(C|A)}_4 \cdot \underbrace{P(D|B, C)}_8 \cdot \underbrace{P(E|D)}_4$$

22 элемента (атомарн. вероятн.)

Рис.1.10. Пример байесовой сети с заданными условными распределениями

$$P(v_1, \dots, v_n) = \prod_i P(v_i | \mathbf{pa}_i), \quad (1.1)$$

где v_i , \mathbf{pa}_i – некоторые значения (реализации) V_i и \mathbf{PA}_i соответственно; \mathbf{PA}_i — множество вершин, являющихся прямыми родителями вершины V_i (марковские родители).

Причинная интерпретация рассматривает дугу в графе G как причинно-следственную связь между соответствующими переменными, соединенными этой дугой. В этом случае, согласно марковскому причинному условию [120, с. 30], также справедливо разложение (1.1).

Фактически это означает, что байесова сеть представляет собой графический способ хранения информации об отношениях вероятностной зависимости/независимости между случайными переменными. Дуга, ведущая из вершины A в вершину B , означает, что между этими переменными имеется вероятностная зависимость, в то время как отношения условной/безусловной независимости задаются структурой сети неявно, и для определения того, что переменные в сети независимы, необходимо воспользоваться более сложным критерием, получившим название d -разделимости (d -separation criterion, см. также гл. 2) [120, 124]. Наиболее распространенной интерпретацией дуг в БС является понимание дуги как причинно-следственной связи между двумя переменными. В соответствии с данным принципом наличие дуги из A в B означает, что A является причиной B , однако подобная интерпретация структуры сети не всегда верна для случая, когда сеть строилась для отражения отношений условной независимости в п.с.р. $P(\mathbf{v})$. Довольно часто направление дуги не имеет значения с точки зрения условной независимости: байесовы сети $A \rightarrow B$ и $A \leftarrow B$ кодируют одно и то же отношение вероятностной зависимости между переменными A и B , но в то же время определяют разные отношения причинности между этими переменными. Разновидность БС, в которой дуги определяют отношения причинности между переменными, называется причинной байесовой сетью (causal bayesian network) [76, 120, 140]. Причинные БС, помимо решения задач вероятностного вывода, т.е. получения ответов на вероятностные запросы (evidential queries), могут отвечать на запросы-вмешательства (interventional queries) [120].

Обзор работ [22–25, 39, 50, 64, 77, 82, 84, 85, 90, 92, 104, 115, 144, 145] по практическому применению байесовых сетей как сред-

ства диагностики, прогнозирования, причинного анализа позволяет сделать вывод о потенциальной возможности применения БС (а именно, причинных байесовых сетей) для вероятностного моделирования и анализа несоответствий продукции и процессов. В источнике [113] приведен список из 50-ти программных средств для работы с байесовыми сетями. В частности, БС применяются для решения следующих задач:

- моделирование и представление знаний в вычислительной биологии и биоинформатике (анализ экспрессии генов, генные регуляторные сети, протеиновые структуры) [92];
- классификация документов [84];
- экспертная поддержка эхокардиографии [85];
- реконструкция дорожных происшествий [82];
- моделирование качества программного обеспечения в процессе жизненного цикла [77];
- поиск места и типа отказа сложной технической системы [64];
- предсказание качества и прогнозирование дефектов и надежности программного обеспечения [90, 115, 144, 145];
- разработка советующей (advisory) системы на основе байесовых сетей доверия для управления проектом замены парогенератора [104];
- проектирование топологии вычислительных сетей [68];
- анализ и прогнозирование спроса на потребительские товары [22, 50];
- моделирование процессов разработки систем менеджмента качества [23–25, 39] и др.

Таким образом, вероятностные графические модели — байесовские сети — наилучшим образом подходят для анализа и математического моделирования причин несоответствий. Следует заметить, почему в данной работе не используются модели, в которых причинно-следственные отношения задаются функциональными зависимостями (структурные уравнения и функциональные причинные модели). Во-первых, функциональная зависимость предполагает строго детерминированную связь между причиной и следствием, что приводит к невозможности учета неопределенности в условиях нехватки знаний. Во-вторых, моделирование структурными уравнениями ограничивает форму этой связи в виде линейной функциональной зави-

симости, чего недостаточно для моделирования сложных проблемных ситуаций. В-третьих, хотя некоторые типы функциональных причинных моделей позволяют наряду с функциональной зависимостью учитывать неопределенность (путем задания вероятностного распределения над экзогенными переменными), применение этих моделей более трудоемко по сравнению с традиционными вероятностными моделями (проблема идентификации вмешательств и необходимость использования соответствующих критериев для их идентификации [120]; необходимость задания как функциональных зависимостей, так и вероятностных распределений; проблемы представления экспертной информации в виде функциональных зависимостей между переменными др.). байесовы сети, по сравнению с функциональными причинными моделями, обладают следующими преимуществами:

– БС позволяют в единой вероятностной модели учесть как экспертные знания (используя байесов подход к пониманию вероятности), так и статические данные о функционировании процесса или возникновении явлений.

– БС позволяют учитывать неопределённость и проводить рассуждения в условиях нехватки знаний.

– Поскольку БС позволяет разложить полное совместное распределение на несколько условных распределений, то задание этих распределений может производиться независимо друг от друга. Фактически каждое такое распределение представляет собой относительно небольшой фрагмент знаний, который может быть получен из разных источников, а БС позволяет в единой модели соединить все фрагменты знаний и проводить над ними манипуляции как над единым объектом.

– Используя теорему Байеса, можно проводить диагностику причин на основе информации о наступивших следствиях и прогнозирование следствий по их причинам.

– Использование причинной БС позволяет формально представить корректирующие и предупреждающие действия (на основе запросов-вмешательств), количественно оценить их потенциальное влияние на вероятность появления несоответствия и, следовательно, принять наиболее оптимальное из них.

– Рассуждения в байесовых сетях относительно хорошо моделируют рассуждения, осуществляемые человеком. В частности, име-

ется возможность проведения *попутного объяснения* (*explaining away*, известным в статистике как парадокс Берксона), когда старая гипотеза опровергается под воздействием поступившей новой информации.

– По сравнению с методами анализа корневых причин, обладающими высокой долей субъективизма, в основе БС лежит строгий аппарат теории вероятностей, статистики и теории графов. Следовательно, выводы, получаемые на основе БС, можно считать объективными при условии объективности входных данных.

Ориентированный граф без циклов, который лежит в основе байесовой сети и служит способом хранения причинно-следственной информации, является, по мнению многих статистиков (Н. Вермут [146], Д. Кокс [80], С. Лауритцен [109], Т. Верма [143] и др.), удобной моделью для построения правдоподобных причинно-следственных объяснений имеющимся данным. Во-первых, такой граф описывает поэтапный стохастический процесс, с помощью которого могут быть сгенерированы данные, которые позволяют подтвердить полученные (в виде графа) объяснения [80, 146]. Во-вторых, параметры вершин имеют простую и удобную интерпретацию: каждое условное распределение, соотнесенное с вершинами графа, означает условное распределение над зависимой переменной при заданной конфигурации объясняющих ее (родительских) переменных и любых значениях всех остальных переменных, не оказывающих прямого влияния на зависимую переменную (согласно марковскому родительскому условию) [146]. В-третьих, задача вычисления совместного распределения для графа на основе данных может быть декомпозирована к последовательному расчету локальных условных распределений, каждое из которых включает только рассматриваемую вершину-переменную и множество ее родительских вершин [146]. В-четвертых, знания о зависимостях между переменными могут быть получены непосредственно на основе топологии (структуры) графа [109, 124] (т.е. визуально, не прибегая к просмотру совместного распределения, и формально, пользуясь критерием *d*-разделенности). В-пятых, сравнив топологии графов, можно сделать выводы об их эквивалентности [143] (т.е. о том, что они кодируют одни и те же зависимости в полном совместном распределении). Исходя из этого, байесовы сети обладают достаточно хорошими свойствами, и их использование для моделирования причин несоответствий, а также для проведения автоматизированных причинно-следственных рассуждений является обосно-

ванными.

На основе материала гл. 1 можно сделать следующие выводы:

– Вопросы анализа и устранения причин несоответствий и дефектов являются актуальными в современном менеджменте качества и теориях решения проблемы обеспечения результативности и эффективности СМК.

– Большинство методов анализа корневых причин, применяемых в менеджменте качества, являются субъективными методами выявления, структурирования и наглядного анализа экспертной информации о причинах событий. Большинство из них являются инструментами качественного анализа причин (причинно-следственная диаграмма, диаграмма связей, метод «Пять почему?», матричная диаграмма, дерево текущей и будущей реальности), однако некоторые из них позволяют выразить экспертную информацию в количественном виде (причинно-следственная матрица).

Таким образом, существует проблема проведения математически обоснованного анализа причин несоответствий процессов проекта создания и внедрения СМК на предприятиях, которая может быть решена путём применения графических вероятностных моделей — причинных байесовых сетей (далее просто байесовых сетей, или БС).

ГЛАВА 2. МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ БАЙЕСОВСКИХ СЕТЕЙ И ЭЛЕМЕНТЫ ТЕОРИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Байесовские сети — это вероятностные графические модели, отражающие вероятностные причинно-следственные связи между событиями предметной области. Наибольшее развитие БС получили в конце 80-х гг. прошлого века в работах Дж. Перла (Judea Pearl) [51, 124] как альтернативный подход к построению экспертных систем (ЭС), функционирующих в условиях неопределенности знаний. БС позволяют проводить рассуждения в условиях неопределенности, успешно сочетая в себе интуитивно-понятное графическое представление в виде графа и серьезную математическую основу — теорию вероятностей и статистику. В БС могут использоваться вероятности как в классическом понимании (частотные вероятности), так и байесовы вероятности — степени доверия (degrees of belief — субъективные ожидания [экспертов]). Путем вероятностного вывода БС позволяют решать следующие два типа задач: прямую и обратную. Прямая задача (вывод) заключается в определении события, наиболее вероятного при заданных причинах. Обратная задача (обратный вывод) — определение наиболее вероятных причин наступившего события.

Формально, байесова сеть доверия – это ориентированный граф, в котором каждая вершина помечена количественной вероятностной информацией. Полная спецификация такой сети задается следующим образом:

- вершинами сети являются случайные переменные, которые могут быть дискретными (принимая при этом не менее 2-х значений) либо непрерывными;

- вершины соединяются попарно дугами; если дуга направлена от вершины A_i к вершине A_j , то вершина A_i называется родительской вершиной вершины A_j ;

- каждая вершина A_i характеризуется распределением условных вероятностей $P(A_i|pa(A_i))$, где $pa(A_i)$ – множество вершин-родителей для A_i ;

- граф не имеет ориентированных циклов.

Вероятностные модели, основанные на БС, имеют серьезное преимущество над другими адаптивными моделями, в частности ре-

грессионными и нейросетевыми, являющимися моделями «черного ящика». БС дают понятное объяснение своих выводов, допускают логическую интерпретацию и модификацию структуры отношений между переменными, а также позволяют в явной форме учесть как априорный опыт экспертов в соответствующей предметной области, так и накопленную информацию о функционировании процесса.

2.1. Теоретические основы аппарата байесовых сетей

Байесовский подход к пониманию вероятности. Согласно байесовскому подходу (формализму, байесовской философии) [120, 124], под вероятностью понимается *степень доверия (degree of belief)* гипотезам, связанным с событиями реального мира, при этом информация о мире используется для подтверждения либо опровержения имеющихся степеней доверия. Степени доверия назначаются логическим выражениям, представленным в виде высказываний на некотором языке, и обрабатываются согласно правилам теории вероятностей. Обычно степень доверия к пропозиции A , полученную на основе совокупности знаний K субъекта, обозначают $P(A | K)$. При проведении расчетов символ K опускают и записывают $P(A)$. Согласно байесовскому подходу, измерение и комбинирование степеней доверия подчиняется следующим основным аксиомам вероятностного исчисления [120]:

$$1) 0 \leq P(A) \leq 1,$$

$$2) P(\text{достоверное событие}) = 1,$$

$$3) P(A \vee B) = P(A) + P(B), \text{ если } A \text{ и } B \text{ несовместные события.}$$

Также справедливы следующие формулы [124]:

$$P(A) = P(A, B) + P(A, \bar{B}),$$

$$P(A) = \sum_i P(A, B_i), \quad (2.1)$$

где \bar{B} — отрицание B , $\{B_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ — множество несовместных событий, образующих полную группу (или, иными словами, реализации случайной переменной), $P(A, B) \equiv P(A \wedge B)$. Выражение (2.1) обычно называют формулой полной вероятности, а операция суммирования вероятностей по B_i в этой формуле называется *маргинализацией* над B . $P(A)$ в (2.1) называется *маргинальной вероятностью* события A .

Под *условной вероятностью* $P(A | B)$ понимается вероятность реализации события A при условии истинности наступления события

B . События A и B называются *независимыми*, если $P(A | B) = P(A)$. События A и B называют *условно-независимыми при заданном C* , если $P(A | B, C) = P(A | C)$. Условная вероятность рассчитывается по следующей формуле:

$$P(A|B) = \frac{P(A, B)}{P(B)}, \quad (2.2)$$

где $P(B) > 0$ [120].

Сторонники байесовой философии рассматривают условную вероятность как более общее понятие по сравнению с совместной вероятностью и как более совместимое с принципами организации знаний человека [120]. С этой точки зрения, B служит указателем на контекст или фрейм (систему) знаний, а выражение $A | B$ означает событие A в контексте B (например, симптом A в контексте заболевания B). Таким образом, *всякое эмпирическое знание может быть формально описано в терминах условных вероятностей*, а совместная вероятность A и B может быть (если это необходимо) рассчитана через произведение

$$P(A, B) = P(A | B) \cdot P(B), \quad (2.3)$$

что эквивалентно (2.2).

Согласно (2.1) и (2.3), вероятность любого события A может быть вычислена путем обусловливания на множестве несовместных событий B_i , $i = 1, 2, \dots, n$, образующих полную группу, и последующего суммирования [124]:

$$P(A) = \sum_i P(A|B_i)P(B_i). \quad (2.4)$$

Декомпозиция (2.4) представляет собой базу для проведения *гипотетических* (основанных на предположениях) *рассуждений* (assumption-based reasoning). Это означает, что степень доверия к любому событию A представляет собой взвешенную сумму степеней доверия к этому событию во всех случаях, когда осуществление A возможно.

Из (2.3) следует формула цепного правила [124]

$$P(E_1, E_2, \dots, E_n) = P(E_n | E_{n-1}, \dots, E_2, E_1) \cdot \dots \cdot P(E_2 | E_1) \cdot P(E_1),$$

которая означает, что если имеется множество из n событий E_1, E_2, \dots, E_n , то совместная вероятность события (E_1, E_2, \dots, E_n) может быть рассчитана через произведение соответствующих условных вероятностей.

Ядром вероятностного вывода в БС является применение *тео-*

ремы Байеса, в соответствии с которой

$$P(H | e) = \frac{P(e | H)P(H)}{P(e)}, \quad (2.5)$$

где H – гипотеза; e – свидетельство.

Согласно теореме Байеса, степень доверия, которую мы можем присвоить гипотезе H при наступлении свидетельства e , может быть рассчитана путем умножения предыдущей степени доверия $P(H)$ к гипотезе H на *правдоподобие* $P(e | H)$, означающее наступление свидетельства e при условии, что гипотеза H истинна [120, 124]. Вероятность $P(H | e)$ называется *апостериорной вероятностью*, а $P(H)$ – *априорной вероятностью*. Знаменатель $P(e)$ в выражении (2.5) используется для нормализации вероятностей $P(H | e)$ и $P(\neg H | e)$ на единичную сумму.

Хотя формально (2.5) является тавтологией (2.2), в рамках байесовского подхода (2.5) используется как нормативное правило *корректировки (обновления) степеней доверия* (belief updating) [120] в ответ на наступление свидетельства. Другими словами, хотя условные вероятности (2.2) можно рассматривать как чисто математические конструкции, приверженцы байесовского подхода рассматривают их как примитивы языка и как интерпретацию выражения «... учитывая, что я знаю A ». Таким образом, (2.2) представляет собой эмпирически проверяемую связь между подобными выражениями на естественном языке, а это, в частности, позволяет утверждать, что степень доверия, которую некто соотносит с B после обнаружения A , никогда не меньше, чем степень доверия к событию $A \wedge B$ перед обнаружением A [120]. При этом отношение между указанными вероятностями растет пропорционально субъективной *степени неожиданного обнаружения* (degree of surprise) A , обозначаемой обычно $P[(A)]^{-1}$ и измеряемой на отрезке $[0; 1]$.

Случайные переменные и условная независимость. Под *переменной* в нестрогой формулировке обычно понимают атрибут, результат измерения или иную информацию, который может принимать одно из нескольких возможных реализаций, называемых *значениями* переменной. Если каждому значению переменной поставить в соответствие степень доверия (вероятность), то такую переменную можно назвать *случайной переменной*, вероятностное поведение которой полностью описывается ее распределением, нормированным на единичную сумму. В рамках данной работы будем рассматривать только

дискретные случайные переменные, т.е. переменные с конечным множеством принимаемых значений. Большинство случайных переменных, рассматриваемых и используемых в данной работе, можно охарактеризовать как переменные нечисловой природы, т.е. их значения выражаются не числами, а высказываниями на естественном языке, символами и т.д. Случайные переменные будем обозначать прописными латинскими буквами, например X, Y, Z . Строчными буквами будем обозначать принимаемые значения, например x — любое значение переменной X , x_1 — значение x_1 переменной X . Множество случайных переменных будем обозначать полужирными прописными символами, например $\mathbf{V} = \{X, Y, Z\}$ — множество из трех случайных переменных. Конфигурацию множества случайных переменных будем обозначать строчным полужирным символом, например \mathbf{v} — любая конфигурация множества переменных \mathbf{V} . Если X, Y, Z — булевы случайные переменные, то последовательность $\mathbf{v}_1 = \{\text{ИСТИНА}, \text{ЛОЖЬ}, \text{ЛОЖЬ}\}$ является одной из 8-ми возможных конфигураций множества $\mathbf{V} = \{X, Y, Z\}$ и представляет собой конъюнкцию атомарных событий (множество, вектор присваиваний) $\{X = \text{ИСТИНА}, Y = \text{ЛОЖЬ}, Z = \text{ЛОЖЬ}\}$.

Множество случайных переменных \mathbf{V} с заданным полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над всеми возможными конфигурациями \mathbf{v} этого множества обычно называют *вероятностной моделью* или вероятностным пространством [120]. Вероятностная модель позволяет получать ответы на любые запросы путем маргинализации полного совместного распределения, например

$$P(X = x_1) = \sum_{\mathbf{s}} P(X = x_1, \mathbf{S} = \mathbf{s}),$$

где \mathbf{S} — множество всех случайных переменных модели за исключением X , т.е. $\mathbf{S} = \mathbf{V} \setminus \{X\}$; \mathbf{s} — любая возможная конфигурация \mathbf{S} ; $P(X = x_1, \mathbf{S} = \mathbf{s})$ означает вероятность наступления события $\{X = x_1, \mathbf{S} = \mathbf{s}\}$, где $\mathbf{S} = \mathbf{s}$ означает, что множество \mathbf{S} приняло в качестве значений переменных конфигурацию \mathbf{s} .

Когда значения случайной переменной представляют собой числа, то может быть рассчитано *условное математическое ожидание* переменной X при заданном событии $\mathbf{Y} = \mathbf{y}$ по формуле

$$E(X|\mathbf{Y} = \mathbf{y}) \equiv E(X|\mathbf{y}) = \sum_x x \cdot P(x|\mathbf{y}). \quad (2.6)$$

Определение 2.1. *Условная независимость (Conditional Independence)* [120]. Пусть $\mathbf{V} = \{V_1, V_2, \dots\}$ — конечное множество случайных переменных. Пусть $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}$ — три непересекающихся подмножества переменных из \mathbf{V} . Говорят, что множества \mathbf{X} и \mathbf{Y} *условно независимы* при данном множестве \mathbf{Z} (либо безусловно (маргинально) независимы, когда $\mathbf{Z} = \emptyset$) и обозначают $\mathbf{X} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Y} \mid \mathbf{Z}$ (либо $\mathbf{X} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Y}$, когда $\mathbf{Z} = \emptyset$), если всякий раз, когда $P(\mathbf{Y} = \mathbf{y}, \mathbf{Z} = \mathbf{z}) > 0$ (либо $P(\mathbf{Y} = \mathbf{y}) > 0$, когда $\mathbf{Z} = \emptyset$), справедливо равенство:

$$P(\mathbf{x} \mid \mathbf{y}, \mathbf{z}) = P(\mathbf{x} \mid \mathbf{z}), \quad (2.7)$$

где $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ — частные конфигурации (векторы присвоенных значений) соответствующих множеств переменных $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}$.

Выражение (2.7) означает, что для любой конфигурации \mathbf{x} переменных во множестве \mathbf{X} , и для любых конфигураций \mathbf{y} и \mathbf{z} множеств переменных \mathbf{Y} и \mathbf{Z} , таких, что $P(\mathbf{Y} = \mathbf{y}, \mathbf{Z} = \mathbf{z}) > 0$ справедливо равенство $P(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid \mathbf{Y} = \mathbf{y}, \mathbf{Z} = \mathbf{z}) = P(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid \mathbf{Z} = \mathbf{z})$, или, другими словами, получение информации о значениях \mathbf{Y} не дает дополнительной информации о \mathbf{X} , если известно \mathbf{Z} .

Статистический G-тест. В биоинформатике для проверки гипотезы об условной независимости между случайными переменными на основе данных о геномах широкое распространение получил *G-тест (G-test)*, который рекомендуется авторами [149] для проведения анализа в рамках биостатистических исследований (biometrics).

Приведем основные формулы для расчета G-теста, пользуясь материалами [105]. Пусть $\mathbf{V} = \{V_i\}, i = \overline{1, n}$ — множество случайных переменных, пусть $\mathbf{D} = \{\mathbf{v}_j\}, j = \overline{1, N}$ — конечное множество из N конфигураций этих переменных (набор данных без пропусков, на основе которых проводится проверка гипотезы об условной независимости). Вначале рассмотрим случай безусловной независимости. Пусть нулевая гипотеза H_0 означает независимость переменных X и Y ($X, Y \in \mathbf{V}$), а альтернативная гипотеза H_1 — отсутствие независимости между X и Y , т.е.

$$\begin{aligned} H_0 &: X \perp\!\!\!\perp Y \\ H_1 &: X \not\perp\!\!\!\perp Y, \end{aligned}$$

где X, Y — случайные переменные.

Гипотеза H_0 принимается, если

$$P_{\chi^2(df)}(x \geq G^2) < \alpha, \quad (2.8)$$

где α — уровень значимости, обычно равный 0,001...0,05; $P_{\chi^2(df)}$ — правосторонняя критическая область хи-квадрат распределения с числом степеней свободы df . Если условие (2.8) не выполняется, то гипотеза H_0 отклоняется. Константа G^2 вычисляется по формуле

$$G^2 = 2 \sum_{x,y} N_{xy} \ln \left(\frac{N_{xy}N}{N_x N_y} \right), \quad (2.9)$$

где x, y — возможные значения переменных X, Y ; N — общее число конфигураций в массиве \mathbf{D} ; N_x — число конфигураций, для которых справедливо $\{X = x\}$; N_y — число конфигураций, для которых справедливо $\{Y = y\}$ и N_{xy} — число конфигураций, для которых справедливо взаимное наступление событий $\{X = x, Y = y\}$. Число степеней свободы df определяется по формуле

$$df = (\|X\| - 1)(\|Y\| - 1), \quad (2.10)$$

где $\|X\|$ — число значений, принимаемых переменной X ; $\|Y\|$ — число значений, принимаемых переменной Y .

Рассмотрим теперь случай проверки гипотезы на условную независимость при данном множестве переменных \mathbf{Z} . Пусть нулевая гипотеза H_0 означает условную независимость X и Y при данном \mathbf{Z} , а альтернативная гипотеза H_1 — отсутствие условной независимости между X и Y при данном \mathbf{Z} , т.е.

$$H_0 : (X \perp\!\!\!\perp Y / \mathbf{Z})$$

$$H_1 : (X \not\perp\!\!\!\perp Y / \mathbf{Z}),$$

где $\mathbf{Z} \subset \mathbf{V} \setminus \{X, Y\}$ — множество случайных переменных.

Гипотеза H_0 принимается в случае, когда

$$P_{\chi^2(df)}(x \geq G^2) < \alpha, \quad (2.11)$$

иначе гипотеза H_0 отклоняется. Константа G^2 вычисляется по формуле

$$G^2 = 2 \sum_{x,y,z} N_{xyz} \ln \left(\frac{N_{xyz}N}{N_{xz}N_{yz}} \right), \quad (2.12)$$

где \mathbf{z} — конфигурация \mathbf{Z} ; N_{xz} — число конфигураций в \mathbf{D} , для которых справедливо $\{X = x, \mathbf{Z} = \mathbf{z}\}$; N_{yz} — число конфигураций, для которых справедливо $\{Y = y, \mathbf{Z} = \mathbf{z}\}$; N_{xyz} — число конфигураций, для которых справедливо $\{X = x, Y = y, \mathbf{Z} = \mathbf{z}\}$.

Число степеней свободы df определяется по формуле

$$df = (\|X\| - 1)(\|Y\| - 1) \cdot \prod_{Z' \in \mathbf{Z}} \|Z'\|, \quad (2.13)$$

где $\|Z'\|$ — число значений, принимаемых переменной Z' , $Z' \in \mathbf{Z}$.

Элементы теории графов. *Графом* будем называть пару $G = \langle \mathbf{V}, \mathbf{E} \rangle$ [120, 124], где \mathbf{V} — множество вершин графа, $\mathbf{V} = \{V_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$; \mathbf{E} — множество связей, $\mathbf{E} = \{E_j\}$, $j = 1, 2, \dots, k$, причем каждая связь представляет собой пару вершин вида $E_j = \langle V_s, V_p \rangle$, где $V_s, V_p \in \mathbf{V}$, а для графа без петель $V_s \neq V_p$. Две вершины графа называют *соседними*, если между ними существует связь любого вида (ребро, дуга). *Ориентированным* называется граф, в котором каждая связь представляет собой дугу (направленное ребро, обозначаемое линией со стрелкой на конце, \rightarrow). Граф, построенный на основе исходного орграфа путем замены всех дуг на ребра, называется *скелетом* для данного орграфа. Последовательность связей (ребер или дуг), соединяющих вершины графа A и B , будем называть *путем* из вершины A в B (или из B в A). Две вершины в графе называются *связанными*, если между ними существует путь, — иначе они называются *несвязанными*. Если каждая связь в пути представляет собой дугу, соединяющую первую вершину со второй в этой связи, то такой путь называется *направленным (ориентированным) путем*. Орграф, не содержащий ориентированных циклов, будем называть *ациклическим*. В данной работе будем рассматривать только *ориентированные графы без направленных циклов (ациклические орграфы, directed acyclic graphs, DAGs)*. Вершина A называется родителем вершины B , если существует дуга из A в B (т.е. дуга вида $A \rightarrow B$); соответственно B называется *ребенком* A . Вершина A называется *потомком* вершины B , если существует направленный путь из B в A ; соответственно вершина B называется *предком* вершины A . Ребро между вершинами будем обозначать через $A-B$, а дугу из A в B — через $A \rightarrow B$. Запись $A \rightsquigarrow B$ означает, что существует ориентированный *путь* из A в B .

2.2. Вероятностный аппарат байесовых сетей

Байесова сеть представляет собой модель для проведения автоматизированных вероятностных рассуждений и состоит из двух объектов — полного совместного распределения $P(\mathbf{v})$ над множеством случайных переменных \mathbf{V} и ациклического орграфа G , компактно кодирующего отношения условной независимости, заложенные в $P(\mathbf{v})$.

Каждой вершине графа ставится в соответствие случайная переменная из \mathbf{V} , а дуги в графе проведены так, что все родительские вершины некоторой вершины V_i делают её условно-независимой от любых других переменных графа, не являющихся её потомками. В данном параграфе приведем формальное определение БС, пользуясь материалами [81, 106, 120, 124].

Определение 2.2. *Марковские родители (Markovian Parents)* [120]. Пусть $\mathbf{V} = \{X_1, \dots, X_n\}$ — упорядоченное множество случайных переменных, $P(\mathbf{v})$ — полное совместное вероятностное распределение над этими переменными. Множество переменных \mathbf{PA}_j называется *марковскими родителями* переменной X_j , если \mathbf{PA}_j является минимальным множеством предшественников переменной X_j , которое делает переменную X_j независимой от всех других предшественников, т.е. \mathbf{PA}_j — это любое подмножество множества $\{X_1, \dots, X_{j-1}\}$, удовлетворяющее равенству

$$P(x_j | \mathbf{pa}_j) = P(x_j | x_1, \dots, x_{j-1}), \quad (2.14)$$

где x_j , \mathbf{pa}_j — некоторые значения (реализации) X_j и \mathbf{PA}_j соответственно, при этом равенству (2.14) не удовлетворяет никакое подмножество множества \mathbf{PA}_j .

Теорема 2.1. *Цепное правило* [120]. Любое полное совместное распределение $P(\mathbf{v}) = P(x_1, \dots, x_n)$, определенное над множеством $\mathbf{V} = \{X_1, \dots, X_n\}$ произвольно упорядоченных дискретных случайных переменных, может быть представлено в виде произведения n условных распределений:

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_j P(x_j | x_1, \dots, x_{j-1}).$$

Теорема 2.2 (*факторизация распределения*) [120]. Любое полное совместное распределение $P(\mathbf{v}) = P(x_1, \dots, x_n)$, определенное над множеством $\mathbf{V} = \{X_1, \dots, X_n\}$ произвольно упорядоченных дискретных случайных переменных, удовлетворяющее равенству (2.14), на основе цепного правила может быть представлено в виде произведения

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_i P(x_i | \mathbf{pa}_i), \quad (2.15)$$

где \mathbf{PA}_i — марковские родители X_i ; \mathbf{pa}_i — конфигурация \mathbf{PA}_i ; x_i — значение X_i , а умножение проводится по всем переменным X_i , $i = 1, 2, \dots, n$.

Определение 2.3. *Байесова сеть, марковская совместимость*

[106, 120]. Пусть G – ориентированный граф без направленных циклов, множеству вершин которого однозначно соответствует множество случайных переменных $\mathbf{V} = \{X_1, \dots, X_n\}$, а $P(\mathbf{v})$ – полное совместное распределение над переменными \mathbf{V} . Граф G называется *байесовой сетью* (*марковской моделью*) для распределения $P(\mathbf{v})$ (иначе говорят, что граф G и распределение $P(\mathbf{v})$ *марковски-совместимы*, или $P(\mathbf{v})$ является *марковским распределением* по отношению к G), если $P(\mathbf{v})$ допускает факторизацию относительно G в виде

$$P(\mathbf{v}) = P(x_1, \dots, x_n) = \prod_i P(x_i | \mathbf{pa}_i^G),$$

где \mathbf{PA}_i^G — множество случайных переменных, соответствующее множеству вершин-родителей для вершины X_i в графе G ; \mathbf{pa}_i^G — частная конфигурация \mathbf{PA}_i^G .

Иными словами, G является байесовой сетью для $P(\mathbf{v})$, если для любой вершины X_i в графе G множество \mathbf{PA}_i^G является Марковскими родителями для случайной переменной X_i .

Иногда в качестве определения Байесовой сети используется *родительское марковское условие* (*Parental Markov Condition*) [120], согласно которому необходимым и достаточным условием для того, чтобы граф G был марковски совместимым с распределением $P(\mathbf{v})$, является следующее: любая переменная V_i из \mathbf{V} должна быть условно независима от всех вершин, не являющихся ее потомками, если заданы (получили означивание, обусловлены) все ее прямые родители \mathbf{PA}_i в графе G , т.е.

$$\forall V_i \in \mathbf{V} P(v_i | \mathbf{pa}_i, \mathbf{s}) = P(v_i | \mathbf{pa}_i), \quad (2.16)$$

где \mathbf{S} — множество всех вершин, не являющихся потомками V_i ; \mathbf{s} — конфигурация \mathbf{S} .

Если данный критерий позволяет выявить отношения условной независимости между родительскими переменными и переменной-ребёнком, то для определения отношения условной независимости между любыми переменными применяют более сложный графический критерий *d-разделения* (*d-separation criterion*)

Определение 2.4. *Критерий d-разделения* [120, 124]. Путь p называется *d-разделенным* (*d-separated*) (или *блокированным*) множеством вершин \mathbf{Z} в графе G тогда и только тогда, когда:

- 1) p содержит *цепь* (*chain*) вида $i \rightarrow t \rightarrow j$ или *разветвление* (*fork*) вида $i \leftarrow t \rightarrow j$, такое, что средняя вершина t принадлежит \mathbf{Z} , или

- 2) p содержит инвертированное разветвление (inverted fork) вида $i \rightarrow t \leftarrow j$, такое, что средняя вершина t не принадлежит Z , и у вершины t нет потомков, которые принадлежат Z .

При этом под путём понимается последовательность следующих друг за другом рёбер (любого направления) в графе. Пусть X, Y, Z — непересекающиеся подмножества вершин в ориентированном ациклическом графе G . Говорят, что множество вершин Z d -разделяет множество вершин X от множества вершин Y тогда и только тогда, когда Z блокирует (d -разделяет) каждый путь из вершин множества X в вершины множества Y , и обозначают такое свойство в виде $(X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z)_G$.

Связь между свойствами d -разделенности и условной независимости задается следующими теоремами.

Теорема 2.3. *Вероятностное следствие d -разделения [120].* Если $(X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z)_G$, то справедливо $X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z$ для любого распределения, марковски совместимого с G . Также если $(X \# Y \mid Z)_G$, то справедливо $X \# Y \mid Z$ хотя бы для одного распределения, марковски совместимого с G .

Теорема 2.4 [120]. Для любых трех непересекающихся подмножеств вершин X, Y, Z в ориентированном ациклическом графе G и для всех вероятностных распределений P справедливо:

- 1) если $(X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z)_G$, то $X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z$, при условии, что G и P марковски совместимы, и
- 2) если отношение условной независимости $X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z$ выполняется для всех вероятностных распределений, марковски совместимых с G , то из этого следует d -разделенность $(X \perp\!\!\!\perp Y \mid Z)_G$.

Другими словами, если вершины d -разделены, то они условно независимы; и если вершины условно-независимы во всех вероятностных распределениях, марковски совместимых с графом G , то они d -разделены. Таким образом, теоремы 2.3 и 2.4 устанавливают связь между графом БС и распределением $P(\mathbf{v})$, а отношения условной независимости можно идентифицировать как на основе $P(\mathbf{v})$, так и на основе графа БС.

2.3. Основные задачи, решаемые с помощью байесовых сетей

Изначально байесовы сети были разработаны для решения задач диагностики и прогнозирования в системах искусственного интел-

лекта [124]. В подобных задачах требовалось найти логически верное объяснение поступающих наблюдений, которое было бы согласовано как с наблюдениями, так и с имеющейся априорной информацией. Математически данная задача сводится к вычислению вероятности $P(\mathbf{y} | \mathbf{x})$, где \mathbf{X} – множество переменных-наблюдений; \mathbf{Y} – множество переменных, вероятностные распределения которых считаются важными при прогнозировании или диагностике; \mathbf{x} (свидетельство) и \mathbf{y} (гипотеза) – интересующие исследователя конфигурации множеств \mathbf{X} и \mathbf{Y} . Имея полное совместное распределение $P(\mathbf{v})$ над множеством случайных переменных \mathbf{V} вероятностной модели, $P(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ вычисляется путем маргинализации распределения $P(\mathbf{v})$ (суммирования вероятностей атомарных событий) с применением теоремы Байеса (2.5) [120]:

$$P(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \frac{\sum_{\mathbf{s}} P(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{s})}{\sum_{\mathbf{y}, \mathbf{s}} P(\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{s})}, \quad (2.17)$$

где $\mathbf{S} = \mathbf{V} \setminus (\mathbf{X} \cup \mathbf{Y})$ — множество переменных модели за исключением \mathbf{X} и \mathbf{Y} , а \mathbf{x} , \mathbf{y} , \mathbf{s} — частные конфигурации \mathbf{X} , \mathbf{Y} , \mathbf{S} .

Вероятностный вывод с помощью выражения (2.17) обычно называют *выводом на основе грубой силы*, поскольку маргинализация такого распределения, которое велико даже для множества переменных небольшого размера, крайне неэффективна с вычислительной точки зрения. Применение БС позволяет повысить эффективность вычисления выражения (2.17), так как любая байесова сеть определяет факторизованное полное совместное распределение $P(\mathbf{v})$, представляющее собой произведение локальных (условных) распределений (2.15), называемых также *таблицами условных вероятностей (ТУВ)*. Идея, связанная с тем, чтобы использовать для проведения вывода графическую структуру сети, была положена в основу множества алгоритмов точного вероятностного вывода, вычислительная эффективность которых намного выше по сравнению с маргинализацией как полного совместного распределения (2.15) так и факторизованного распределения (2.17). Примерами таких алгоритмов являются алгоритмы устранения переменных и символьные вычисления, кластеризация, передача сообщений (message passing) между узлами сети [51, 120, 124] и др. Тем не менее, в общем случае задача точного вероятностного вывода в БС является NP-сложной [79], поэтому получили распространение и алгоритмы приближенного вероятностного вывода, большинство из которых основаны на методах Монте-Карло

(алгоритмы формирования выборок с исключением, метод оценки выборок с учетом правдоподобия, алгоритм МСМС и другие) [51].

Байесовы сети обычно используются для получения ответов на следующие виды вероятностных запросов [81]: нахождение вероятности свидетельства, определение априорных и апостериорных маргинальных вероятностей, вычисление наиболее вероятного объяснения наблюдаемого события, вычисление апостериорного максимума, поиск причин наблюдаемых событий. Рассмотрим перечисленные запросы более подробно.

Под *свидетельством* в БС понимается множество наступивших событий. Фактически это некоторая наблюдаемая конфигурация \mathbf{e} множества переменных свидетельства \mathbf{E} . *Нахождение вероятности свидетельства* (probability of evidence) $P_{ev}(\mathbf{e})$ заключается в маргинализации полного совместного распределения и не требует применения правила Байеса. Формула имеет вид [81]

$$P_{ev}(\mathbf{e}) = \sum_{\mathbf{s}_1} P(\mathbf{e}, \mathbf{s}_1), \quad (2.18)$$

где $\mathbf{S}_1 = \mathbf{V} \setminus \mathbf{E}$ — множество переменных сети за исключением переменных свидетельства; \mathbf{V} — множество переменных сети; $\mathbf{E} \subset \mathbf{V}$ — множество переменных свидетельства; \mathbf{e}, \mathbf{s}_1 — конфигурации \mathbf{E} и \mathbf{S}_1 .

Определение априорных маргинальных вероятностей (prior-marginal query) заключается в нахождении вероятности наступления события $P(X_i = x_i) \equiv P(x_i)$, где X_i — одна из переменных сети; x_i — одно из значений этой переменной. Другое название этого процесса — *априорный вывод*, либо вывод без свидетельства. Вычисление априорной маргинальной вероятности заключается в маргинализации полного совместного распределения $P(\mathbf{v})$ и также не требует применения правила Байеса. Соответствующая формула имеет вид [81]

$$P(x_i) = \sum_{\mathbf{s}_2} P(x_i, \mathbf{s}_2), \quad (2.19)$$

где $\mathbf{S}_2 = \mathbf{V} \setminus \{X_i\}$.

Определение апостериорных маргинальных вероятностей (posterior-marginal query) заключается в нахождении вероятности наступления события $P(\mathbf{x} | \mathbf{e})$, где \mathbf{e} — наблюдаемое свидетельство. Этот процесс также называют *апостериорным выводом*, либо выводом со свидетельством. Вычисление апостериорной маргинальной вероятности заключается в маргинализации полного совместного распределения и требует применения правила Байеса [81]:

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{e}) = \frac{\sum_{s_3} P(\mathbf{x}, \mathbf{e}, s_3)}{\sum_{\mathbf{x}, s_3} P(\mathbf{x}, \mathbf{e}, s_3)}, \quad (2.20)$$

где $\mathbf{S}_3 = \mathbf{V} \setminus \{\mathbf{X} \cup \mathbf{E}\}$; \mathbf{E} – множество переменных свидетельства.

Частными случаями определения апостериорных маргинальных вероятностей являются следующие типы запросов [81]:

1. *Прогнозирование*, или *прямой вывод*, — определение вероятности события при наблюдаемых причинах. В этом случае множество переменных свидетельства \mathbf{E} является подмножеством вершин-предшественников \mathbf{X} .

2. *Диагностирование*, или *обратный вывод (абдукция)*, — определение вероятности причины при наблюдаемых следствиях. В этом случае множество переменных свидетельства \mathbf{E} является подмножеством вершин-последователей \mathbf{X} .

3. *Межпричинный (смешанный) вывод (intercausal inference)*, или *трансдукция*, — определение вероятности одной из причин наступившего события при условии наступления одной или нескольких других причин этого события. Для данного типа вывода характерен феномен, получивший в искусственном интеллекте название *попутного объяснения (explaining away)*, а в статистике — парадокса Берксона [120]. Попутное объяснение заключается в опровержении старой гипотезы под воздействием поступившей в сеть новой информации. Это еще одно преимущество БС, поскольку механизм попутного объяснения характерен для мышления человека и не может быть реализован в системах, основанных на продукционных правилах [120, 124].

Нахождение вероятности свидетельства и определение маргинальных вероятностей являются частными случаями вероятностного вывода в БС. Теперь рассмотрим более сложные классы запросов к БС, одним из которых является *вычисление наиболее вероятного объяснения (most probable explanation, MPE)* при заданном свидетельстве \mathbf{e} . Решение этой задачи заключается в нахождении наиболее вероятной конфигурации всех переменных в сети при условии наблюдения свидетельства. Формально расчет MPE заключается в максимизации вероятности [81]:

$$\mathbf{mpe} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmax}}(P(\mathbf{x}|\mathbf{e})), \quad (2.21)$$

где $\mathbf{X} = \mathbf{V} \setminus \mathbf{E}$, \mathbf{x} — возможная конфигурация \mathbf{X} .

Вычисление апостериорного максимума (maximum a-posteriori)

probability, MAP) при заданном свидетельстве \mathbf{e} заключается в нахождении наиболее вероятной конфигурации некоторого целевого подмножества переменных \mathbf{Z} в сети при условии наблюдения свидетельства \mathbf{e} . Расчет MAP является более общим случаем по сравнению с вычислением MPE и заключается в максимизации вероятности [81]:

$$\mathbf{map} = \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmax}}(P(\mathbf{z}|\mathbf{e})), \quad (2.22)$$

где $\mathbf{Z} \subset (\mathbf{V} \setminus \mathbf{E})$.

Максимум вероятности свидетельства заключается в нахождении такой конфигурации \mathbf{z}' заданного подмножества переменных \mathbf{Z} , которая максимизирует вероятность заданного свидетельства \mathbf{e} [50], т.е.

$$\mathbf{z}' = \underset{\mathbf{z}}{\operatorname{argmax}}(P(\mathbf{e}|\mathbf{z})), \quad (2.23)$$

где $\mathbf{Z} \subset (\mathbf{V} \setminus \mathbf{E})$.

2.4. Причинные байесовы сети

Интерпретация дуг в ориентированном графе без циклов как объектов для хранения отношений условной независимости не подразумевает их интерпретации как прямой причинно-следственной связи. На самом деле такой граф будет корректно отражать отношения условной независимости в полном совместном распределении, если он является марковски совместимым с ним, независимо от допущений о причинности или предшествовании во времени [120]. Тем не менее, в искусственном интеллекте и статистике байесовы сети применяются именно как способ представления причинно-следственных связей [51, 61, 81, 83, 120, 124]. Преимущество причинно-следственных байесовых сетей (причинных БС), т.е. тех, в которых дуга отражает прямую причинно-следственную связь, над традиционными байесовыми сетями, рассмотренными в предыдущем параграфе, по крайней мере, два.

Во-первых, человеку более удобно оперировать именно причинно-следственной интерпретацией дуг в графе, она более понятна, чем вероятностная интерпретация и более удобна при построении структуры сети экспертным путем [120]. Кроме того, очень часто человек игнорирует вероятностную информацию и большее внимание уделяет причинно-следственной информации, даже когда причинность противоречит вероятности (это утверждение иллюстрирует парадокс Симпсона [94] и эксперименты А. Тверски и Д. Канемана [141]).

Во-вторых, преимущество причинных байесовых сетей над традиционными вероятностными моделями в том, что причинные сети позволяют формально описать реакцию на внешние изменения (действия, вмешательства) [76, 120, 140]. Причем любая локальная реконфигурация причинно-следственных механизмов может быть отражена в причинной БС путем минимальной модификации — через удаление соответствующих дуг в графе и изменение условных вероятностей [76, 120, 135, 140]. Источник этой гибкости исходит из предположения о том, что каждая связь между родительской вершиной и вершиной-ребенком представляет собой *стабильный и автономный механизм*, или, другими словами, имеется возможность изменить одну такую связь без изменения остальных. Кроме того, причинно-следственные модели (если они верны и адекватны) намного более информативны, чем вероятностные. Если вероятностные модели позволяют, пользуясь полным совместным распределением, ответить на вопрос, насколько вероятны те или иные события и как они изменятся при появлении информации о наблюдениях-свидетельствах (формулы (2.17) – (2.51)), то причинно-следственные модели в дополнении к этому могут ответить на вопрос, как могут измениться вероятности событий под воздействием внешних вмешательств (интервенций, actions, interventions) [120]. Решение второй задачи требует введения нового исчисления — *do-исчисления (do-calculus)* [117] и новой для статистики нотации — *do-оператора и запроса-вмешательства* [120] (*action, intervention query*), обозначаемого в виде

$$P(Y = y \mid \text{do}(X = x)) \equiv P(y \mid \text{do}(x)) \equiv P_x(y),$$

где X, Y — случайные переменные; x, y — возможные значения X и Y ; $\text{do}(X = x) \equiv \text{do}(x)$ означает внешнее вмешательство ($\text{do}(\cdot)$ называется *do-оператором*), приводящее к установлению значения X в x ; $P(y \mid \text{do}(x)) \equiv P_x(y)$ означает вероятность события $\{Y = y\}$ при условии внешнего воздействия $\text{do}(x)$ (говорят также, что P_x — *интервенционное распределение (interventional distribution)* для вмешательства $\text{do}(x)$, а P — *преинтервенционное (исходное, pre-interventional)* распределение).

Следует отличать вероятности $P(y \mid x)$ и $P(y \mid \text{do}(x))$. Первая представляет собой апостериорную вероятность наступления события $Y = y$ при условии пассивного наблюдения события $X = x$, вторая — вероятность наступления события $Y = y$ при наличии внешнего (активного) вмешательства $\text{do}(x)$. $P(y \mid x)$ рассчитывается путем маргина-

лизации с применением теоремы Байеса по формуле (2.17) и представляет собой ординарный случай вероятностного вывода в байесовой сети. Расчет же $P(y | do(x))$ производится на основе интервенционного распределения, отражающего изменения в исходном распределении, которые были внесены внешним по отношению к модели вмешательством $do(x)$. Интервенционное распределение, согласно гипотезе об автономности причинно-следственных механизмов, представляет собой декомпозицию исходного распределения, в которой член разложения — условная вероятность $P(x | \mathbf{pa}_y)$ — «заменён» на вероятность $P(x)$, причем $P(x) = 1$, $P(\tilde{x}) = 0$, где \tilde{x} — любое значение переменной X за исключением x . Новый граф причинной байесовой сети для интервенционного распределения получается на основе исходного графа БС путем удаления из него всех дуг, входящих в вершину X . Рассмотрим байесову сеть, приведённую на рис.1.10. Вероятность того, что на улице лето при условии, что наблюдается работающий ороситель, представляет собой вероятность первого типа — $P(a_1 | b_1)$, которая может быть рассчитана путем применения (2.20) (действительно, ороситель включают в основном летом, когда требуется интенсивный полив). Пусть теперь некто вмешается в систему и включит ороситель. Вероятность $P(a_1 | do(b_1))$ отражает это вмешательство, причем данная вероятность, согласно здравому смыслу, не должна быть равна $P(a_1 | b_1)$, поскольку включение оросителя никак не может повлиять на время года — в данном случае вероятность того, что на дворе лето останется неизменной. Расчет подобных запросов-вмешательств не может быть осуществлен в рамках традиционной теории вероятностей, поскольку требует наличия дополнительной информации о причинности. В связи с этим и была введена новая нотация и $do(\cdot)$ -оператор для вычисления такого типа запросов. Преимущество причинных БС над традиционными как раз и заключается в возможности расчета подобных запросов, так как граф причинной БС служит объектом для хранения причинно-следственной информации. Дж. Перлом приводится и такое сравнение: запрос со свидетельством $P(y | x)$ отражает пассивное «видение» (seeng), а запрос с вмешательством $P(y | do(x))$ отражает активное «делание» (doing). Если на столе лежит бумажный куб, то $P(y | x)$ отвечает на вопрос, как выглядит куб, если на него посмотреть с другой стороны. $P(y | do(x))$ отвечает на вопрос, как будет выглядеть куб, если применить усилие (выполнить действие $do(x)$) и смять его [120, 121].

Неформально можно утверждать, что причинная байесова сеть

представляет собой традиционную байесову сеть (определение 2.3), в которой каждая дуга вида $A \rightarrow B$ означает, что A является прямой причиной B . Ниже приведено формальное определение причинной БС по материалам [120]. Следует отметить, что в работах [76, 140] приводятся альтернативные формализации этого термина.

Определение 2.5. *Причинная байесова сеть (Causal Bayesian Network, CBN)* [120, с. 23]. Пусть $P(\mathbf{v})$ — полное совместное распределение над множеством случайных переменных \mathbf{V} и пусть $P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v})$ — распределение, отражающее вмешательство $\text{do}(\mathbf{X} = \mathbf{x})$, которое устанавливает значения \mathbf{X} в \mathbf{x} (\mathbf{X} — множество случайных переменных, \mathbf{x} — установленная конфигурация \mathbf{X} , представляющая собой вектор присвоенных значений переменных из \mathbf{X}). Обозначим через \mathbf{P}^* множество всех интервенционных распределений $P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v})$, $\mathbf{X} \subseteq \mathbf{V}$, включая $P(\mathbf{v})$, отражающее отсутствие интервенций (т.е. когда $\mathbf{X} = \emptyset$). Ориентированный граф без циклов G называется *причинной байесовой сетью* (или причинной структурой, причинным графом), совместимой с \mathbf{P}^* , тогда и только тогда, когда для любого $P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v}) \in \mathbf{P}^*$ выполняются следующие три условия:

- 1) $P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v})$ и G марковски совместимы;
- 2) $P_{\mathbf{x}}(v_i) = 1$ для всех $V_i \in \mathbf{X}$, когда v_i согласуется с $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ (т.е. когда v_i является частью конфигурации \mathbf{x});
- 3) $P_{\mathbf{x}}(v_i | \mathbf{pa}_i) = P(v_i | \mathbf{pa}_i)$ для всех $V_i \notin \mathbf{X}$, когда \mathbf{pa}_i согласуется с $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ (т.е. когда конфигурация \mathbf{pa}_i не противоречит конфигурации \mathbf{x}), или, иными словами, любая условная вероятность $P(v_i | \mathbf{pa}_i)$ остается инвариантной к интервенциям, не затрагивающим V_i .

Интервенционное распределение $P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v})$ рассчитывается по следующей формуле усеченной декомпозиции исходного распределения (truncated factorization) [120]:

$$P_{\mathbf{x}}(\mathbf{v}) = \prod_{\{i: V_i \notin \mathbf{X}\}} P(v_i | \mathbf{pa}_i),$$

справедливой для всех v_i , *согласующихся* с \mathbf{x} . Считают при этом, что значение v_i переменной V_i *согласуется* с конфигурацией \mathbf{x} множества случайных переменных \mathbf{X} , если $v_i \in \mathbf{x}$ (например, $\mathbf{x} = \{a_1, b_0, c_0, d_3\}$, $v_i = a_1$, где A, B, C, D, V_i — случайные переменные, причем $V_i = A$; в данном случае v_i согласуется с \mathbf{x}). Иначе v_i *не согласуется* с конфигурацией \mathbf{x} .

Для любой причинной байесовой сети, совместимой с \mathbf{P}^* , справедливы следующие два свойства [120]:

1. Для любого i справедливо $P(v_i | \mathbf{pa}_i) = P(v_i | \text{do}(\mathbf{pa}_i))$.
2. Для любого i и для любого подмножества \mathbf{S} переменных, не пересекающегося с $\{V_i, \mathbf{PA}_i\}$, справедливо $P(v_i | \text{do}(\mathbf{pa}_i, \mathbf{s})) = P(v_i | \text{do}(\mathbf{pa}_i))$.

Следующая фундаментальная теорема о марковских моделях (причинное марковское условие) устанавливает связь между вероятностью и причинностью.

Теорема 2.5. *Причинное марковское условие (Causal Markov Condition).* Любая марковская причинная модель M индуцирует распределение $P(x_1, \dots, x_n)$ удовлетворяющее родительскому марковскому условию (2.16), т.е. индуцируемое распределение $P(x_1, \dots, x_n)$ является марковски совместимым с причинным графом G , соответствующим модели M .

Теперь приведем формулы для расчета запросов с вмешательством. Рассмотрим три типа вмешательств: атомарное, составное и вероятностное.

Лемма 2.1. *Расчет атомарного вмешательства (atomic intervention)* [120; 140]. Пусть граф G — причинная байесова сеть с множеством вершин \mathbf{V} , пусть $P(\mathbf{v})$ — полное совместное распределение, марковски совместимое с G . Пусть X, Y — случайные переменные из \mathbf{V} . Если $\text{do}(X = x)$ является атомарным вмешательством, т.е. представляет собой присваивание $X = x$, то влияние вмешательства $\text{do}(X = x)$ на другую случайную переменную Y рассчитывается по формуле

$$P(Y = y | \text{do}(X = x)) \equiv P(y | \text{do}(x)) = P_{G_{\bar{X}}}(y | x), \quad (2.24)$$

где $G_{\bar{X}}$ — граф, полученный на основе исходного графа G путем удаления всех дуг, входящих в вершину X ; $P_{G_{\bar{X}}}$ — полное совместное распределение для графа $G_{\bar{X}}$, полученное на основе исходного (преинтервенционного) распределения P следующим образом:

$$P_{G_{\bar{X}}}(v_1, \dots, v_n) = \begin{cases} \prod_i P(v_i | \mathbf{pa}_i), & \text{если } V_i \neq X, \\ 1, & \text{если } V_i = X \text{ и } v_i = x, \\ 0, & \text{если } V_i = X \text{ и } v_i \neq x. \end{cases} \quad (2.25)$$

Если случайная переменная X принимает только два значения x_1 и x_2 , то причинно-следственный эффект можно количественно оценить через разницу математических ожиданий.

Определение 2.6. *Причинно-следственный эффект (causal effect)* [120]. Пусть $\text{do}(X = x_1)$ — атомарное вмешательство, а переменная X принимает только два значения x_1 и x_2 . Тогда *причинно-следственным эффектом (силой) $SE(x_1, Y)$* вмешательства $\text{do}(X = x_1)$ на другую случайную переменную Y называется разность

$$CE(x_1, Y) = E(Y | do(x_1)) - E(Y | do(x_2)), \quad (2.26)$$

где $E(Y | do(x_1))$ — математическое ожидание случайной переменной Y относительно интервенционного распределения $P_{x_1}(\mathbf{v})$; $E(Y | do(x_2))$ — математическое ожидание случайной переменной Y относительно интервенционного распределения $P_{x_2}(\mathbf{v})$, при этом $E(Y | do(x_i)) = E_{P_{G_{\bar{X}}}}(Y|x_i)$, где $E_{P_{G_{\bar{X}}}}(Y|x_i)$ — условное математическое ожидание для распределения $P_{G_{\bar{X}}}$, $P_{G_{\bar{X}}}$ рассчитывается по формуле (2.25), а $E_{P_{G_{\bar{X}}}}(Y|x_i)$ рассчитывается по формуле условного математического ожидания (2.6)

$$E_{P_{G_{\bar{X}}}}(Y|x_i) = \sum_j y_j \cdot P_{G_{\bar{X}}}(y_j|x_i),$$

где y_j — значение переменной Y .

Лемма 2.2. *Расчет составного вмешательства (cotrround intervention)* [120; 140]. Пусть граф G — причинная байесова сеть с множеством вершин \mathbf{V} , пусть $P(\mathbf{v})$ — полное совместное распределение, марковски совместимое с G . Пусть \mathbf{X} , Y — случайные переменные из \mathbf{V} , причем $Y \notin \mathbf{X}$. Если $do(\mathbf{X} = \mathbf{x})$ является составным вмешательством, т.е. представляет собой присваивание конфигурации \mathbf{x} множеству \mathbf{X} , то влияние вмешательства $do(\mathbf{X} = \mathbf{x})$ на случайную переменную Y рассчитывается по формуле:

$$P(Y = y | do(\mathbf{X} = \mathbf{x})) \equiv P(y | do(\mathbf{x})) = P_{G_{\bar{X}}}(y|\mathbf{x}),$$

где $G_{\bar{X}}$ — граф, полученный на основе исходного графа G путем удаления всех дуг, входящих во все вершины множества \mathbf{X} ; $P_{G_{\bar{X}}}$ — полное совместное распределение для графа $G_{\bar{X}}$, полученное на основе исходного (преинтервенционного) распределения P следующим образом:

$$P_{G_{\bar{X}}}(v_1, \dots, v_n) = \begin{cases} \prod_i P(v_i | \mathbf{pa}_i), & \text{если } V_i \notin \mathbf{X}, \\ 1, & \text{если } V_i \in \mathbf{X} \text{ и } v_i \text{ согласуется с } \mathbf{x}, \\ 0, & \text{если } V_i \in \mathbf{X} \text{ и } v_i \text{ не согласуется с } \mathbf{x}. \end{cases}$$

Теперь рассмотрим более общий случай вмешательства, когда происходит замена одного причинно-следственного механизма на другой. В терминологии причинных байесовых сетей такое вмешательство выражается через замену исходных условных вероятностей $P(X_i | \mathbf{PA}_i)$ в факторизации (2.15) на новые интервенционные $P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*)$ [120], где X_i — случайная переменная; \mathbf{PA}_i — множество вершин-родителей X_i до вмешательства; $P(X_i | \mathbf{PA}_i)$ — преинтервенционное условное распределение над X_i ; \mathbf{PA}_i^* — множество вер-

шин-родителей X_i после вмешательства; $P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*)$ — интервенционное условное распределение над X_i . Такое вмешательство будем называть вероятностным и обозначать $do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*))$.

Лемма 2.3. *Расчет вероятностного вмешательства* [120]. Пусть граф G — причинная байесова сеть с множеством вершин \mathbf{V} , пусть $P(\mathbf{v})$ — полное совместное распределение, марковски совместимое с G . Пусть X_i — случайная переменная; \mathbf{PA}_i — множество вершин-родителей X_i ; $P(X_i | \mathbf{PA}_i)$ — условное распределение над X_i . Если $do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*))$ является вероятностным вмешательством, т.е. представляет собой замену условного распределения $P(X_i | \mathbf{PA}_i)$ на новое условное распределение $P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*)$ с другим множеством родительских вершин \mathbf{PA}_i^* (если не происходит изменение множества \mathbf{PA}_i , то такое вмешательство будем обозначать через $do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i))$), то влияние вмешательства $do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*))$ на случайную переменную Y рассчитывается по формулам:

$$P(Y = y | do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*))) \equiv P(y | do(P^*(X_i | \mathbf{PA}_i^*))) = P'(y);$$

$$P'(v_1, \dots, v_n) = \frac{P(v_1, \dots, v_n)}{P(x_i | \mathbf{pa}_i)} \cdot P^*(x_i | \mathbf{pa}_i^*),$$

где знак деления означает удаление члена (условных вероятностей) $P(x_i | \mathbf{pa}_i)$ из факторизации распределения $P(v_1, \dots, v_n)$, а знак умножения — добавление члена $P^*(x_i | \mathbf{pa}_i^*)$ в факторизацию $P(v_1, \dots, v_n)$; P' — интервенционное распределение.

Теорема 2.6 (*элементы do-исчисления*) [117, с. 6]. Пусть \mathbf{X} , \mathbf{Y} , \mathbf{Z} , \mathbf{W} — непересекающиеся множества вершин в ориентированном графе без циклов G . Будем обозначать через $(\mathbf{X} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Y} | \mathbf{Z})_G$ условную независимость \mathbf{X} и \mathbf{Y} при данном \mathbf{Z} , если \mathbf{Z} d -разделяет все пути из \mathbf{X} в \mathbf{Y} в графе G . Обозначим через $G_{\overline{\mathbf{X}}}$ граф, полученный на основе исходного графа G путем удаления всех дуг, входящих во все вершины множества \mathbf{X} , и обозначим через $G_{\underline{\mathbf{X}}}$ граф, полученный на основе исходного графа G путем удаления всех дуг, исходящих из всех вершин множества \mathbf{X} . Обозначим через $P(\mathbf{y} | do(\mathbf{x}), \mathbf{z})$ вероятность события $\{\mathbf{Y} = \mathbf{y}\}$ при условии вмешательства $do(\mathbf{x})$ и наблюдения $\{\mathbf{Z} = \mathbf{z}\}$ (запрос-вмешательство со свидетельством \mathbf{z}). Тогда для любых множеств переменных \mathbf{X} , \mathbf{Y} , \mathbf{Z} , \mathbf{W} , ориентированного графа без циклов G , представляющего собой причинную байесову сеть с полным совместным распределением P , справедливы три утверждения (правила вывода, inference rules):

$$1) P(\mathbf{y} | do(\mathbf{x}), \mathbf{z}, \mathbf{w}) = P(\mathbf{y} | do(\mathbf{x}), \mathbf{w}), \text{ если } (\mathbf{Y} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Z} | \mathbf{X}, \mathbf{W})_{G_{\overline{\mathbf{X}}}};$$

$$2) P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x}), \text{do}(\mathbf{z}), \mathbf{w}) = P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x}), \mathbf{z}, \mathbf{w}), \text{ если } (\mathbf{Y} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Z} \mid \mathbf{X}, \mathbf{W})_{G_{\overline{\mathbf{xz}}}};$$

$$3) P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x}), \text{do}(\mathbf{z}), \mathbf{w}) = P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x}), \mathbf{w}), \text{ если } (\mathbf{Y} \perp\!\!\!\perp \mathbf{Z} \mid \mathbf{X}, \mathbf{W})_{G_{\overline{\mathbf{xz}}}}.$$

Таким образом, причинные байесовы сети позволяют в дополнении к запросам (2.17) – (2.51) (обычно называемых *вероятностными запросами*, *observational queries*) отвечать на четыре новых типа *запросов-вмешательств* (*interventional queries*):

$$1) \text{ атомарное вмешательство } P(\mathbf{y} \mid \text{do}(x)) = P_{G_{\overline{x}}}(y \mid x);$$

$$2) \text{ составное вмешательство } P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x})) = P_{G_{\overline{\mathbf{x}}}}(y \mid \mathbf{x});$$

$$3) \text{ составное вмешательство со свидетельством } P(\mathbf{y} \mid \text{do}(\mathbf{x}), \mathbf{z}) = P_{G_{\overline{\mathbf{x}}}}(y \mid \mathbf{x}, \mathbf{z});$$

$$4) \text{ вероятностное вмешательство } P(\mathbf{y} \mid \text{do}(P^*(X_i \mid \mathbf{PA}_i^*))).$$

2.5. Структурное обучение причинных байесовых сетей

Причинно-следственные рассуждения являются одними из наиболее мощных средств, которыми пользуются люди в своих попытках понять и объяснить происходящие события и явления. Обычно люди выстраивают некоторые причинно-следственные теории относительно того, что происходит и как это происходит. Позже эти теории применяются для устранения нежелательных явлений путем устранения их причин. Выявление причинно-следственных связей на основе данных эксперимента занимает центральное место в эпидемиологии, социологии, статистике, психологии и в последнее время — в искусственном интеллекте (ИИ) [120]. Данную задачу можно сформулировать как поиск подходящего причинно-следственного объяснения имеющимся данным.

В контексте причинных байесовых сетей как инструмента для представления причинно-следственных связей задача выявления причинности на основе данных сводится к задаче обучения байесовой сети. Укрупненно, задача обучения байесовых сетей на основе совместного распределения $P(\mathbf{v})$ состоит из следующих трех этапов [73, 81, 106]:

1. Подготовка данных к машинной обработке. Как правило, на этом этапе устраняются аномалии в данных, заполняются пропуски, проводится дискретизация непрерывных значений и т.д.

2. Определение структуры (графа G) байесовой сети, или *структурное обучение* (structure learning) на основе распределения $P(\mathbf{v})$. Цель структурного обучения — дать в виде ориентированного

графа причинно-следственное объяснение данным.

3. Определение условных и безусловных вероятностей на основе $P(\mathbf{v})$ с учетом отношений условной независимости в графе G , или *обучение параметров* (parameter learning).

Наибольший интерес представляет структурное обучение байесовых сетей на основе данных. В данной работе будем придерживаться подхода к структурному обучению байесовых сетей, получившему название *обучения с учетом ограничений* (constraint-based approach) [106, 142]. Согласно этому подходу, граф G байесовой сети является математическим объектом для хранения отношений условной независимости M_I , которые могут быть получены на основе графа G с помощью критерия d -разделенности. [120, 124]. Структурное обучение в этом случае сводится к идентификации графа G , который наилучшим образом кодирует множество отношений условной независимости M_I . Эти отношения извлекаются из статистических данных, при этом на этапе выявления причинно-следственных связей возникают две проблемы: *проблема ложной корреляции* и *проблема эквивалентности*.

Проблема ложной корреляции. Проблема ложной корреляции заключается в том, что традиционные методы корреляционного анализа не позволяют выявить причинность, поскольку причинность не является частью статистики и не существует математико-статистического аппарата для её описания [118–120, 125, 142], поэтому в рамках корреляционного анализа нельзя отличить *истинную причину* от *ложной корреляции*. Эта проблема решается с введением критериев причинности, основанных на понятии условной независимости между случайными переменными. Ниже приведены локальные критерии причинности, предложенные Дж. Перлом в [120].

Определение 2.7. *Потенциальная причина (potential cause)* [120]. Случайная переменная X называется потенциальной причиной другой случайной переменной Y , если выполняются оба критерия:

- 1) для любого контекста (множества случайных переменных) S_0 справедливо: $X \not\perp Y \mid S_0$ (X и Y зависимы в любом контексте);
- 2) существует переменная Z и контекст S_1 , такие, что: $X \perp Z \mid S_1$ и $Z \not\perp Y \mid S_1$.

Определение 2.8. *Истинная причина (genuine cause)* [120]. Случайная переменная X называется истинной причиной другой случайной переменной Y , если существует переменная Z , такая, что выполняется любой из двух критериев:

- 1) для любого контекста \mathbf{S}_0 справедливо: $X \# Y \mid \mathbf{S}_0$ и существует контекст \mathbf{S}_1 , такой, что: Z является потенциальной причиной X , и $Z \perp\!\!\!\perp Y \mid \mathbf{S}_1$, и $Z \# Y \mid (\mathbf{S}_1 \cup \{X\})$;
- 2) X и Y транзитивно замкнуты относительно критерия 1).

Определение 2.9. *Ложная корреляция (spurious association)* [120]. Две переменные X и Y находятся в состоянии *ложной корреляции/ассоциации*, если для некоторого контекста \mathbf{S}_0 справедливо $X \# Y \mid \mathbf{S}_0$, и существуют две другие переменные Z_1 и Z_2 , и два контекста \mathbf{S}_1 и \mathbf{S}_2 , такие, что выполняются все четыре критерия:

- 1) $Z_1 \# X \mid \mathbf{S}_1$;
- 2) $Z_1 \perp\!\!\!\perp Y \mid \mathbf{S}_1$;
- 3) $Z_2 \# Y \mid \mathbf{S}_2$;
- 4) $Z_2 \perp\!\!\!\perp X \mid \mathbf{S}_2$.

Приведенные критерии позволяют, пользуясь статистической информацией, определять причинно-следственные связи между переменными. Установив, являются ли переменные условно независимыми в статистическом понимании, на основе вероятностного распределения или воспользовавшись статистическими тестами, можно сделать вывод о наличии или отсутствии между этими переменными отношения причинности. При этом математически строго могут быть различены истинные причины и ложные корреляции. Также из определений 2.7–2.9 следует, что истинную причину не отличить от ложной корреляции без *информации о контексте* (других переменных).

Проблема эквивалентности. Проблема эквивалентности заключается в том, что, имея только данные \mathbf{D} , в самом худшем случае может быть извлечен класс эквивалентности графов, кодирующих отношения условной независимости \mathbf{M}_I в генерируемом вероятностном распределении P . Графическая интерпретация этого класса эквивалентности представляет собой частично ориентированный граф, или *паттерн* байесовой сети.

Как показано в [118, 142], для одного распределения могут быть найдены несколько графов, каждый из которых будет являться байесовой сетью для рассматриваемого распределения $P(\mathbf{v})$. Другими словами, эти графы кодируют одинаковые отношения условной независимости, заложенные в $P(\mathbf{v})$, но в то же время отражают различные причинно-следственные зависимости. Рассматриваемые графы также называют *эквивалентными с точки зрения наблюдения*.

Определение 2.10. *Эквивалентность с точки зрения наблюдения (Observational Equivalence)* [118, 120, 142]. Два орграфа без ори-

ентированных циклов являются эквивалентными с точки зрения наблюдения (т.е. кодируют одни и те же отношения условной независимости или являются эквивалентными байесовыми сетями для некоторого вероятностного распределения $P(\mathbf{v})$), если они имеют идентичные скелетоны и одинаковые множества v -структур (коллайдеров). *Скелетон* — это неориентированный граф, полученный из исходного орграфа путем замены всех ориентированных дуг на неориентированные ребра. Под v -структурой понимается связь между вершинами графа вида $A \rightarrow B \leftarrow C$, в которой A и C являются общими родителями B , причем A и C не являются соседними вершинами.

Определение 2.11. *Паттерн байесовой сети (pattern, core)* [118, 120, 142]. Пусть ориентированный граф без циклов G является байесовой сетью для некоторого распределения $P(\mathbf{v})$. Частично ориентированный граф $\text{Core}(G)$, полученный на основе исходного графа G путем замены всех ориентированных ребер, не образующих v -структуры, на неориентированные, называется *паттерном* для байесовой сети G .

Существование такой эквивалентности накладывает ограничения на возможность поиска всех дуг в G на основе одних только вероятностей, так как два эквивалентных графа не могут быть различены с помощью $P(\mathbf{v})$. Поэтому решают более простую задачу: найти скелетон и множество v -структур (паттерн) причинной байесовой сети.

Алгоритм ИС. Найти паттерн БС позволяет *алгоритм ИС (Inductive Causation)*, предложенный Т. Верма и Дж. Пиэрлом. Ниже приведем текст алгоритма ИС, не разъясняя подробно теоретические положения, заложенные в этом алгоритме (разъяснения даны в [118; 120, 127, 143]). Скажем лишь, что в предположении о *минимальности* и *стабильности* алгоритм ИС позволяет для любого стабильного вероятностного распределения $P(\mathbf{v})$ найти максимально ориентированный паттерн байесовой сети [142]. А используемых правил ориентирования ребер, указанных в шаге 3 этого алгоритма, достаточно для ориентирования *всех* дуг, которые являются общими для некоторого класса эквивалентности D_0 с точки зрения наблюдения при любом входном распределении $P(\mathbf{v})$ и любом исходном паттерне сети [111].

Алгоритм 2.1. *ИС (Inductive Causation)* [120, 142].

Вход: $P(\mathbf{v})$ — стабильное распределение над множеством случайных переменных \mathbf{V}

Выход: паттерн $H(P)$, марковски совместимый с $P(\mathbf{v})$.

Шаг 1. Нахождение скелетона. Для каждой пары переменных A и B из \mathbf{V} найти множество переменных \mathbf{S}_{AB} , такое, что справедливо $A \perp B \mid \mathbf{S}_{AB}$ для распределения P , или, другими словами, A и B условно независимы при заданном \mathbf{S}_{AB} в распределении P . Построить неориентированный граф G , в котором вершины A и B соединены ребром тогда и только тогда, когда множество \mathbf{S}_{AB} не может быть найдено. В итоге получим скелетон G .

Шаг 2. Выявление v -структур. Для каждой пары несоседних переменных A и B с общей соседней вершиной C в графе G проверить, принадлежит ли C множеству \mathbf{S}_{AB} .

- Если $C \in \mathbf{S}_{AB}$, то перейти к следующей тройке вершин.
- Иначе, если $C \notin \mathbf{S}_{AB}$, то ориентировать ребра $A - C - B$ в виде $A \rightarrow C \leftarrow B$ и перейти к следующей тройке вершин.

В итоге получим частично ориентированный граф G .

Шаг 3. Ориентирование ребер. Выполнять следующие четыре правила ориентирования ребер ($R_1 - R_4$) до тех пор, пока в графе G имеется возможность ориентирования:

- R_1 : ориентировать $B - C$ в $B \rightarrow C$, если имеется дуга $A \rightarrow B$, причем A и C являются несоседними вершинами;
- R_2 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеется цепочка вида $A \rightarrow C \rightarrow B$;
- R_3 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеются две цепочки вида $A - C \rightarrow B$ и $A - D \rightarrow B$, такие, что вершины C и D несоседние;
- R_4 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеются две цепочки вида $A - C \rightarrow D$ и $C \rightarrow D \rightarrow B$, такие, что вершины C и B несоседние, а вершины A и D являются соседними.

В итоге получим $H(P) = G$ — максимально ориентированный паттерн байесовой сети, марковски совместимый с P .

Ориентирование всех ребер в паттерне $H(P)$, полученном на выходе алгоритма 2.1, требует дополнительной причинной информации, такой, как информация о предшествовании во времени [52, 120, 130, 136], результаты манипулирования некоторыми переменными [78, 87, 99, 120, 131] или знания обо всех значимых причинных факторах [120], и эта информация не может быть получена на основе вероятностей $P(\mathbf{v})$. В п.2.1.2.2 предложен улучшенный вариант алгоритма 2.1, позволяющий формально учитывать дополнительную информацию о причинности, заданную в виде причинных иерархий и, следовательно-

но, получить граф байесовой сети с большим числом ориентированных ребер.

2.6. Элементы теории и критерии принятия решений в условиях вероятностной неопределенности

Как указано в [97], мышление человека осуществляется в море из неопределенности; теория вероятностей и теория полезности, правильно примененные, являются инструментом для понимания того, как оно работает. В данном параграфе по материалам [36, 37, 46, 53] приводятся элементы теории принятия решений в условиях вероятностной неопределенности, включая понятие отношения предпочтения и неразличимости, элементы математической теории полезности и критерий ожидаемой полезности.

Отношения предпочтения. В основе теории принятия решений лежит предположение о том, что человек, поставленный перед проблемой выбора, в процессе выработки решения (*альтернативы*) руководствуется своими *предпочтениями*, то есть выбирает действие, которое, по его мнению, приведет к наиболее предпочтительному для него результату деятельности — *исходу*. Формальное описание процесса сравнения альтернатив традиционно дается через отношения предпочтения и неразличимости [37].

Определение 2.12. *Бинарное отношение* [37]. Бинарное отношение φ на множестве \mathbf{A} — это подмножество пар $\varphi \subseteq \mathbf{A} \times \mathbf{A}$, где $\mathbf{A} \times \mathbf{A}$ — множество всех упорядоченных пар (a, b) , $a, b \in \mathbf{A}$.

Говорят, что бинарное отношение φ *выполнено (имеет место)*, если $(a, b) \in \varphi$, и этот факт обозначают в виде $a\varphi b$. Если бинарное отношение φ не имеет места для (a, b) , то этот факт обозначают в виде $a\varphi^c b$.

Отношение φ называется *рефлексивным*, если для всех $a \in \mathbf{A}$ выполнено $a\varphi a$, и *антирефлексивным*, если для всех $a \in \mathbf{A}$ выполнено $a\varphi^c a$. Отношение φ называется *антисимметричным*, если из $a\varphi b$ и $b\varphi a$ следует $a = b$, и *асимметричным*, если из $a\varphi b$ следует $b\varphi^c a$. Отношение φ называется *транзитивным*, если для всех $a, b, c \in \mathbf{A}$ из $a\varphi b$ и $b\varphi c$ следует $a\varphi c$. Отношение φ называется *полным*, если для всех $a, b \in \mathbf{A}$ выполнено $a\varphi b$ или $b\varphi a$.

Определение 2.13. *Отношение предпочтения* [37]. *Отношение предпочтения* \succ — это бинарное отношение, определяемое следующим свойством: $a \succ b$ имеет место для пары (a, b) тогда и только то-

гда, когда a предпочтительнее (лучше) для лица, принимающего решение (ЛПР), чем b .

Определение 2.14. *Отношение неразличимости* [37]. *Отношение неразличимости* \approx имеет место для пары (a, b) тогда и только тогда, когда $a \succ^c b$ и $b \succ^c a$.

Детерминированная задача принятия решения. Далее будем рассматривать только отношение *строго предпочтения* \succ , для которого выполнено условие асимметричности. Пусть на *множестве исходов* \mathbf{A}_0 задано предпочтение ЛПР, то есть отношение типа \succ , которое для каждой пары (a, b) исходов из \mathbf{A}_0 выполняется, если a лучше b с точки зрения ЛПР. Пусть \mathbf{A} — *множество альтернатив* (действий).

Определение 2.15. *Задача принятия решения (ЗПР)* [46]. *Задача принятия решения* — это задача выбора ЛПР действия из множества \mathbf{A} , которое приводит к наилучшему с точки зрения предпочтения ЛПР результату из \mathbf{A}_0 .

Рассмотрим *детерминированную ЗПР*, когда каждой альтернативе ставится в соответствие исход. Пусть имеется некоторая функция $w: \mathbf{A} \rightarrow \mathbf{A}_0$ — детерминированное (однозначное) соответствие между выбранным действием (альтернативой) и его результатом (исходом). Обозначим через a — альтернативу из \mathbf{A} , а через a_0 — исход из \mathbf{A}_0 , реализуемый этой альтернативой, то есть $w(a) = a_0$. В этом случае задача состоит в *нахождении реализуемого исхода* a^* из \mathbf{A}_0 (то есть исхода, для которого есть действие из \mathbf{A} , его реализующее), предпочтительного по отношению ко всем остальным реализуемым исходам. Выбранное действие будет принадлежать множеству

$$P(\succ, \mathbf{A}) = \{a \in \mathbf{A} \mid \nexists b \in \mathbf{A}: w(b) \succ w(a)\}.$$

Все действия, принадлежащие решению, приводят к исходам, равнозначным с точки зрения отношения \approx .

Принятие решений в условиях вероятностной неопределенности. Если результат (исход) a_0 действия (альтернативы) a зависит не только от самого действия ЛПР a , но и от внешних по отношению к ЛПР факторов, то есть зависимость исхода от альтернативы имеет вид $a_0 = w(a, h)$, где $h \in \mathbf{H}$ — состояние природы; \mathbf{H} — множество этих состояний, причем известно распределение вероятностей значений состояния природы на множестве \mathbf{H} , то такая ЗПР называется *ЗПР в условиях вероятностной неопределенности* [37, с.77]. Решение ЗПР в условиях вероятностной неопределенности возможно при принятии *гипотезы детерминизма*, согласно которой ЛПР стремится

устранить неопределённость и принимать решения в условиях полной информированности. Для ЛПР необходимо перейти к целевой функции, зависящей только от того, что он может предпринять, и не зависящей от неопределённых факторов. Данная ситуация оперирует термином «лотерея» — случайным процессом, в котором исходы могут реализовываться с некоторыми вероятностями. Или, другими словами, в условиях вероятностной неопределённости исходом каждой альтернативы является случайная переменная (лотерея), и сравнение альтернатив сводится к сравнению этих случайных переменных [53]. Для того, чтобы от предпочтений на множестве исходов перейти к предпочтениям на множестве действий, ЛПР должен уметь сравнивать предпочтения на множестве лотерей. Тогда оптимальным решением будет действие, приводящее к наилучшей лотерее.

Определение 2.16. *Лотерея* [53]. Пусть $w: \mathbf{A} \rightarrow \mathbf{A}_0$ — детерминированное (однозначное) соответствие между выбранным действием (альтернативой) и его результатом (исходом). Случайная величина

$$l_{a_0} = \left\{ \begin{array}{ccc} x_1 & \dots & x_i & \dots & x_k \\ p_1 & \dots & p_i & \dots & p_k \end{array} \right\},$$

где $p_i \geq 0$, $\sum_i p_i = 1$ называется *лотереей*, представляющей собой исход a_0 для альтернативы a ($w(a) = a_0 = l_{a_0}$) с выигрышами x_i , и вероятностями выигрышей p_i , $i = \overline{1, k}$.

Критерий ожидаемой полезности. Одним из наиболее удобных способов сравнения лотерей по предпочтению является использование критерия ожидаемой полезности и задания функции полезности над выигрышами лотереи [37, 46, 53].

Определение 2.17. *Функция полезности* [37]. *Функцией полезности* называется такая функция $u(a): \mathbf{A} \rightarrow \mathbb{R}$, которая отображает множество допустимых альтернатив на числовую ось \mathbb{R} действительных чисел, при этом f удовлетворяет условию

$$\forall a, b \in \mathbf{A} \quad u(a) > u(b) \Leftrightarrow a \succ b \quad (2.27)$$

и, как следствие, порождает полное транзитивное бинарное отношение предпочтения. Применение функции полезности для задания отношения предпочтения на множестве альтернатив обосновано теоремой фон Неймана-Моргенштерна [45], согласно которой, если ЛПР при принятии решений руководствуется аксиомами рационального поведения, то существует функция полезности u , удовлетворяющая условию (2.27).

В случае задания функции полезности над множеством альтернатив (исходов), множество оптимальных решений находится с по-

мощью процедуры максимизации [37, 46]

$$a^* \in \mathbf{A}^* = \underset{a \in \mathbf{A}}{\operatorname{Argmax}} f(a),$$

где $\operatorname{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции f по аргументу, а a^* принадлежит множеству альтернатив, равнозначных с точки зрения отношения \approx .

Определение 2.18. *Лотерея в полезностях* [53]. Пусть для каждого выигрыша x_i лотереи l_{a_0} определена его полезность $u(x_i)$. Лотерея

$$u(l_{a_0}) = \left\{ \begin{array}{ccc} u(x_1) & \dots & u(x_i) & \dots & u(x_k) \\ p_1 & \dots & p_i & \dots & p_k \end{array} \right\}$$

называется *лотереей в полезностях*.

Определение 2.19. *Ожидаемая полезность* [53]. *Ожидаемой полезностью* лотереи l_{a_0} называется математическое ожидание соответствующей ей лотереи в полезностях $u(l_{a_0})$, то есть

$$\operatorname{EU}(l_{a_0}) = \operatorname{E}[u(l_{a_0})] = \sum_i p_i u(x_i), \quad (2.28)$$

где $\operatorname{E}[\cdot]$ — оператор математического ожидания.

Лемма 2.4. *Критерий ожидаемой полезности* [53]. Для любых двух лотерей l_{a_0} и \tilde{l}_{a_0} , лотерея l_{a_0} считается предпочтительнее лотереи \tilde{l}_{a_0} , то есть $l_{a_0} \succ \tilde{l}_{a_0}$, тогда и только тогда, когда $\operatorname{EU}(l_{a_0}) > \operatorname{EU}(\tilde{l}_{a_0})$.

Поскольку каждой альтернативе a соответствует лотерея l_{a_0} , множество оптимальных решений находится с помощью процедуры максимизации [37, 46]

$$a^* \in \mathbf{A}^* = \underset{a \in \mathbf{A}}{\operatorname{Argmax}} \left(\operatorname{EU}(l_{a_0}) \right),$$

где l_{a_0} — лотерея, являющаяся исходом альтернативы a ; $\operatorname{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а a^* принадлежит множеству альтернатив, равнозначных с точки зрения отношения \approx .

На основе материала, изложенного в данной главе, возможна, в частности, разработка процесса создания моделей СМК, в наибольшей мере приближенных к реальным системам.

ГЛАВА 3. СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА СОЗДАНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ СМК НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЕКТАМИ

Управление проектами быстро превращается в метод управления, применимый во многих областях практики: от строительства, разработки программного обеспечения, автоматизации предприятий, реструктуризации до расширения бизнеса, изменения организационной культуры и внедрения систем качества [47, 65]. *Проект* (по ГОСТ Р ИСО 9000-2008) — это уникальный процесс, состоящий из совокупности скоординированных и управляемых видов деятельности с начальной и конечной датами, предпринятый для достижения цели, соответствующей конкретным требованиям, включающий ограничения по срокам, стоимости и ресурсам. Широкое признание как в России, так и в мире получили следующие методологии управления проектами:

- Свод знаний по управлению проектами (*PMBOK Guide*) Американского института управления проектами PMI.
- Методология *PRINCE2* (Великобритания).
- Международные требования к компетенции специалистов по управлению проектами (*ICB*), разрабатываемые Международной ассоциацией управления проектами IPMA и национальные требования к компетенции специалистов по управлению проектами (*HTK*), разработанные Российской ассоциацией управления проектами «СОВНЕТ».
- Международный стандарт *ГОСТ Р ИСО 10006-2005*. «Требования к качеству при проектировании».
- *P2P* — японская методология управления проектами и др.

В данной главе рассматривается подход к управлению проектом создания СМК, предложенный в американском стандарте по управлению проектами *PMBOK4* (англ. Project Management Body of Knowledge, свод знаний по управлению проектами) версии 2008 года [44, 54]. Выбор этой методологии управления проектами обусловлен следующими соображениями:

- *PMBOK4* предлагает использовать один из наиболее эффективных способов управления — процессный подход и рассматривает управление проектом как управление взаимосвязанными процессами. Такой подход понятен разработчикам СМК.
- Концепция *PMBOK* ориентирована на процесс, определяет для

каждого процесса необходимые входы, выходы и инструменты и методы, которые позволяют успешно преобразовать входы в выходы.

– РМВОК является универсальной методологией и определяет совокупность знаний, необходимых для управления жизненным циклом любого проекта.

– Знания, на основе которых базируется РМВОК, относятся к категории «хороших практик» (*best practices*). «Хорошая практика» означает, что в целом существует согласие относительно того, что правильное применение этих навыков, инструментов и методов способно повысить вероятность успеха для широкого диапазона различных проектов.

Процессный подход является на сегодняшний день одним из наиболее эффективных способов управления. В частности, процессный и системный подход к менеджменту качества гласит: желаемый результат достигается эффективнее, когда деятельностью и соответствующими ресурсами управляют как процессом, а выявление, понимание и менеджмент взаимосвязанных процессов как системы содействуют повышению результативности и эффективности организации при достижении ее целей [13]. В методологии РМВОК4 выделено две группы процессов. *Процессы управления проектом* обеспечивают результативное выполнение проекта в течение всего времени его существования. *Процессы, ориентированные на продукт*, определяют и создают продукт проекта.

Предлагаемая в данной главе **процессная модель** проекта создания СМК состоит из следующих групп процессов и подпроцессов (табл.3.1):

- процессы управления проектом;
- основные процессы (процессы, относящиеся к продукту проекта — созданию СМК);
- вспомогательные процессы (обеспечивают проект ресурсами, осуществляют обмен информацией о проекте).

Разработанная **структурная модель** проекта создания СМК включает следующие элементы:

- модель жизненного цикла проекта (ЖЦП) создания СМК (рис.3.1);
- процессная модель проекта создания СМК (рис.3.2) и модели подпроцессов проекта (рис.3.3–3.19);
- структурная декомпозиция работ проекта создания СМК (рис.3.20–3.22).

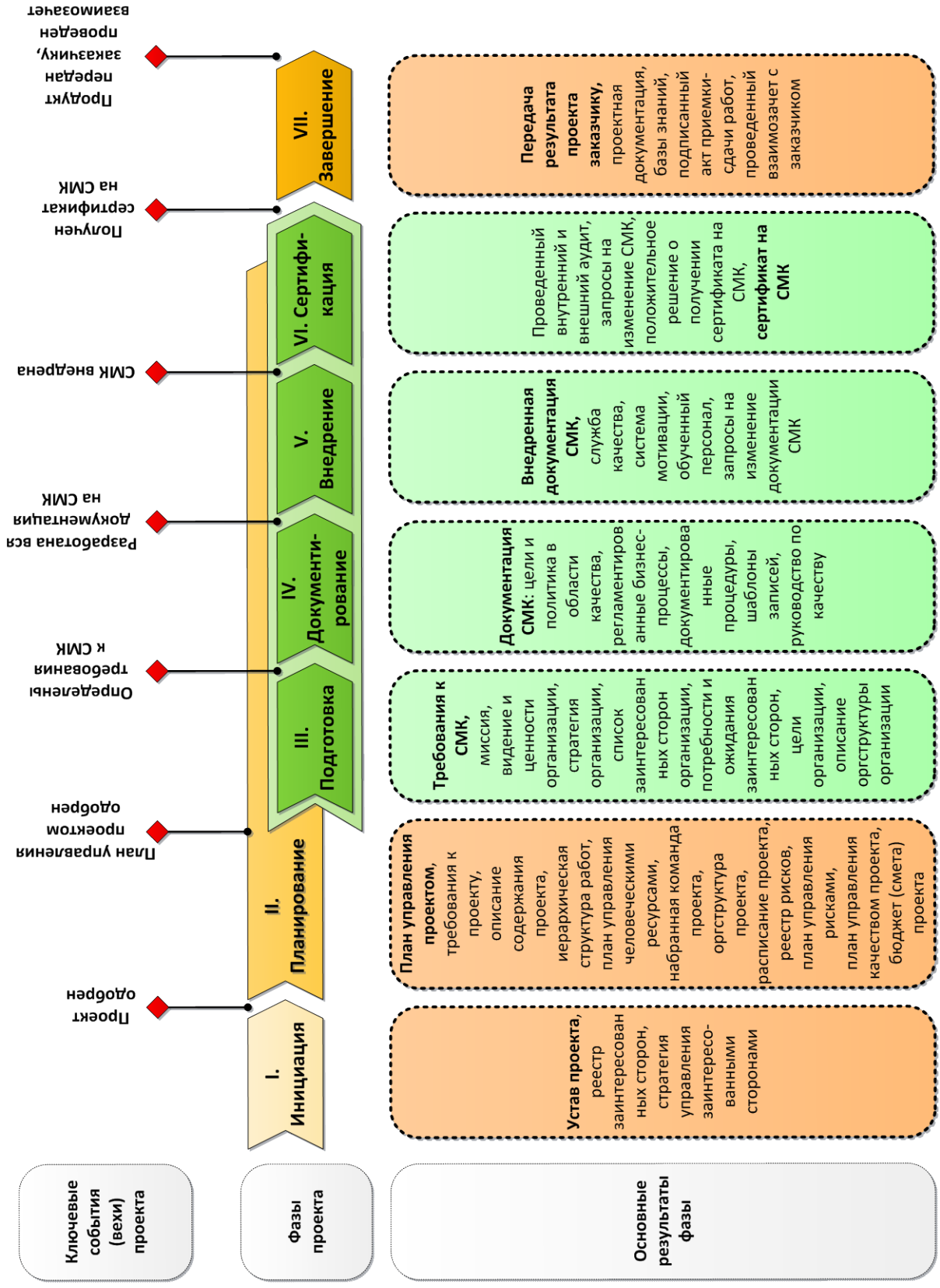


Рис.3.1. Модель жизненного цикла проекта разработки, внедрения и подготовки к сертификации СМК

Реестр процессов проекта создания системы менеджмента качества

Код процесса	Название процесса	Ссылка на № процесса управления проектом в РМВОК4
Процессы управления проектом (1–5)		
1	Инициация проекта	
1.1	Разработка устава проекта	[4.1]
1.2	Определение заинтересованных сторон проекта	[10.1]
1.3	Планирование коммуникаций проекта	[10.2]
2	Планирование проекта	
2.1	Планирование содержания проекта	
2.1.1	Сбор требований	[5.1]
2.1.2	Определение целей и содержания проекта	[5.2]
2.1.3	Создание иерархической структуры работ	[5.3]
2.2	Планирование сроков проекта	
2.2.1	Определение операций	[6.1]
2.2.2	Определение последовательности операций	[6.2]
2.2.3	Оценка ресурсов операций	[6.3]
2.2.4	Оценка длительности операций	[6.4]
2.2.5	Разработка расписания	[6.5]
2.3	Планирование человеческих ресурсов проекта	[9.1]
2.4	Планирование управления рисками проекта	
2.4.1	Планирование управления рисками	[11.1]
2.4.2	Идентификация рисков	[11.2]
2.4.3	Выполнение качественного анализа рисков	[11.3]
2.4.4	Выполнение количественного анализа рисков	[11.4]
2.4.5	Планирование реагирования на риски	[11.5]
2.5	Планирование качества проекта	[8.1]
2.6	Планирование стоимости проекта	
2.6.1	Оценка стоимости проекта	[7.1]
2.6.2	Определение бюджета	[7.2]
2.7	Планирование закупок проекта	[12.1]

2.8	Разработка плана управления проектом	[4.2]
3	Управление исполнением проекта	
3.1	Обеспечение качества проекта	[8.2]
3.2	Управление командой проекта	[9.4]
3.3	Управление ожиданиями заинтересованных сторон проекта	[10.4]
4	Мониторинг и контроль	
4.1	Мониторинг и управление работами проекта	[4.4]
4.2	Управление содержанием	[5.5]
4.3	Управление расписанием	[6.6]
4.4	Управление стоимостью	[7.3]
4.5	Мониторинг и управление рисками	[11.6]
4.6	Управление закупочной деятельностью	[12.3]
4.7	Осуществление общего управления изменениями	[4.5]
4.8	Осуществление контроля качества	[8.3]
4.9	Подтверждение содержания	[5.4]
5	Завершение проекта	
5.1	Закрытие закупок	[12.4]
5.2	Завершение проекта или фазы	[4.6]
Процессы создания СМК (6–11)		
6	Подготовка к созданию СМК	
6.1	Анализ и самооценка СМК, действующей в организации	
6.2	Формирование требований к СМК	
7	Определение миссии и целей организации	
7.1	Определение миссии, видения, ценностей организации	
7.2	Определение вариантов стратегии развития организации	
7.3	Выбор оптимальной стратегии организации	
7.4	Определение заинтересованных сторон организации	
7.5	Определение потребностей и ожиданий заинтересованных сторон	
7.6	Определение целей организаций	

7.7	Описание организационной структуры	
8	Определение политики и целей в области качества	
8.1	Определение и согласование целей в области качества	
8.2	Определение политики в области качества	
9	Документирование СМК	
9.1	Реализация процессного подхода	
9.1.1	Идентификация бизнес-процессов организации	
9.1.2	Регламентация бизнес-процессов	
9.2	Разработка документации на СМК	
9.2.1	Разработка информационных карт процессов	
9.2.2	Разработка документированных процедур	
9.2.3	Разработка шаблонов записей	
9.2.4	Разработка руководства по качеству	
10	Внедрение СМК	
10.1	Организация службы качества	
10.2	Внедрение системы мотивации	
10.3	Внедрение документации на СМК	
Вспомогательные процессы (11–14)		
11	Подготовка и обеспечение проведения сертификации	
11.1	Проведение внутреннего аудита	
11.2	Обеспечение проведения внешнего аудита	
12	Обеспечение проекта ресурсами	
12.1	Набор и развитие команды проекта	
12.1.1	Набор команды проекта	[9.2]
12.1.2	Развитие команды проекта	[9.3]
12.2	Осуществление закупок проекта	[12.2]
12.3	Обеспечение литературой/документацией/стандартами	
13	Обучение персонала организации-заказчика	
14	Обмен информацией	
14.1	Подготовка отчетов об исполнении	[10.5]
14.2	Распределение информации	[10.3]

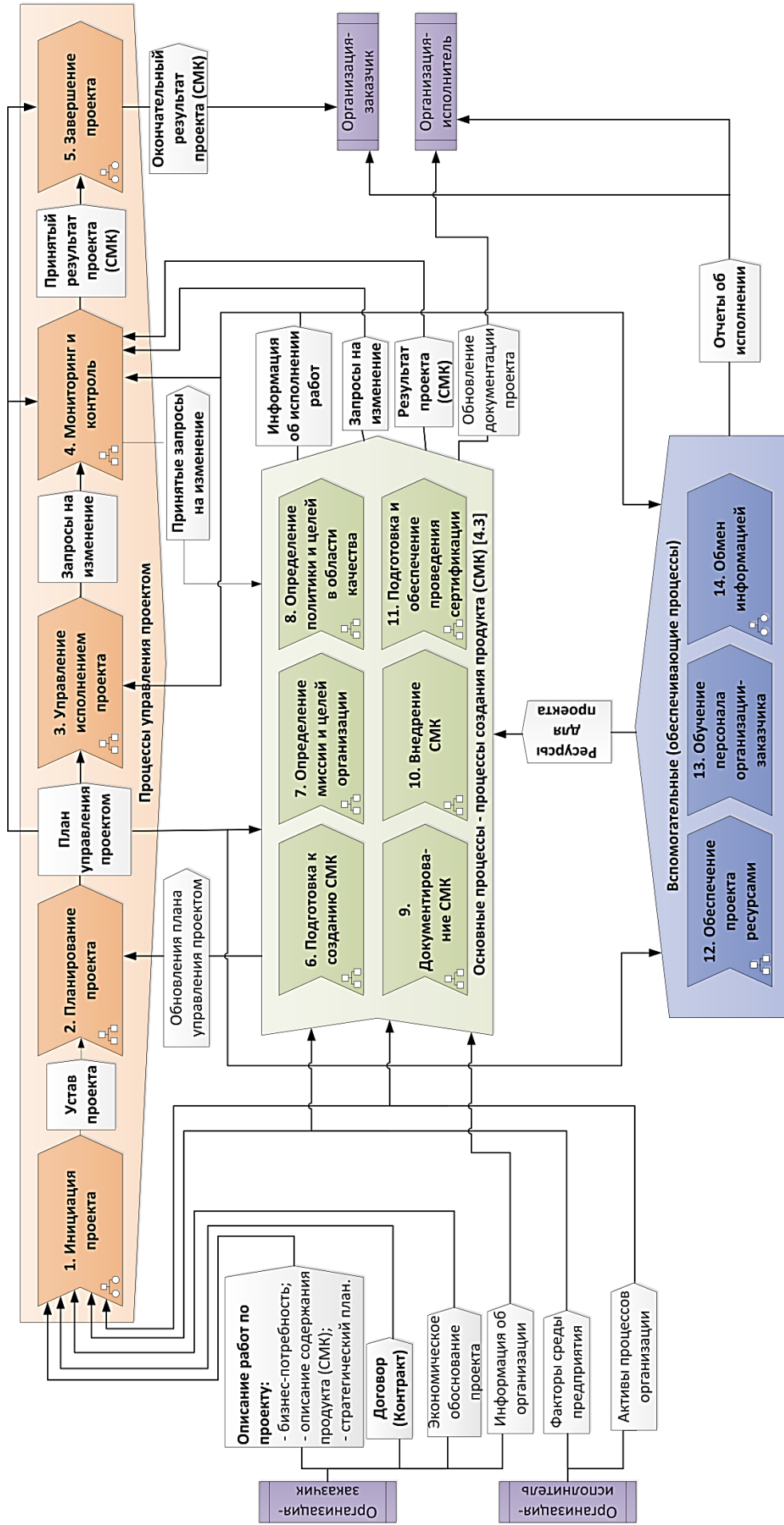


Рис.3.2. Процессная модель проекта создания, внедрения и подготовки к сертификации системы менеджмента качества

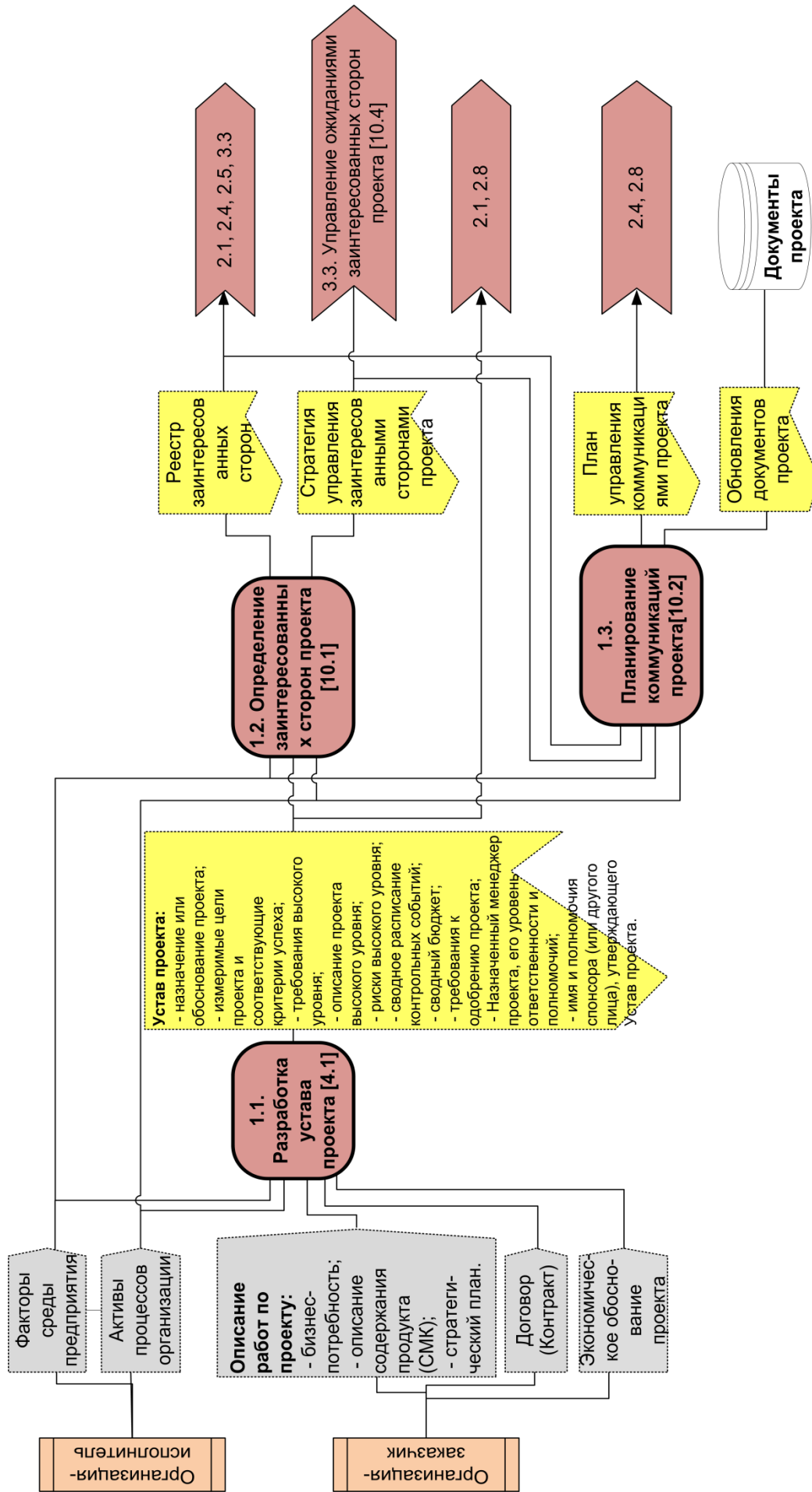


Рис.3.3. Модель процесса «1. Инициация проекта»

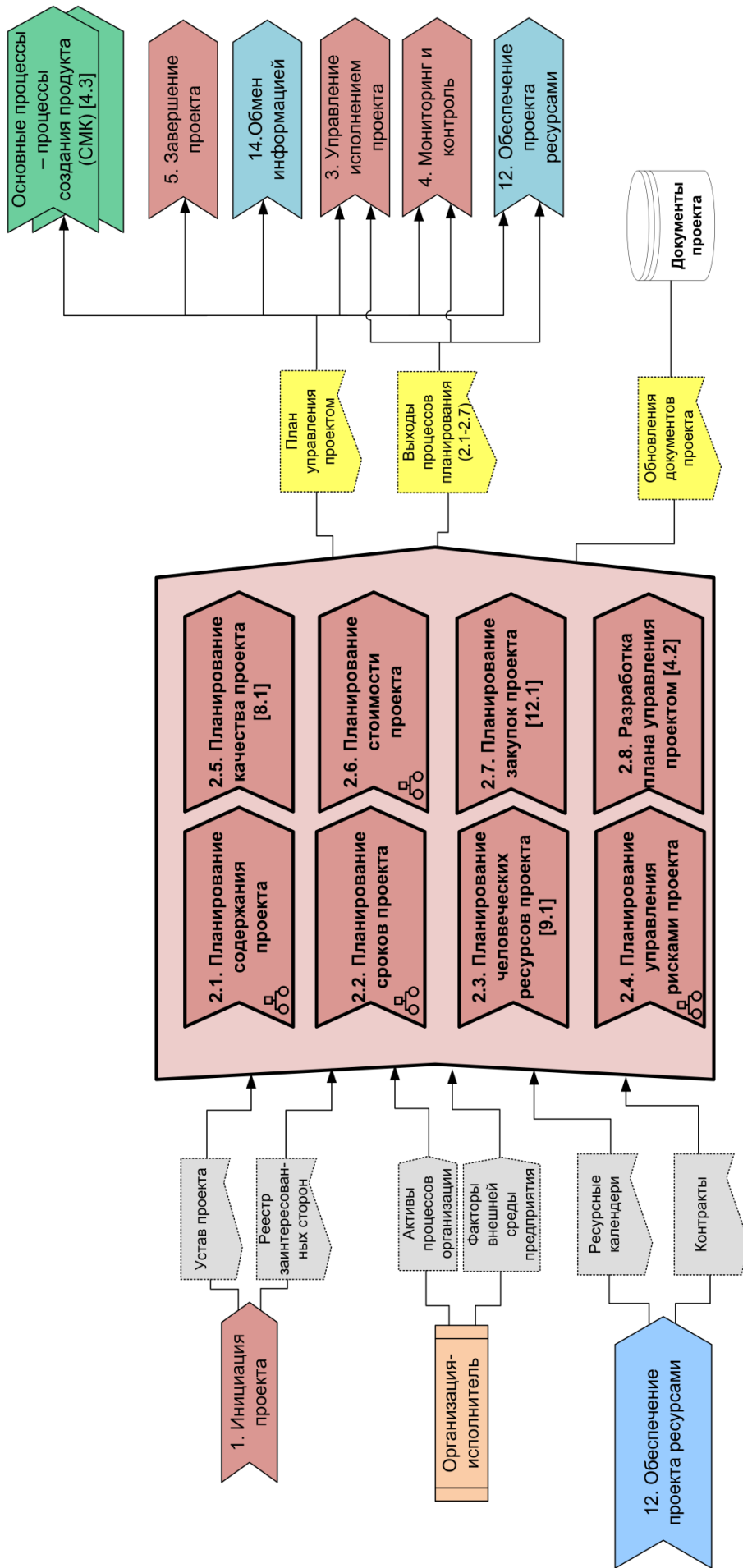


Рис.3.4. Модель процесса «2. Планирование проекта»

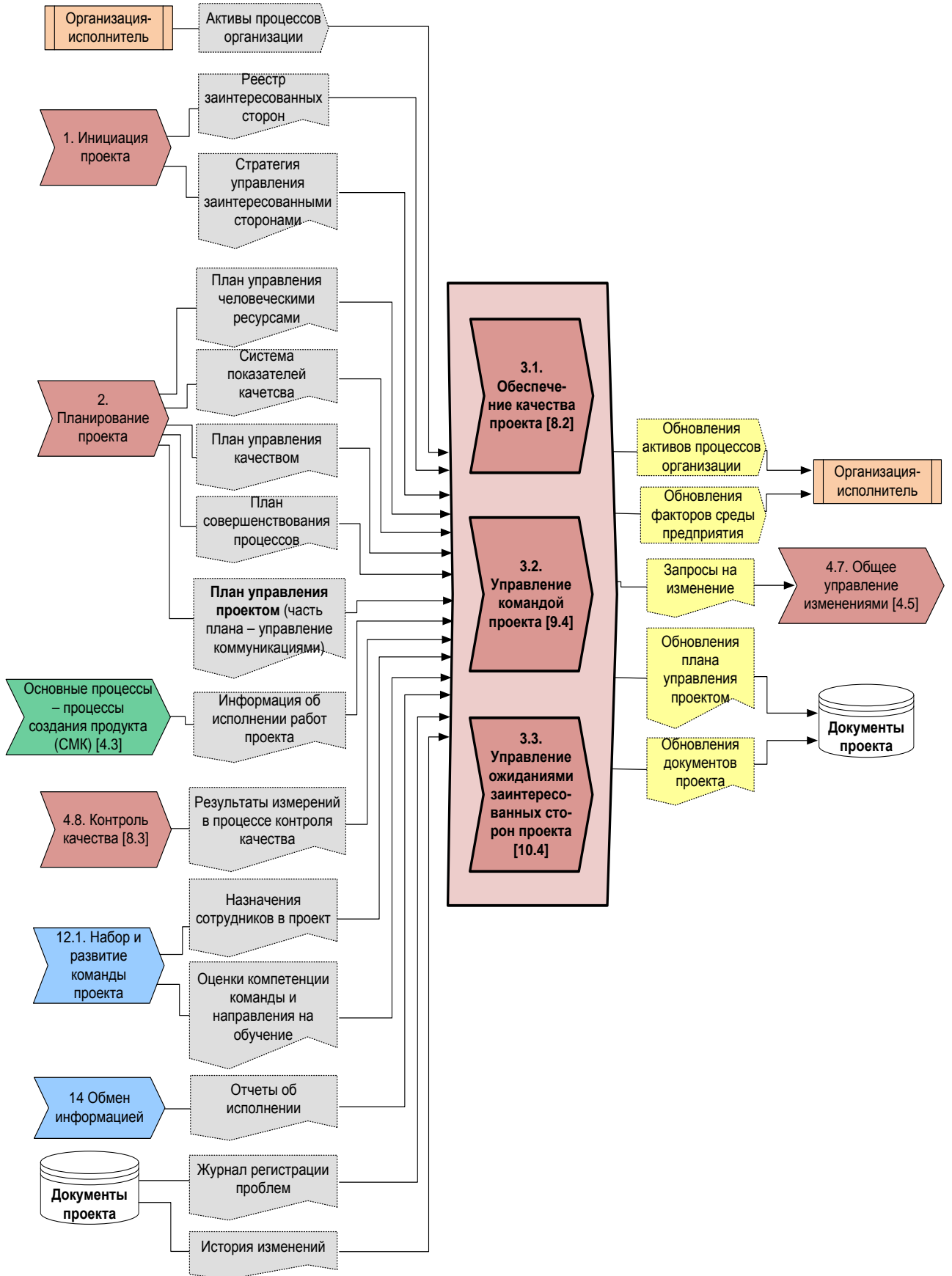


Рис.3.5. Модель процесса «3. Управление исполнением проекта»

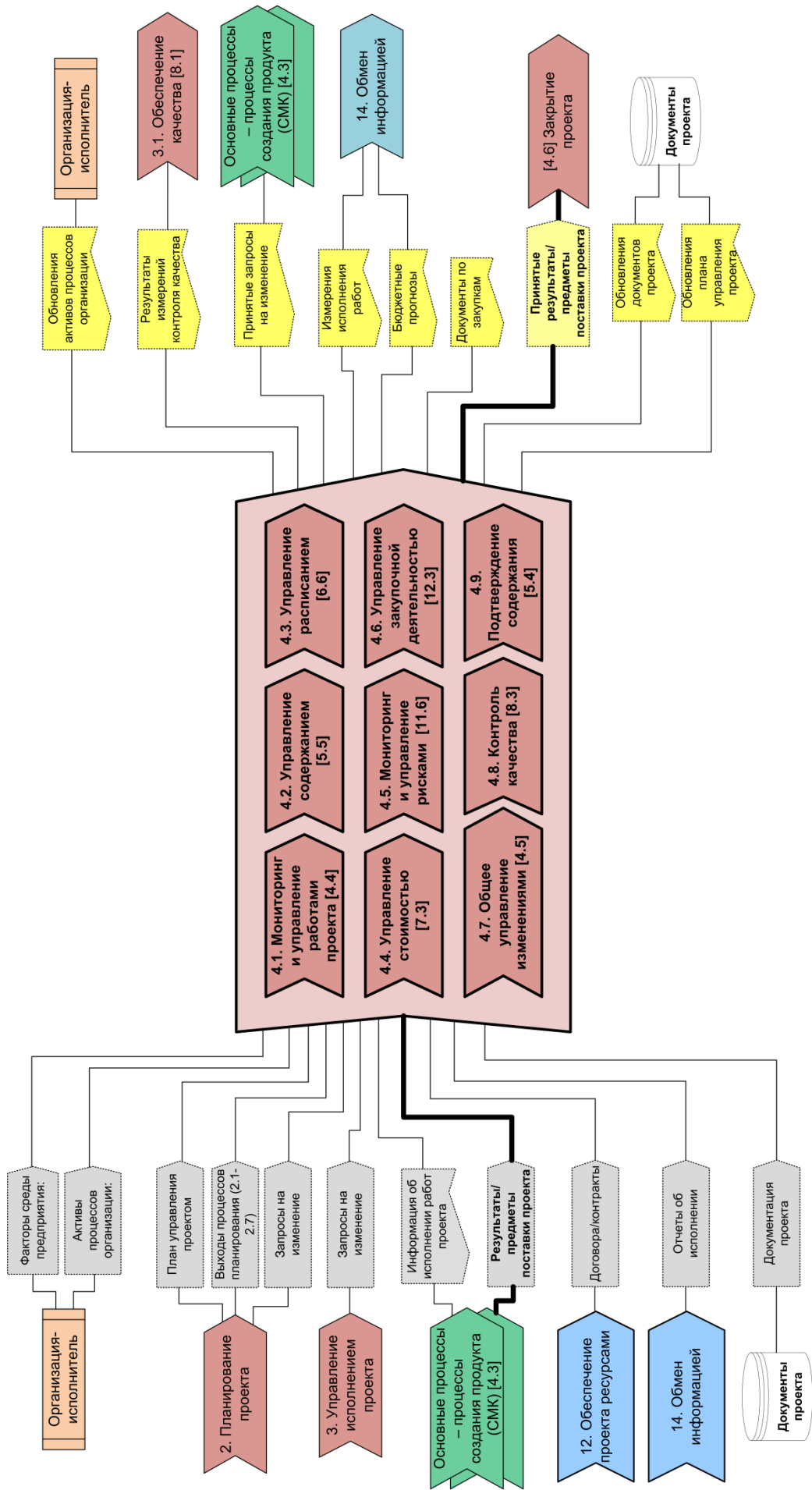


Рис.3.6. Модель процесса «4. Мониторинг и контроль проекта»

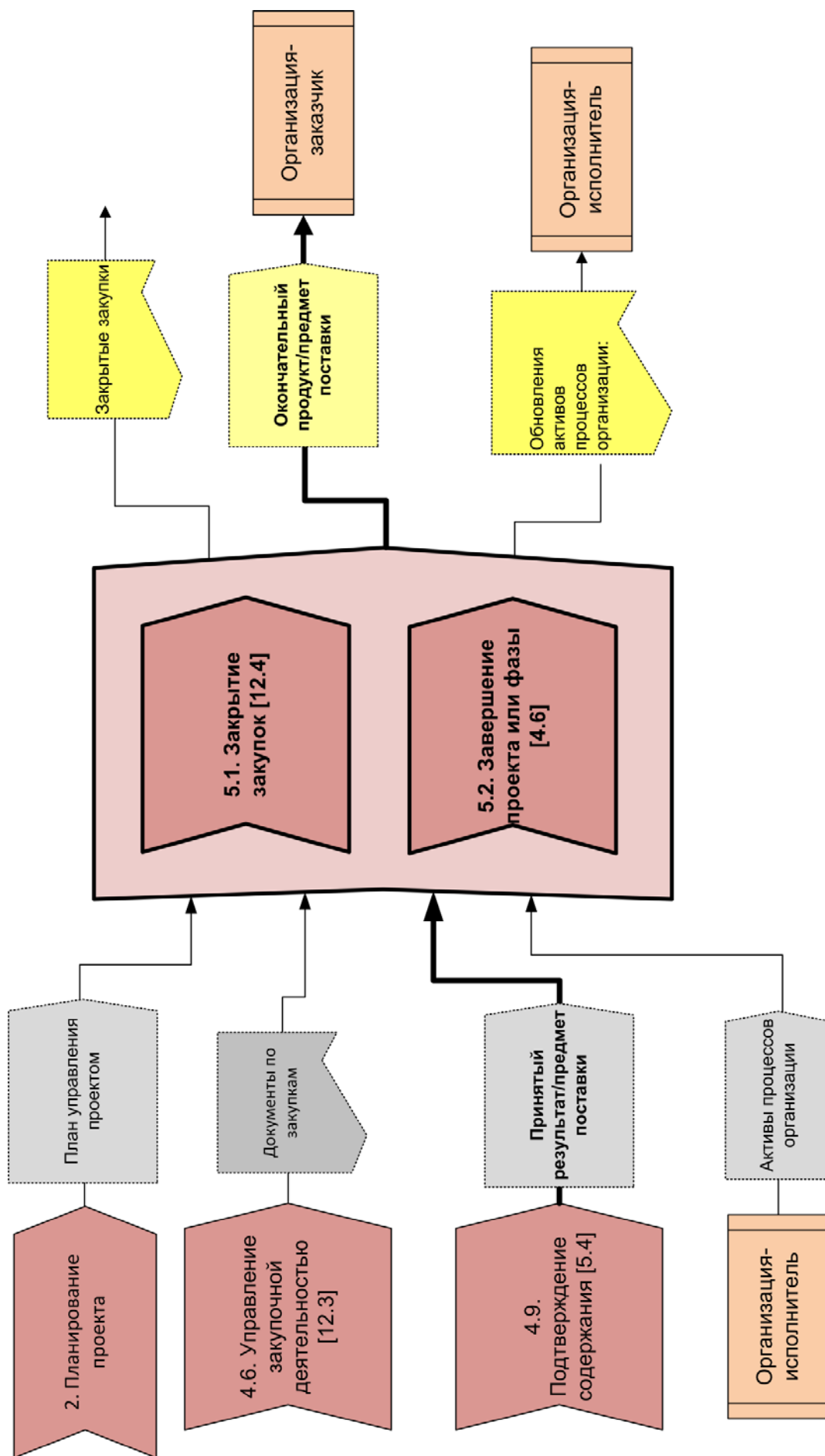


Рис.3.7. Модель процесса «5. Завершение проекта»

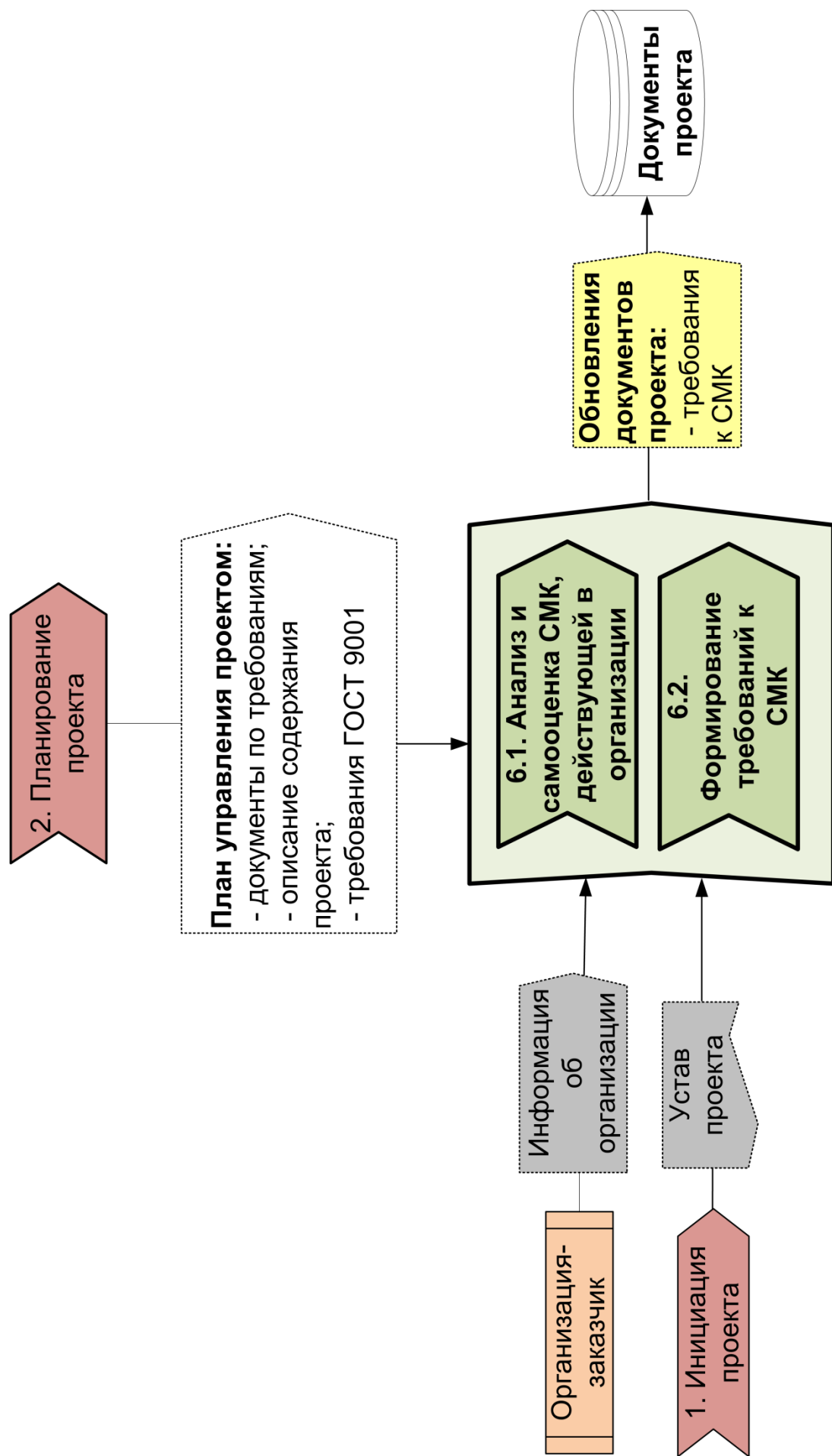


Рис.3.8. Модель процесса «6. Подготовка к созданию СМК»

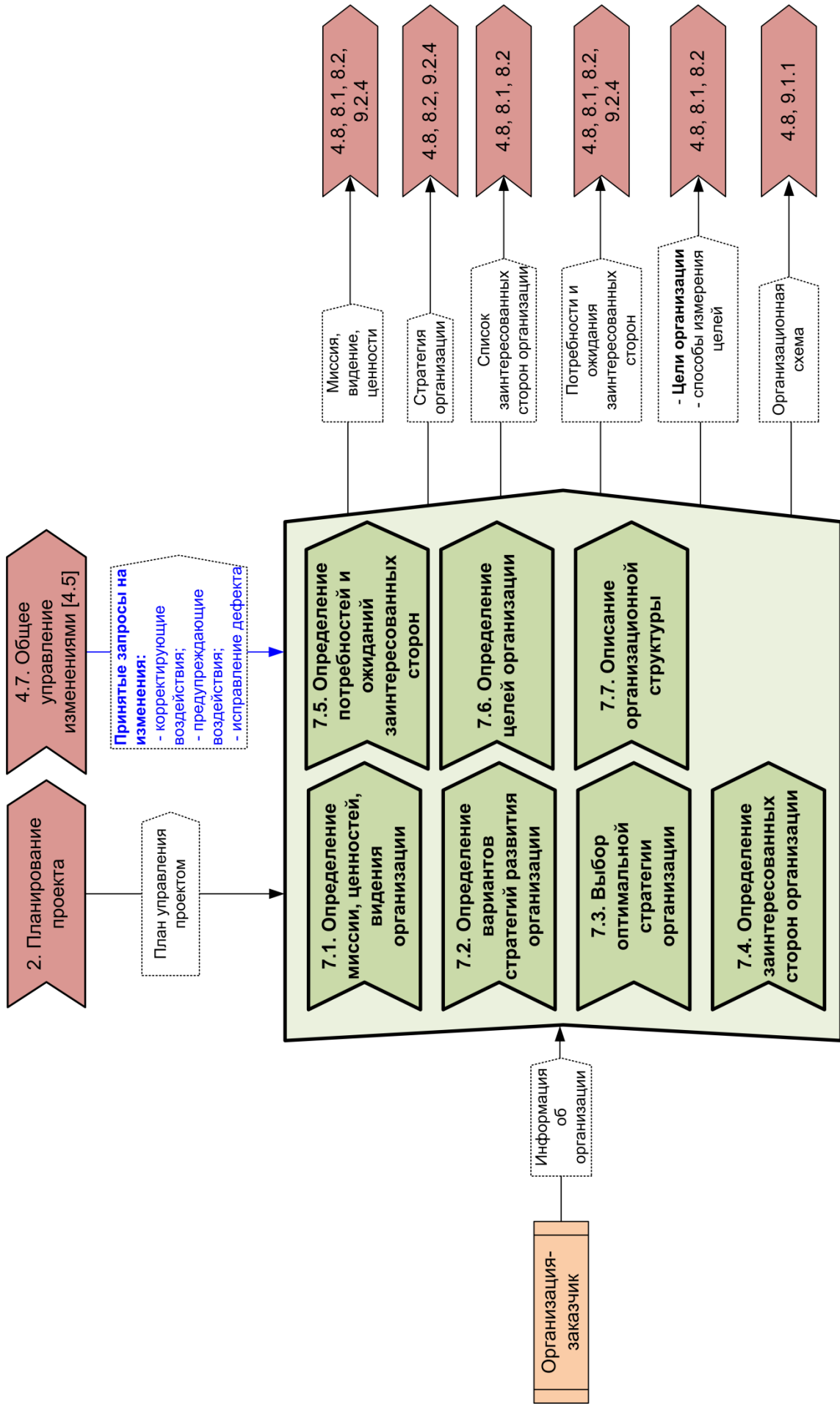


Рис.3.9. Модель процесса «7. Определение миссии и целей организации»

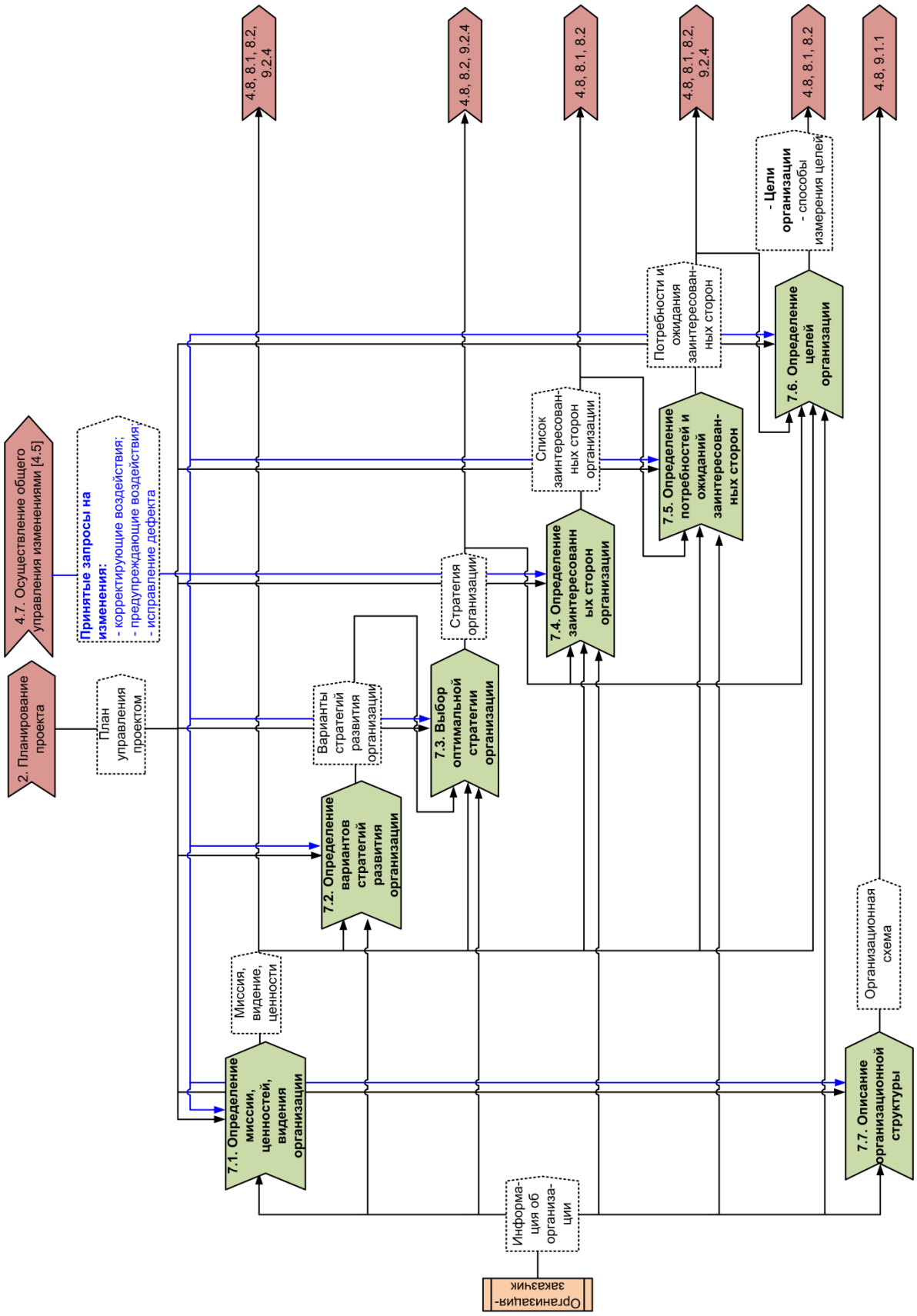


Рис.3.10. Модель процесса «7. Определение миссии и целей организации» (декомпозиция)

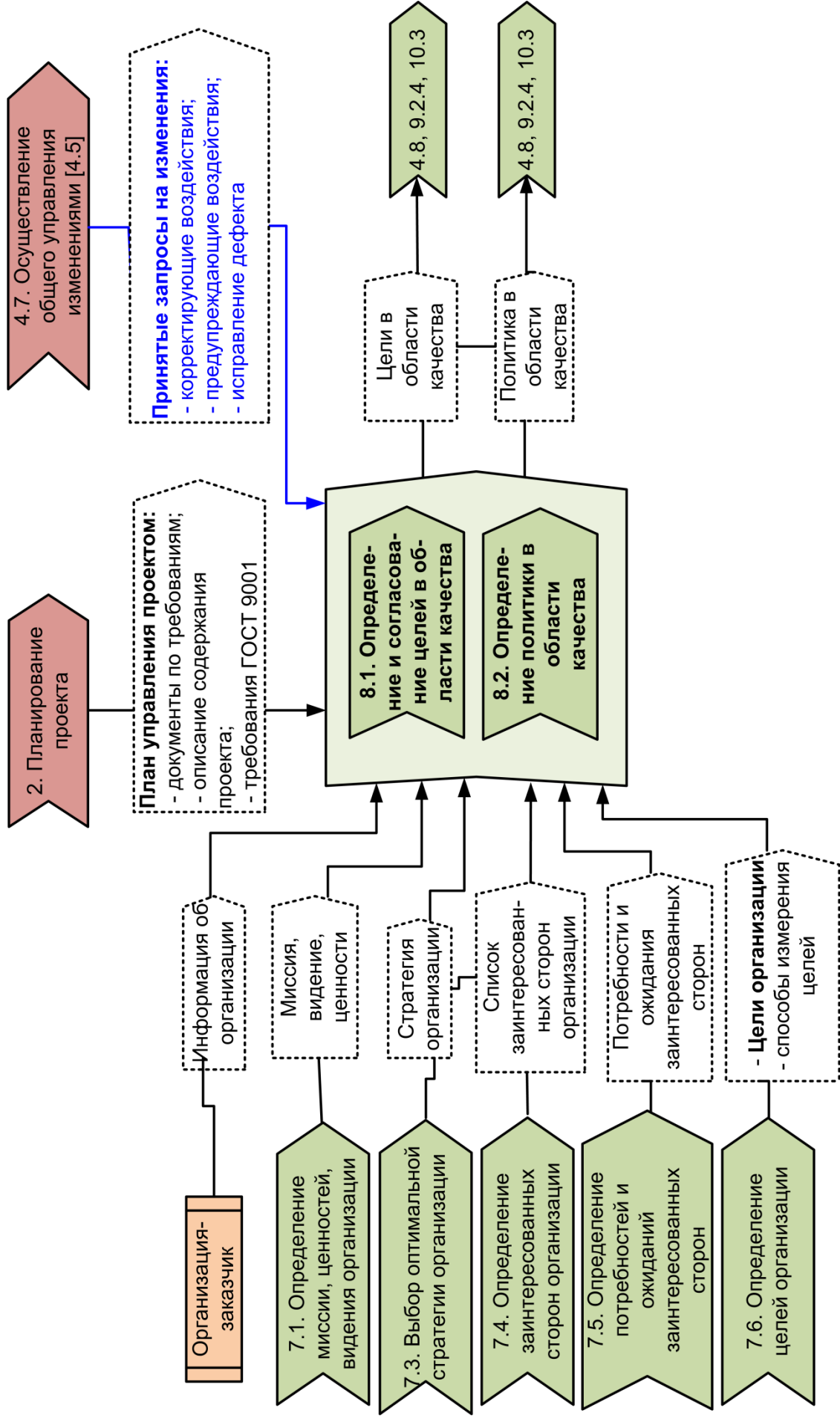


Рис.3.11. Модель процесса «8. Определение политики и целей в области качества»

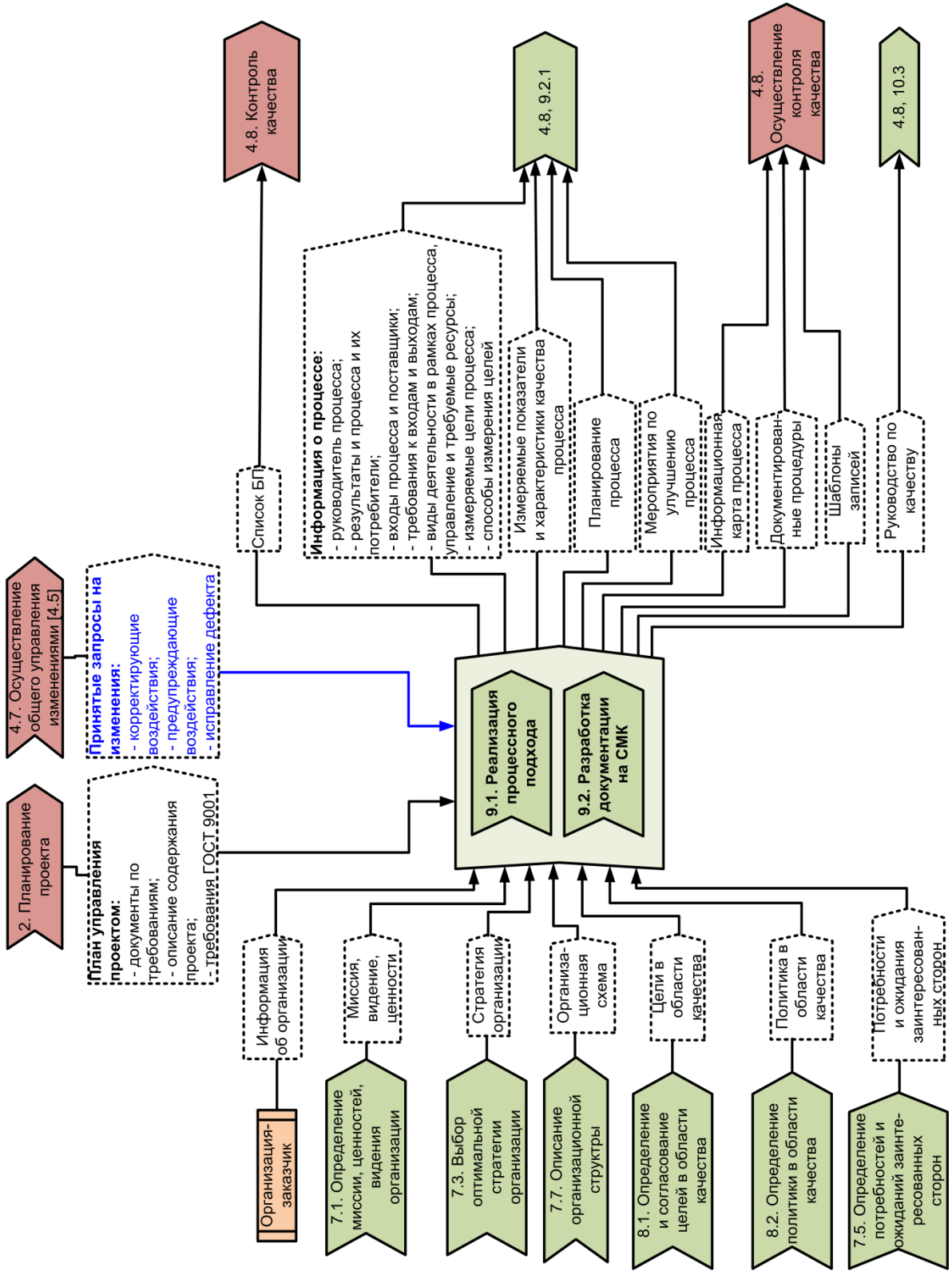


Рис.3.12. Модель процесса «9. Документирование СМК»

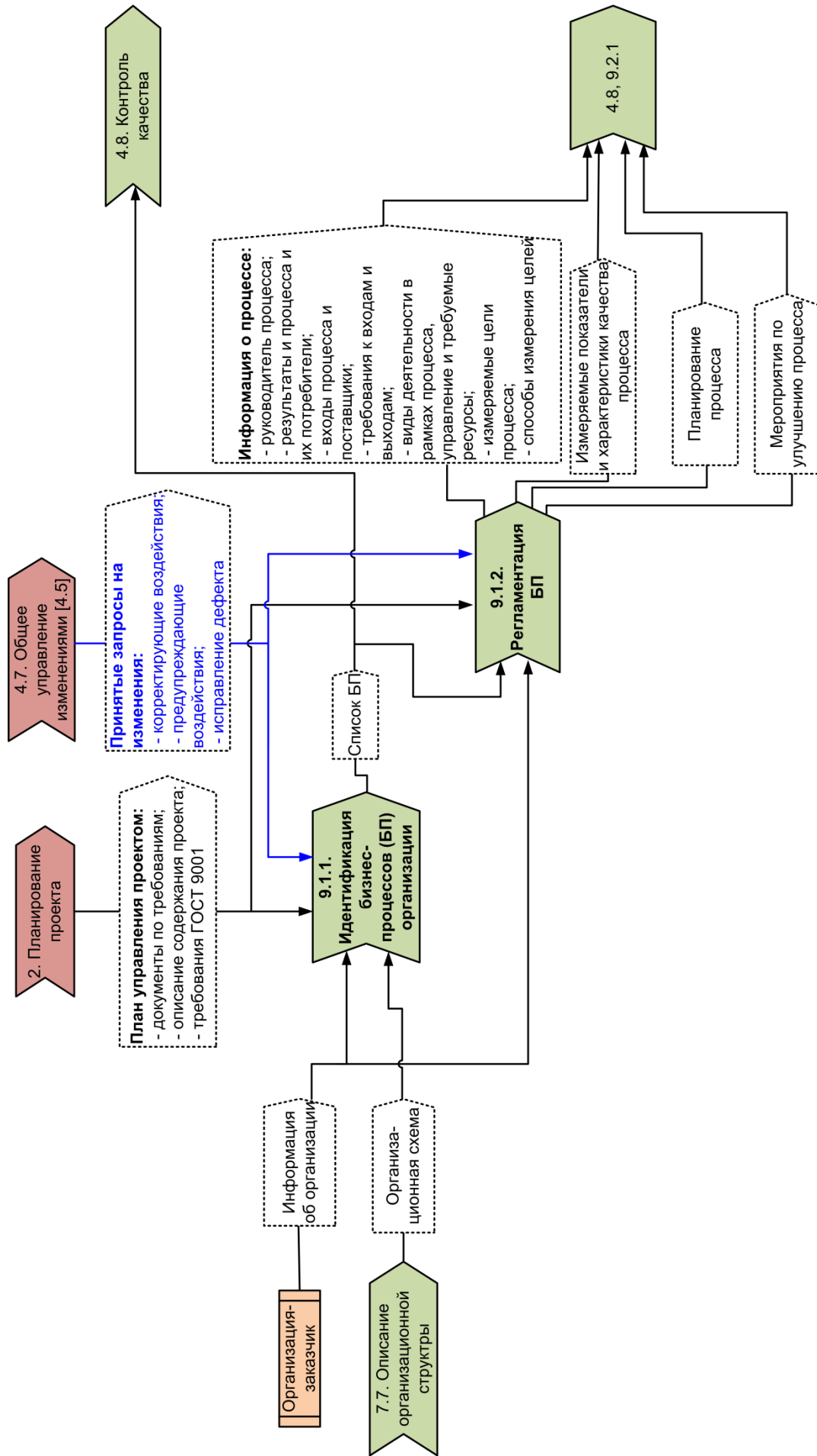


Рис.3.13. Модель процесса «9.1. Реализация процессного подхода»

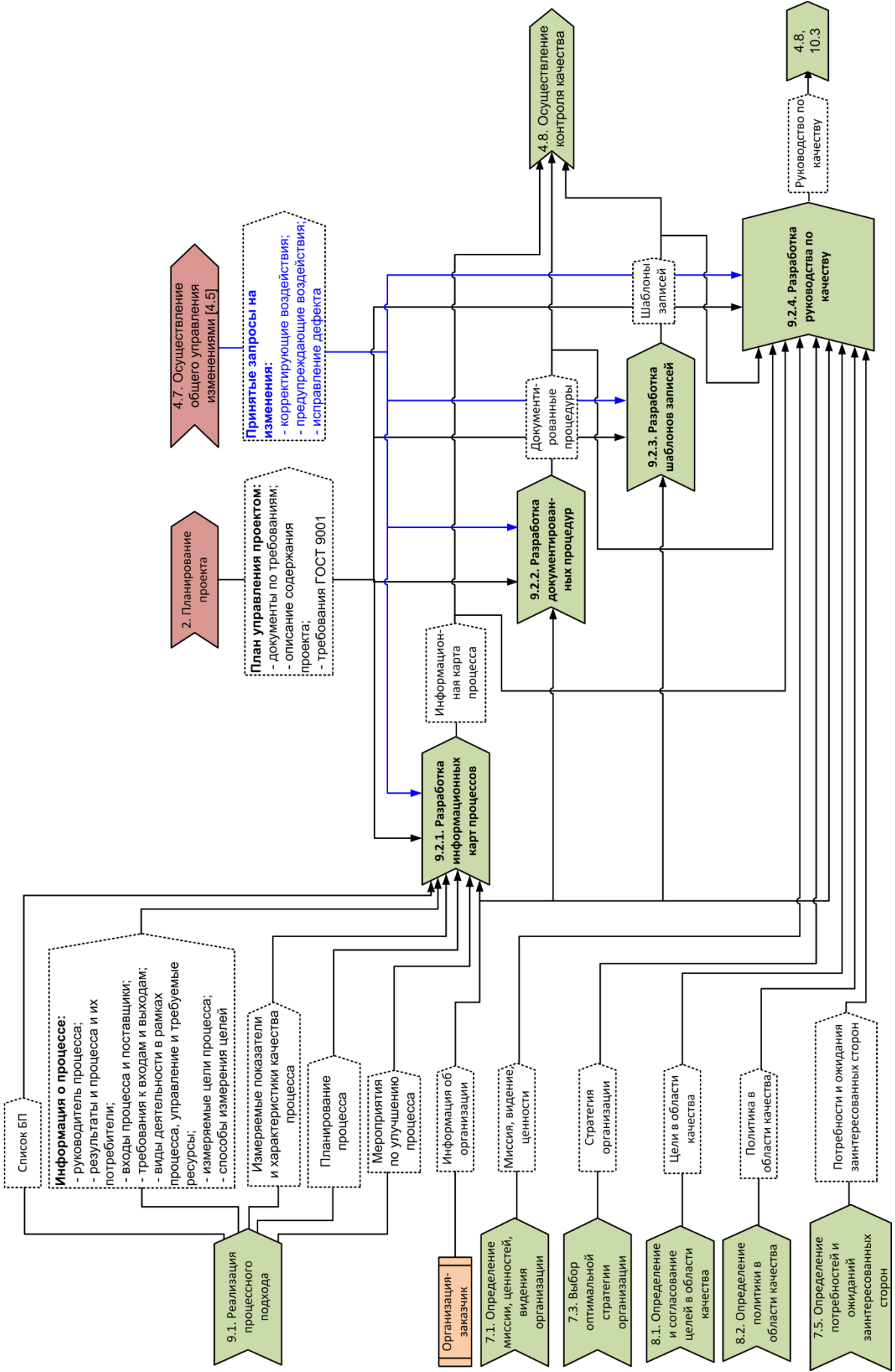


Рис.3.14. Модель процесса «9.2. Разработка документации СМК»

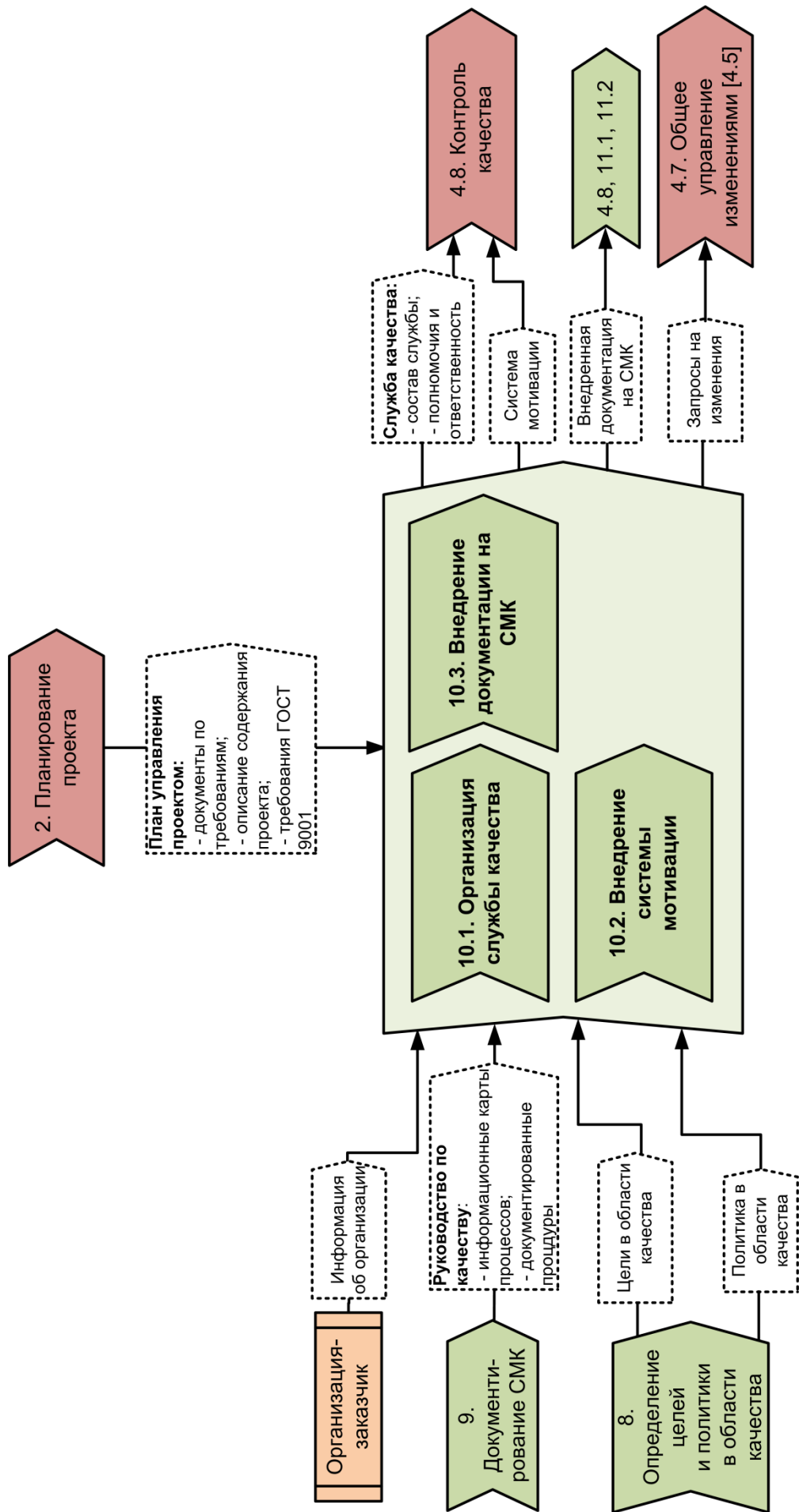


Рис.3.15. Модель процесса «10. Внедрение СМК»

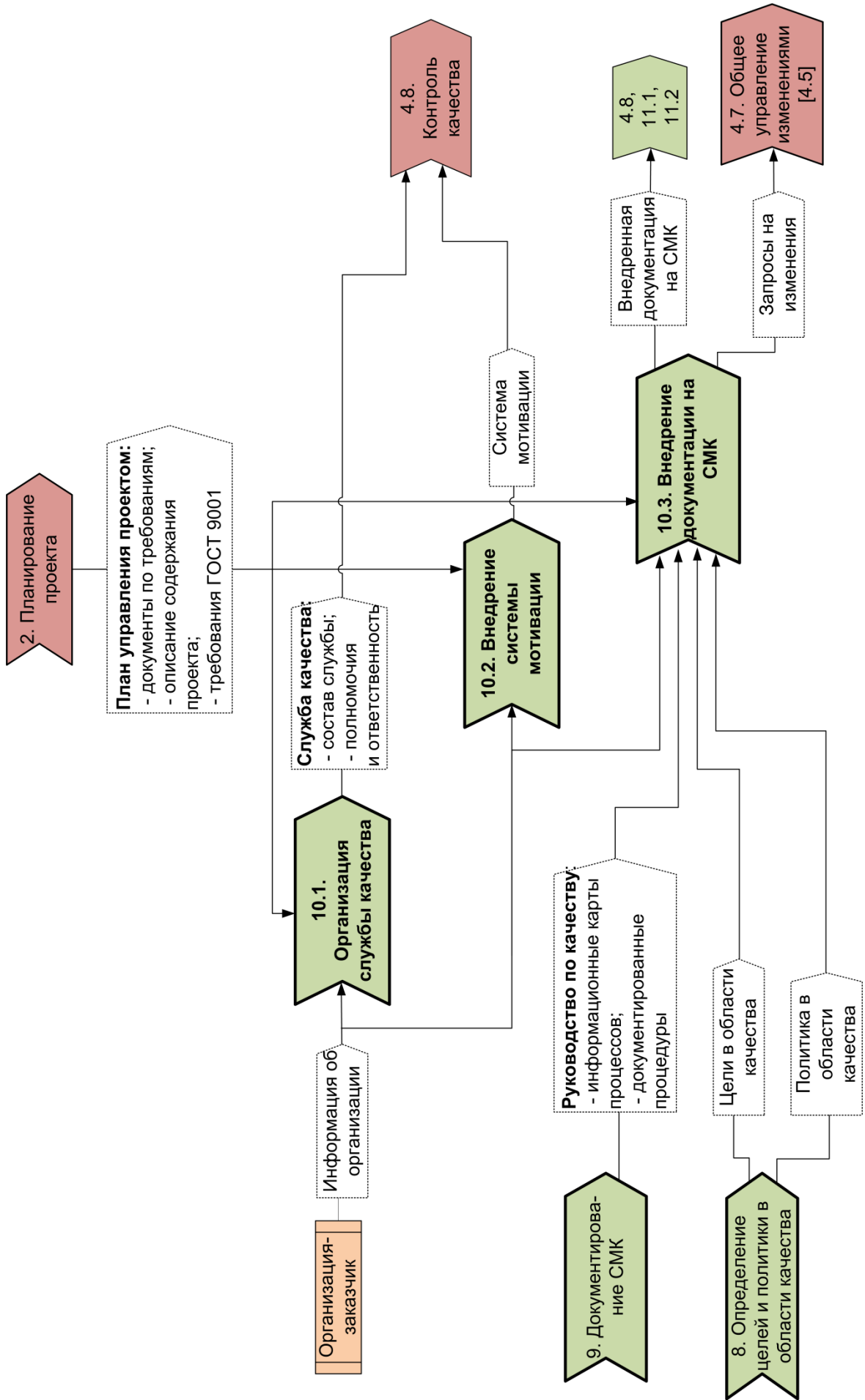


Рис.3.16. Модель процесса «10. Внедрение СМК» (декомпозиция)

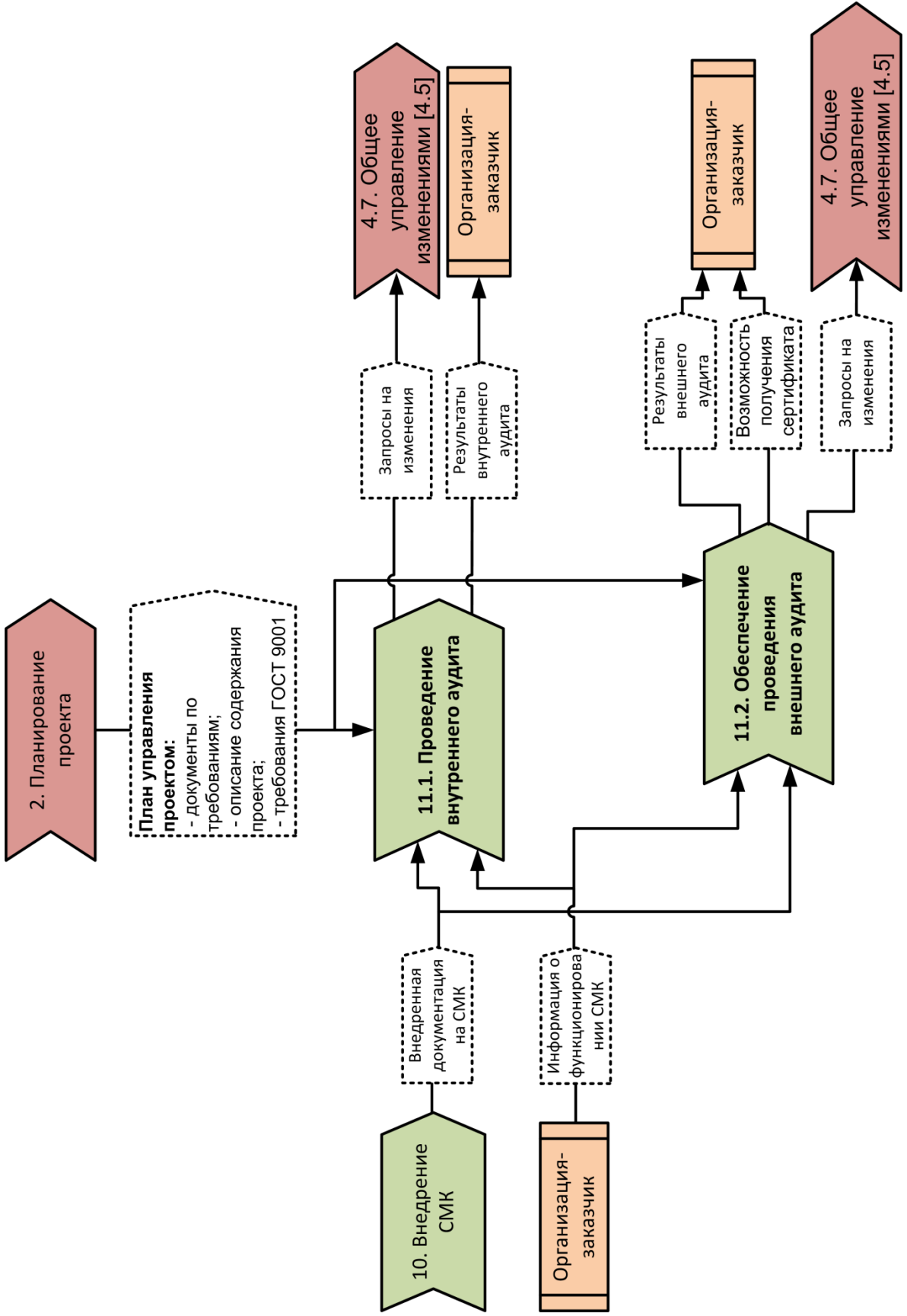


Рис.3.17. Модель процесса «11. Подготовка и обеспечение проведения сертификации»

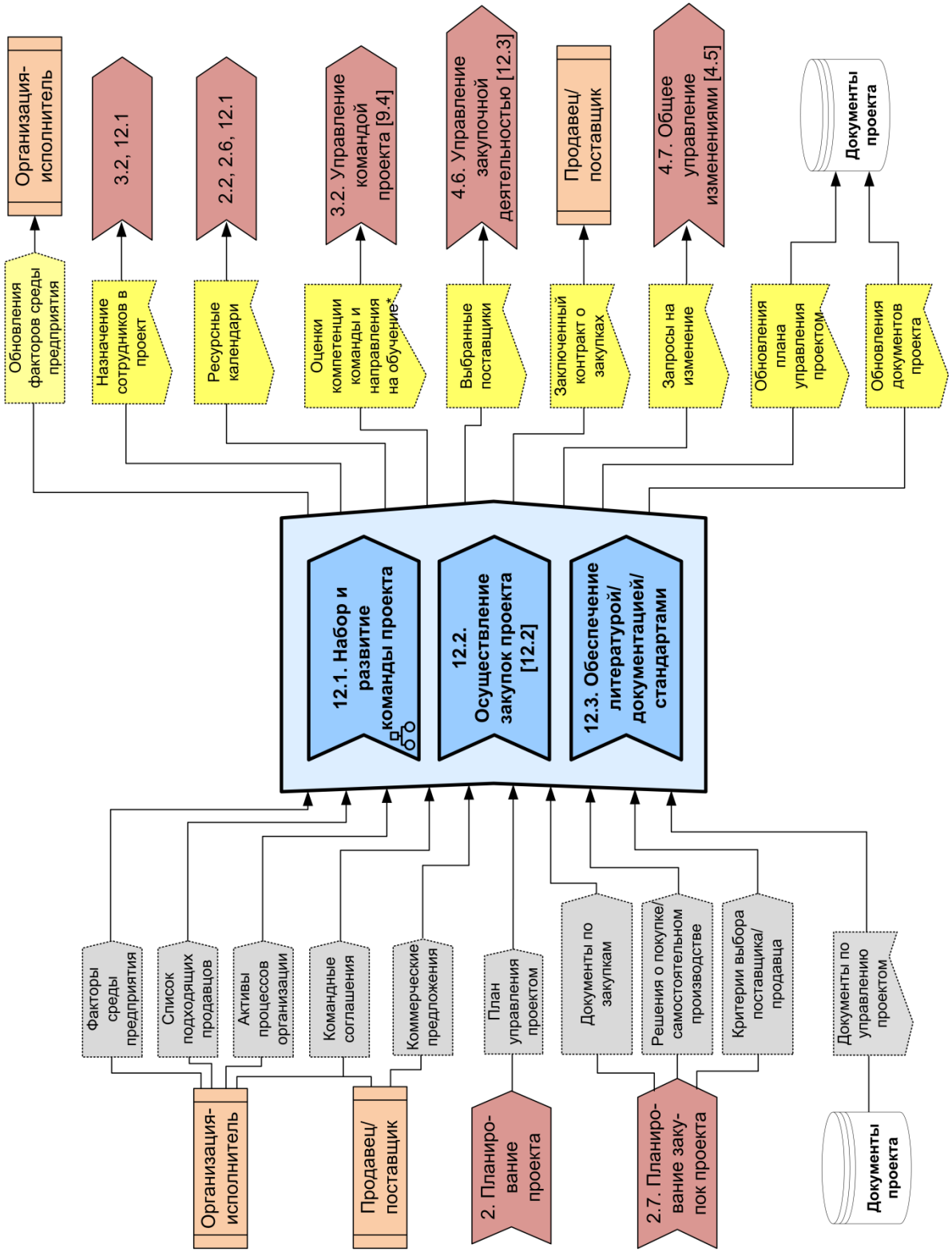


Рис.3.18. Модель процесса «12. Обеспечение проекта ресурсами»

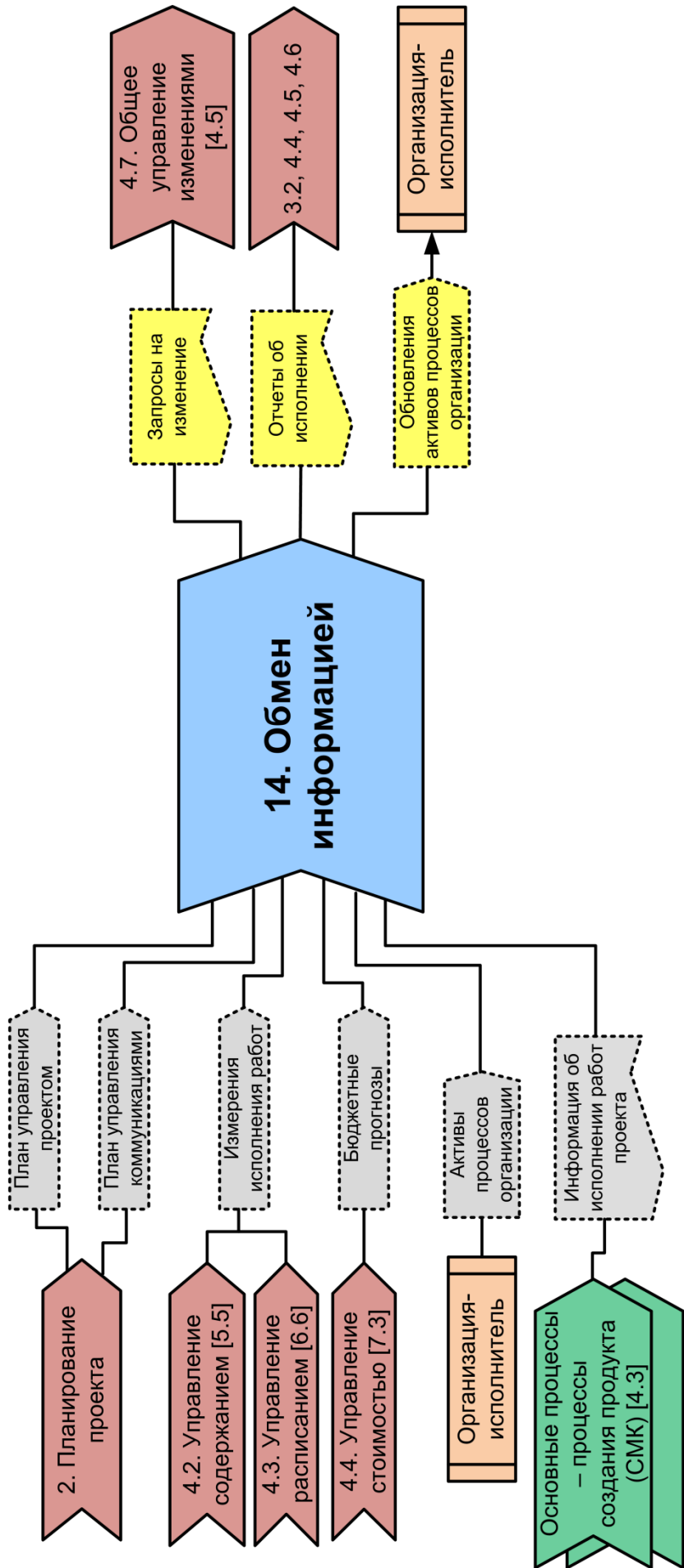


Рис.3.19. Модель процесса «14. Обмен информацией»

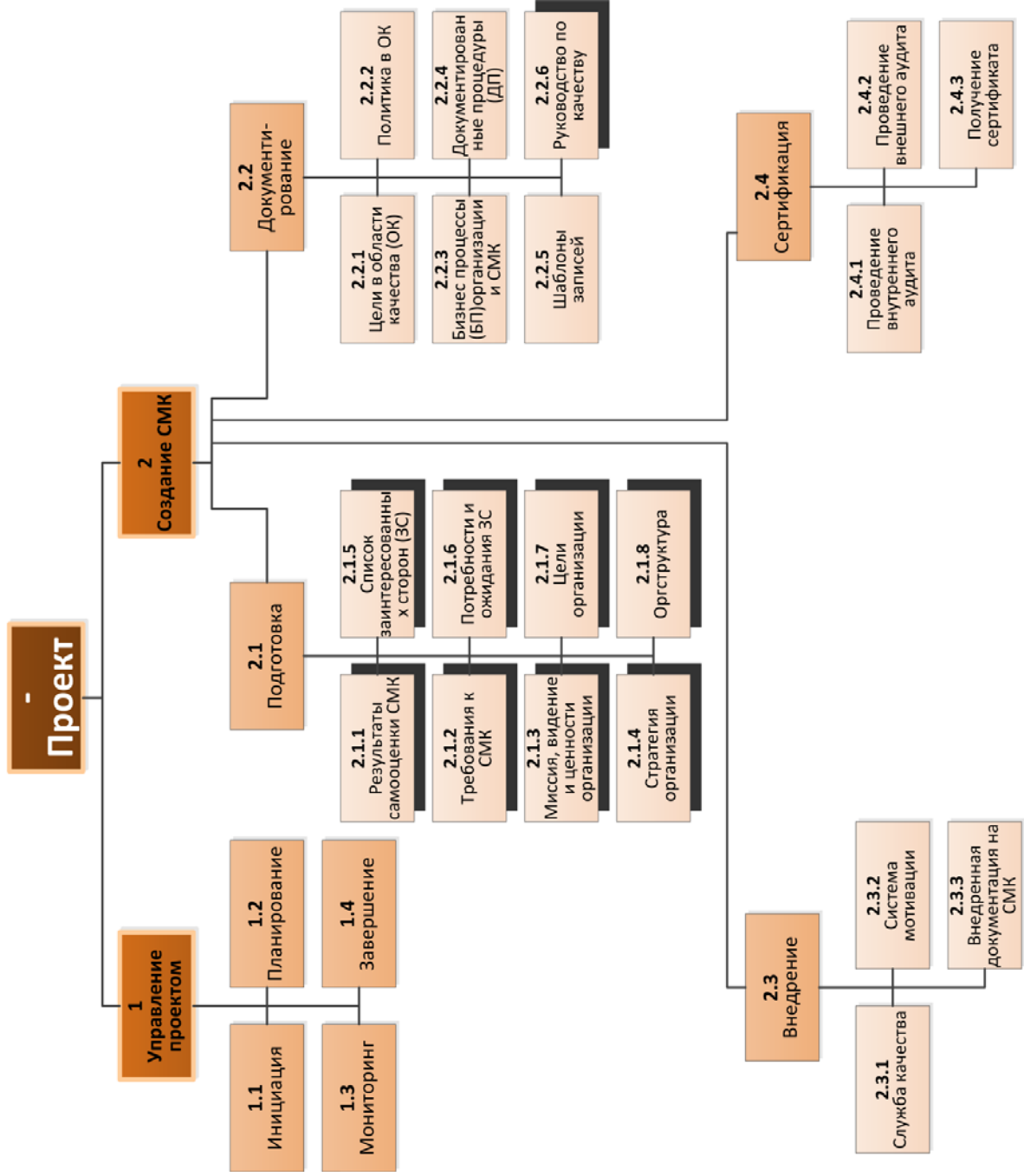


Рис.3.20. Структурная декомпозиция работ (продуктовая СДР) проекта создания СМК (верхний уровень)

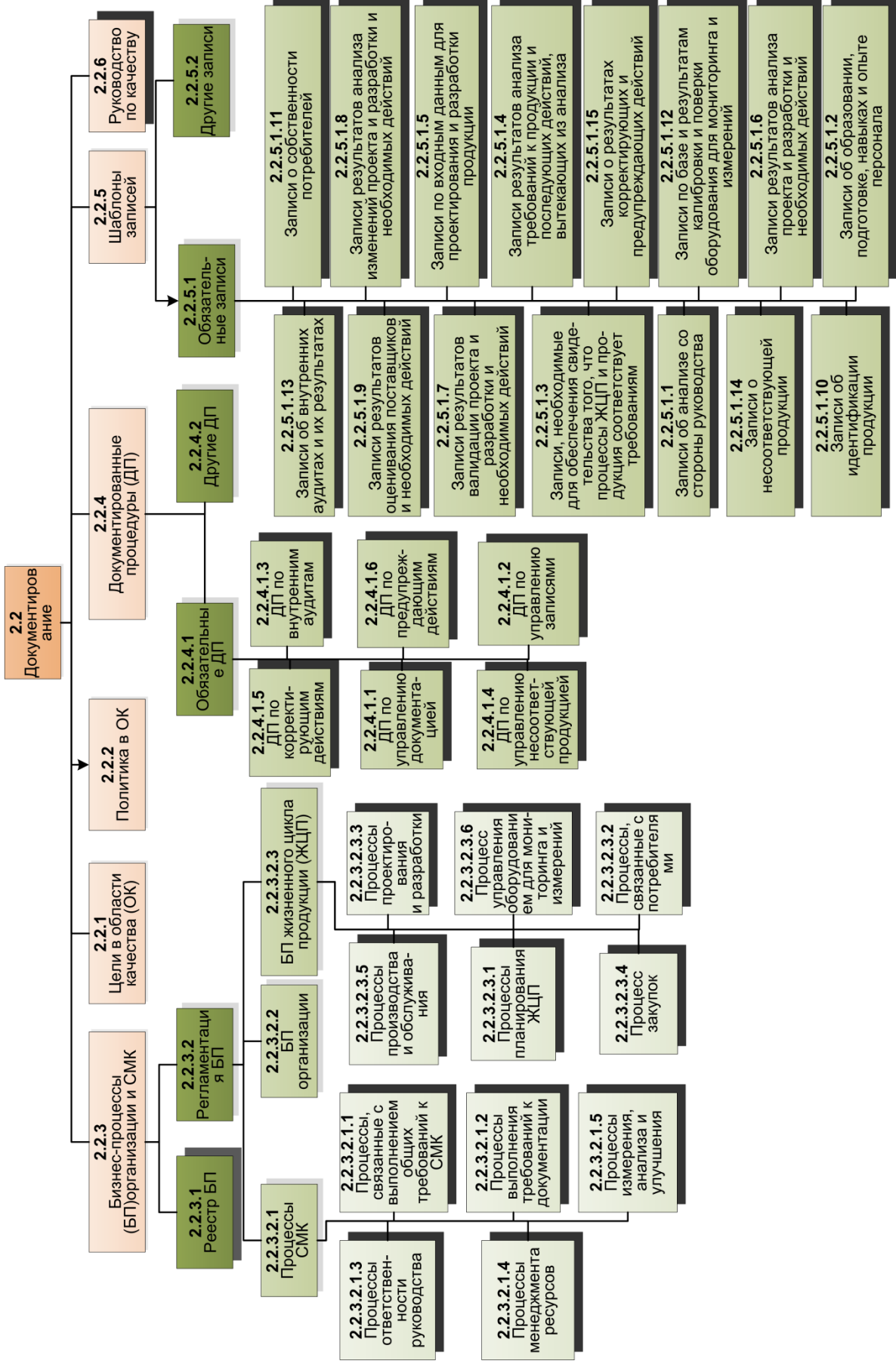


Рис.3.21. Структурная декомпозиция работ по документированию СМК

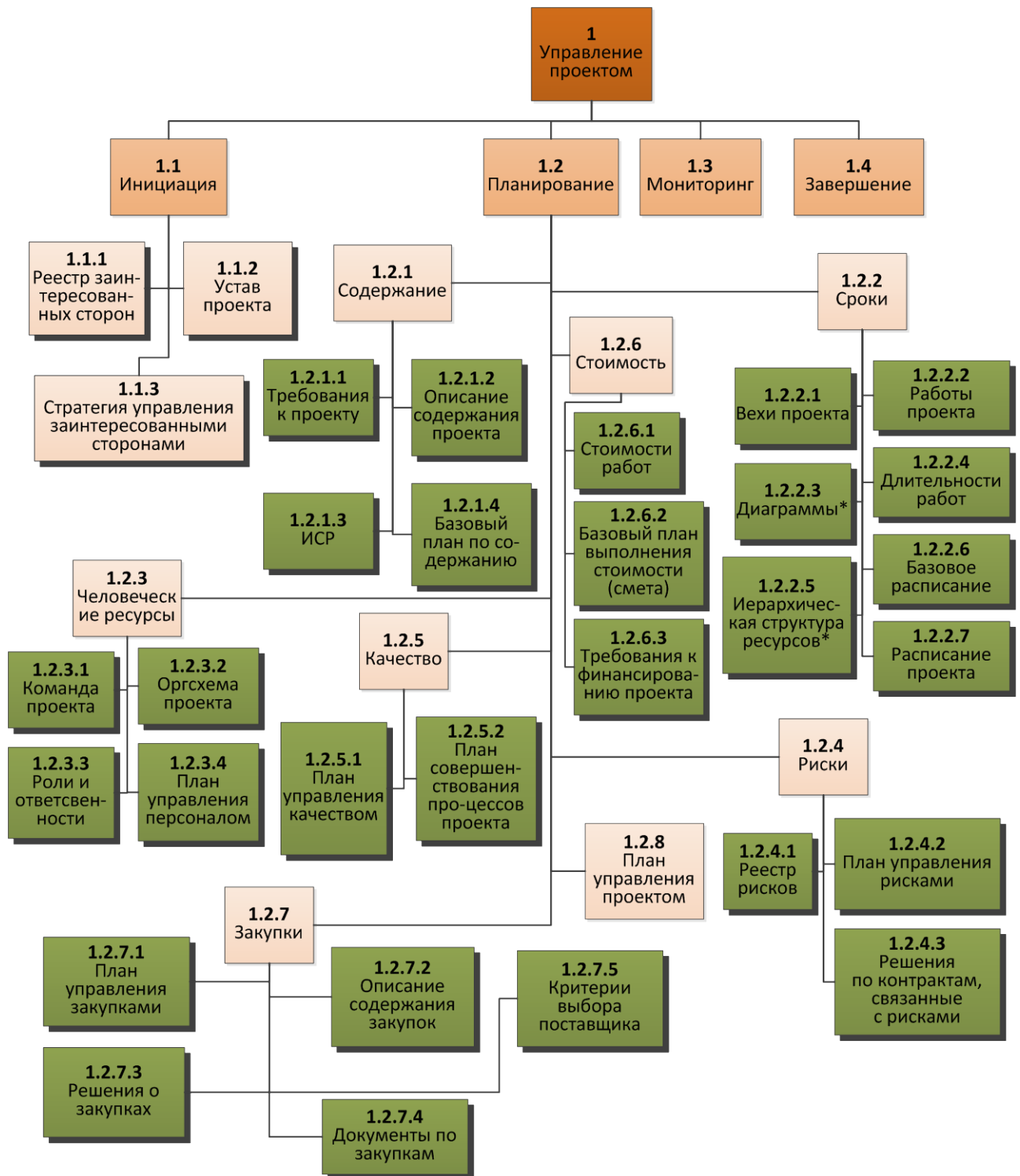


Рис.3.22. Структурная декомпозиция работ по управлению проектом

Проведенная в данной главе структуризация процесса создания и внедрения СМК на основе теории управления проектами с использованием процессного подхода служит в дальнейшем основой для проведения вероятностного моделирования отдельных процессов проекта.

ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРОЕКТА СМК С ПОМОЩЬЮ БАЙЕСОВЫХ СЕТЕЙ

Общий принцип моделирования процесса проекта создания СМК с помощью БС приведен на рис.4.1. Моделирование процесса ЖЦП с помощью БС основано на предположении о том, что результат (выход) процесса зависит от входных параметров процесса (входы, управление, ресурсы), а также от особенностей функционирования процесса, например его зрелости. Естественно, что выход процесса зависит от входов с некоторой долей неопределенности, обусловленной недостатком знаний и другими причинами, а БС позволяют описывать знания, характеризующиеся вероятностной неопределенностью. При построении модели эксперту необходимо сформулировать задачу в терминах теории вероятностей, выделить множество вершин V_o — событий, отвечающих за выход процесса (например, несоответствий процесса), а также множество вершин V_i , оказывающих влияние на выход процесса (входы, управление, ресурсы, зрелость и др. — причины несоответствий). Затем эти множества вершин должны быть связаны причинно-следственными связями, при этом возможно добавление в сеть вспомогательных вершин. На следующем этапе необходимо задать таблицы условных и безусловных (маргинальных) вероятностей.

Преимуществом БС является учет как статистических данных о процессе, так и экспертных знаний. Данное преимущество особенно актуально при моделировании процессов, информация о функционировании которых частично или полностью отсутствует. В таком случае БС обучается на имеющихся данных, а отсутствующие вероятности задаются экспертно, при этом, возможно, придется согласовывать мнения экспертной группы.

4.1. Методика построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий процессов проекта создания СМК на основе экспертно-статистических данных

Постановка задачи. Необходимо разработать методику создания математической модели для анализа причинно-следственных связей между причинами и последствиями несоответствий процессов жизненного цикла проекта создания и внедрения СМК. Построенная

модель должна объединять информацию о причинно-следственных связях, относящихся к несоответствиям, экспертные суждения, а также статистические данные о несоответствиях процесса или продукции (результата) процесса.

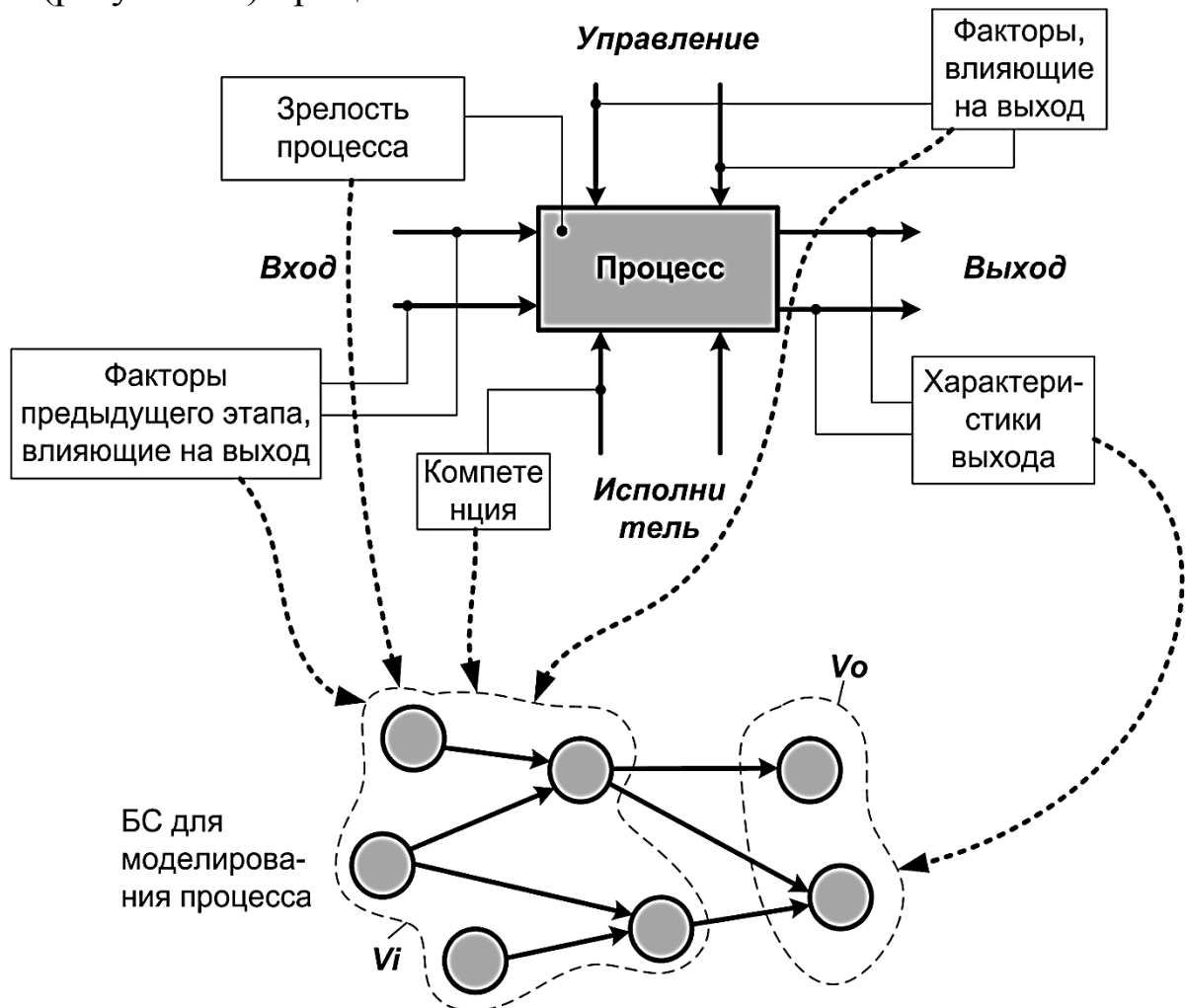


Рис.4.1. Общий принцип моделирования процесса проекта создания СМК с помощью БС

Методика должна учитывать разработки в области формального описания причинно-следственных связей на основе теории вероятностей и теории графов, преимущества вероятностного подхода к пониманию причинности и классификацию причин проблем в области качества, применяемую в методологии анализа корневых причин. Для создания методики, обладающей указанными свойствами, предлагается использовать аппарат причинных байесовых сетей. Применение байесовых сетей позволит также прогнозировать и диагностировать несоответствия и их причины, проводить вероятностные рассуждения о причинах и последствиях несоответствий в автоматизированном режиме, оценивать влияние предупреждающих / корректирующих

действий на вероятность возникновения несоответствий в будущем.

Основные допущения. Перед изложением методики построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий процессов ЖЦП создания и внедрения СМК введем ряд допущений:

1. В основе любого несоответствия лежат причины, которые привели к его возникновению. Структура причинно-следственных связей (граф причинной байесовой сети, причинный граф) позволяет проследить влияние от корневых (истинных) причин несоответствия до самого несоответствия, его симптомов и последствий. Предполагается, что для множества отдельных фактов свершившихся несоответствий, а также для потенциальных несоответствий существует общая структура причинно-следственных связей.

2. Структура причинно-следственных связей является стабильной, то есть не меняется как минимум в течение промежутка времени, в рамках которого проводится сбор и анализ информации о несоответствиях, а также построение вероятностной модели.

3. Исследуемая структура причинно-следственных связей не содержит циклов обратных связей (формально является ациклическим орграфом).

4. Каждое несоответствие, его симптом, последствия и причины могут быть формально представлены в виде дискретных случайных переменных.

5. Наблюдения за одним и тем же фактором в разные моменты времени относятся к одной и той же случайной переменной.

6. Наблюдения за случайной переменной осуществляются после того, как реализованы причинно-следственные механизмы, определяющие эту переменную. Предполагается, что эти исторические наблюдения отражают и текущие тенденции, так как, согласно допущению 2, структура причинно-следственных связей является стабильной.

7. Построение причинно-следственной структуры проводится в рамках принципа «бритвы Оккама» [59] — принципа методологического редукционизма, согласно которому «То, что можно объяснить посредством меньшего, не следует выражать посредством большего», т.е. при построении модели для каждого явления следует выявить как можно меньшее число причин, объясняющих большинство случаев возникновения явления — не более трёх (в крайнем случае — пяти)

причин. Использование байесовых сетей позволяет автоматически учесть все остальные причины в условном распределении для рассматриваемой случайной переменной-явления.

8. При построении графа причинно-следственных связей с каждой дугой соотнесен ряд явных или неявных допущений, которые принимаются истинными в текущем контексте. (Например, причина отказа двигателя — некачественное топливо, при этом неявно допускается существование и влияние сил трения, законов термодинамики и т.п., которые тоже могут быть названы причинами отказа, но опускаются при построении модели, так как считаются истинными в текущем контексте).

Рассматриваемая методика состоит из трёх этапов (рис.4.2).

1. *Выявление несоответствий, их причин и последствий.* Построение предварительной структуры причинно-следственных связей в виде диаграммы связей, либо в иной форме.

2. *Построение графа причинной байесовой сети.* Здесь на основе данных первого этапа проводится формализация несоответствий, их причин и последствий в виде случайных переменных, а затем строится ориентированный граф без циклов, вершинами которого являются случайные переменные, а дуги отражают прямые причинно-следственные связи.

3. *Определение априорных условных и маргинальных (безусловных) вероятностных распределений* для каждой случайной переменной на основе статистических данных либо экспертным путём (с использованием, например, известных шкал для оценки субъективных вероятностей). Рассмотрим каждый этап подробно.

Этап 1. Выявление несоответствий и построение предварительной структуры причинно-следственных связей

1.1. Следует определить цель, для достижения которой строится модель, например устранение несоответствий А, Б и В процесса проекта П. Составить список несоответствий, для которых требуется выявить причины их появления для последующего устранения.

1.2. Сформулировать каждое несоответствие из списка, полученного на шаге 1.1 в виде утверждения (например, «требование А не выполняется», или «система С отказала»). К имеющимся несоответствиям добавить те, которые, по мнению эксперта, каким-либо образом связаны с рассматриваемыми несоответствиями.

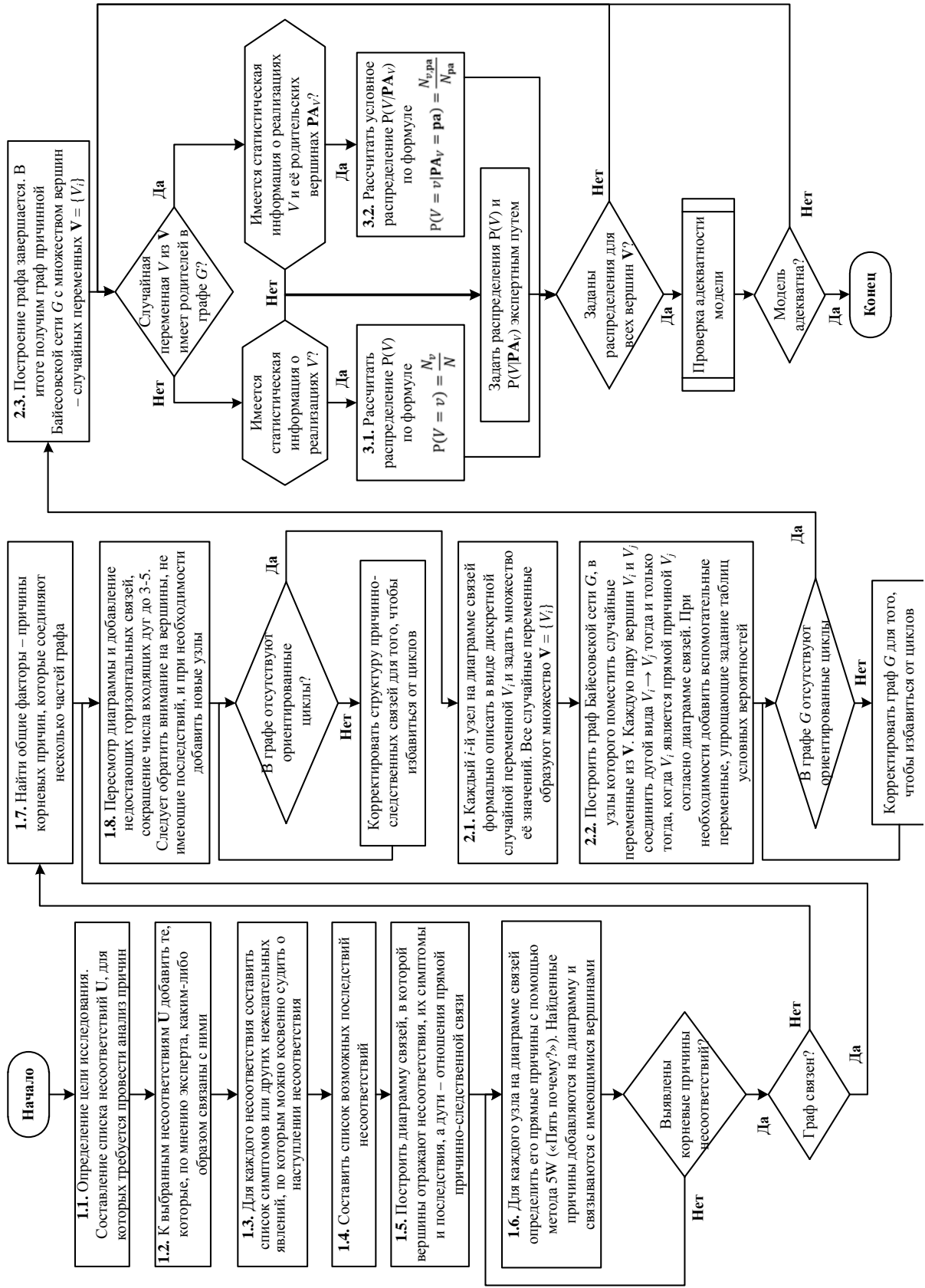


Рис.4.2. Общая схема методики построения байесовой сети для моделирования процесса ЖЦП

1.3. Для каждого несоответствия составить список симптомов или других нежелательных явлений, по которым можно косвенно судить о наступлении несоответствия.

1.4. Составить список возможных последствий несоответствий.

1.5. Построить диаграмму связей, в которой вершины будут отражать несоответствия, симптомы и другие нежелательные явления, а также последствия, по следующему принципу: если между двумя вершинами существует *прямая* причинно-следственная связь, то следует соединить эти вершины дугой, начинающейся в вершине-причине и заканчивающейся в вершине-следствии. Здесь возможны следующие наиболее распространённые типы связей.

1.5.1. *Прямая причина*: событие A непосредственно приводит к возникновению события B , причем возникновения A достаточно для возникновения B . Как правило, такие связи существуют между несоответствиями и их симптомами, между несоответствиями и их прямыми последствиями и причинами, а также между двумя связанными несоответствиями (когда одно из них является прямой причиной другого). В этом случае A и B соединяются дугой вида $A \rightarrow B$. При этом следует проверить, не существует ли промежуточных звеньев, формирующих цепочку причинно-следственных связей из A в B . Если, по мнению эксперта, существуют промежуточные причины, то следует перейти к п. 1.5.5. На рис.4.3 приведен пример такой связи.

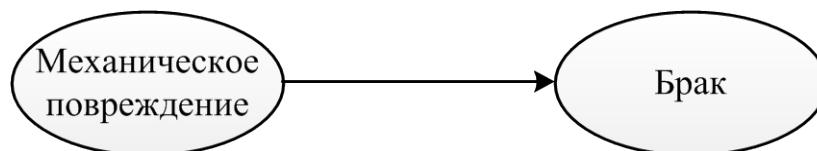


Рис.4.3. Прямая причина

1.5.2. *Несколько прямых причин*: в данном случае возникновение следствия B требует наличия двух и более прямых причин A_1, A_2, \dots . Каждая из этих причин в отдельности является необходимой, но недостаточной для возникновения B , и только наличие всех этих причин гарантированно приводит к возникновению B . На диаграмме связей в данном случае все эти причины соединяются дугой с B . На рис.4.4 приведены три эквивалентных способа отображения такой связи (знак $\&$ (И) здесь символизирует необходимость наличия двух причин).

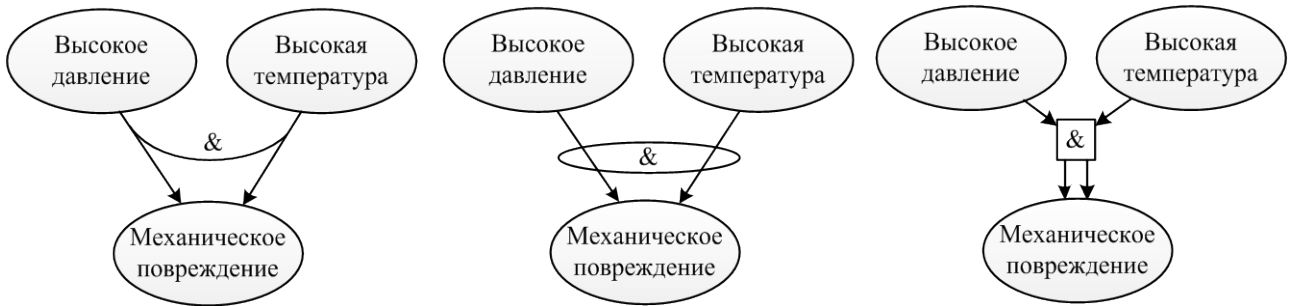


Рис.4.4 Несколько прямых причин

1.5.3. *Несколько альтернативных причин*: следствие B может возникнуть как по причине A_1 так и по причине A_2 , при этом, в отличие от 1.5.2, каждая из этих причин является достаточной для возникновения следствия. Пример такой связи приведен на рис.4.5.

1.5.4. *Сложные комбинации альтернативных и прямых причин*, например событие B возникает, если наступает причина A_3 , либо, в альтернативном случае, когда наступают обе прямые причины A_1 и A_2 (рис.4.6).

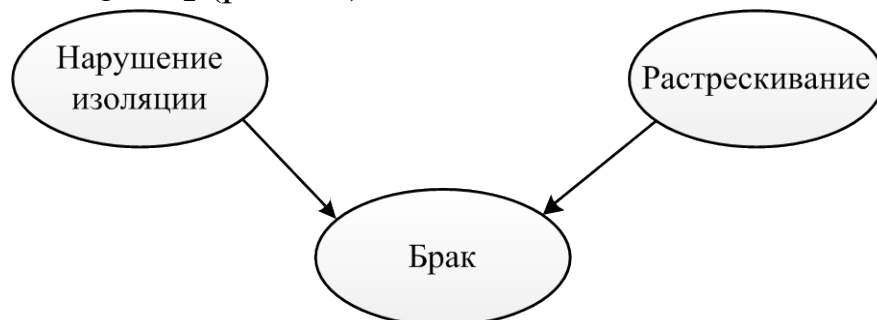


Рис.4.5. Две альтернативные причины

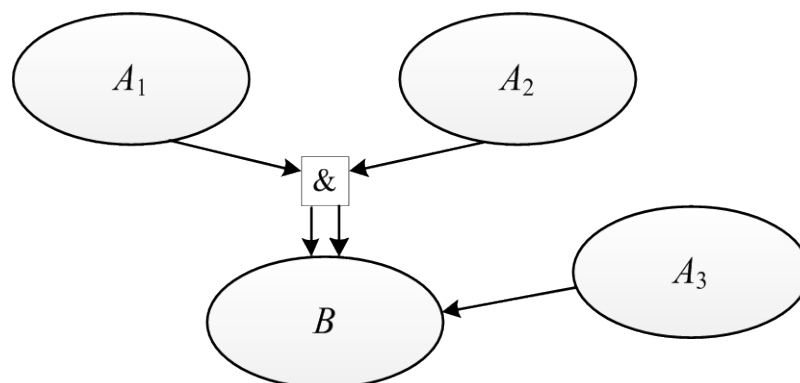


Рис.4.6. Сложная комбинация альтернативных причин

1.5.5. *Цепочка причинно-следственных связей*: в данном случае причина A не является прямой причиной B , но, по мнению

эксперта, влияет на *B* через цепочку причинно-следственных связей. При этом необходимо выявить промежуточные факторы, формирующие цепь связей из *A* и в *B*. Это могут быть как уже выявленные факторы, так и те, которые следует найти. Пример такой связи приведен на рис.4.7.

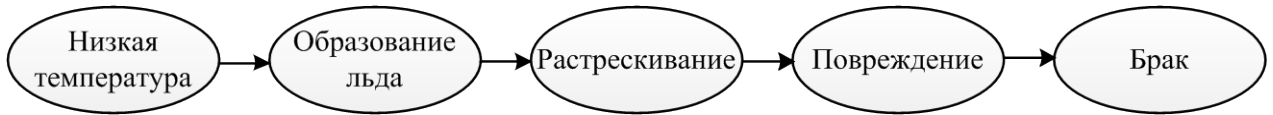


Рис.4.7. Цепочка причинно-следственных связей

На рис.4.8 приведен пример возможной диаграммы связей, построенной по завершении этапа 1.5. Возможен случай, когда граф причинно-следственных связей будет несвязным, тогда целью последующих шагов является поэтапное выявление причин событий, указанных на диаграмме, а также причин высоких уровней вплоть до корневых причин, которые свяжут в единую сеть все несоответствия, их симптомы, причины и последствия.

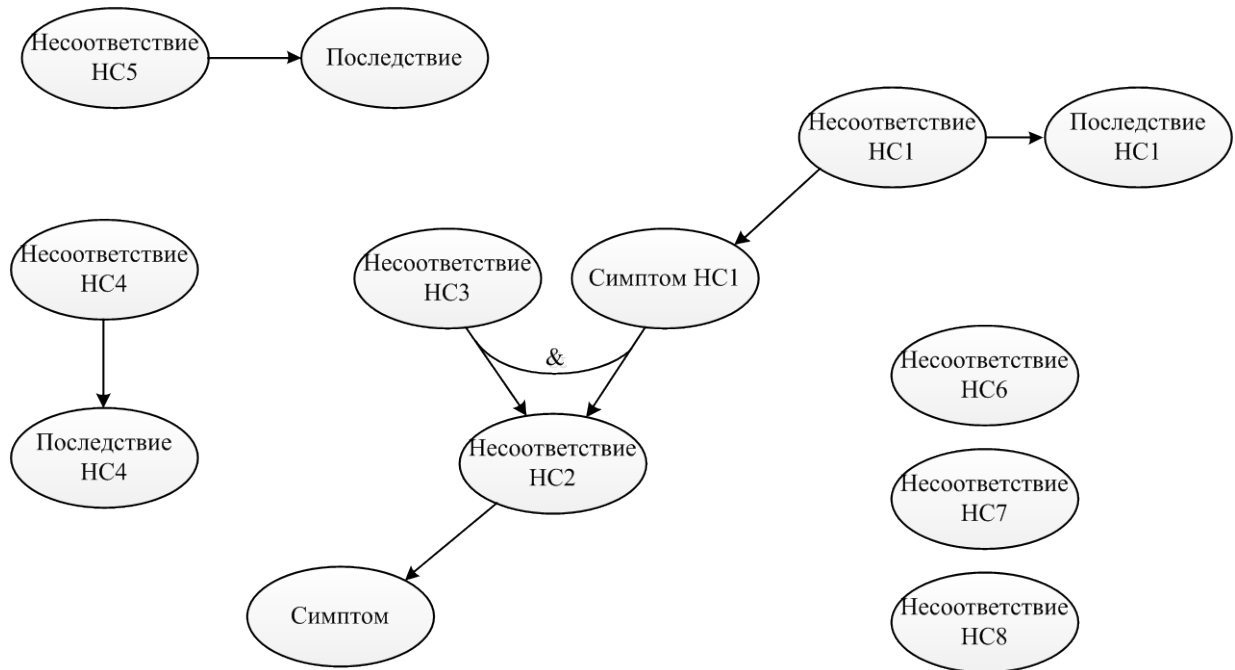


Рис.4.8. Пример диаграммы связей (несвязный граф)

1.6. Для каждого узла на диаграмме связей необходимо определить его прямые причины. Для этого следует задать вопрос «Почему происходит это явление?» для всех узлов, для которых не определены причины. Найденные новые факторы добавляются на диаграмму и

связываются наиболее распространенными типами связей 1.5.1–1.5.5. Шаг 1.6 продолжается до тех пор, пока не будут выявлены корневые причины, т.е. узлы-явления, причины которых лежат вне *зоны управления* (в которой возможно прямое воздействие и устранение этих причин) или вне *зоны воздействия* (возможно косвенное влияние на эти причины). Хотя причины корневых причин также могут быть найдены, их можно не указывать, так как они находятся за пределами зон управления и воздействия.

1.7. Как только выявлены все корневые причины, и больше не осталось узлов, кроме корневых, для которых причины не были выявлены, построение диаграммы завершается. Если граф до сих пор является несвязным, следует попытаться найти Λ -структуры, которые соединяют корневые причины двух частей графа (как на рис.4.9). Если таких связей выявить не удастся, то каждая часть несвязного графа рассматривается в дальнейшем как самостоятельная структура.

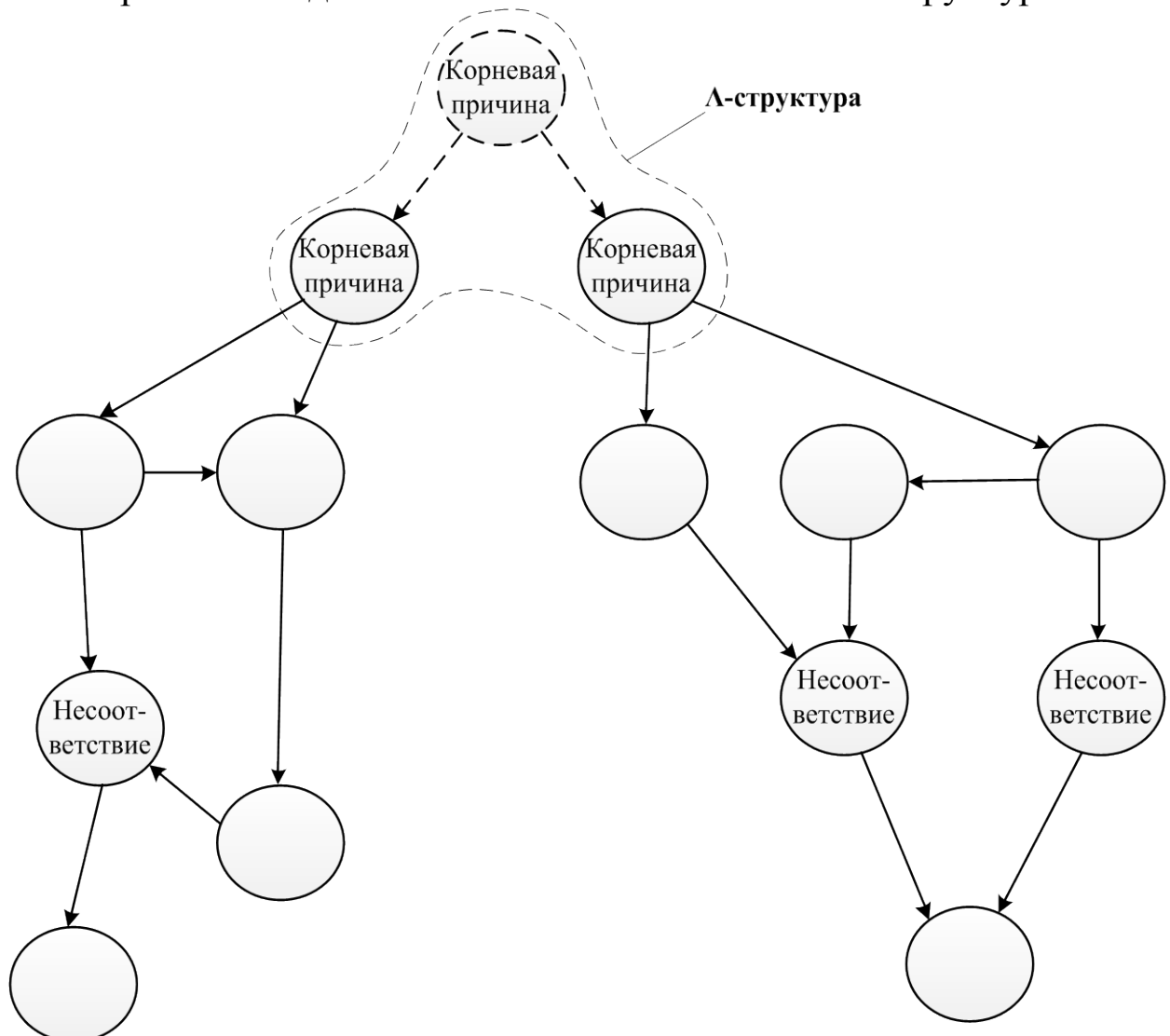


Рис.4.9. Пример связи двух подграфов с помощью Λ -структуры с

общей корневой причиной

1.8. Следует пересмотреть диаграмму, добавить недостающие горизонтальные связи, а также, по возможности, сократить число входящих дуг в каждую вершину до трех (в крайнем случае, 4–5 причин) — оставить только основные причины. Следует также уделить внимание вершинам, не имеющим последствий, и, при необходимости, дополнить диаграмму новыми узлами. Окончательная диаграмма должна быть проверена на отсутствие ориентированных циклов обратных связей (что связано с ограничениями математического аппарата байесовых сетей).

Этап 2. Построение графа причинной байесовой сети

2.1. Каждый узел на диаграмме связей, построенной в результате выполнения этапа 1, следует формально описать в виде дискретной случайной переменной и задать множество её значений. При этом возможны следующие типы переменных (в зависимости от множества принимаемых значений):

2.1.1. *Булева переменная* принимает два значения: ИСТИНА или ЛОЖЬ.

2.1.2. *Многозначная переменная* принимает значения, в том числе свыше двух, из некоторого конечного множества взаимоисключающих событий.

2.1.3. *Числовая переменная* принимает в качестве значений конечное множество целых или вещественных чисел.

2.1.4. *Интервальная переменная* в качестве значений принимает конечное множество непересекающихся числовых интервалов.

2.2. Все связи на диаграмме связей формально описываются в виде дуг графа причинной байесовой сети, а в узлах этого графа помещаются выделенные на шаге 2.1 случайные переменные и, при необходимости, вспомогательные переменные, упрощающие задание таблиц условных вероятностей и т.п. При построении графа байесовой сети можно воспользоваться следующими шаблонами связей.

2.2.1. *Декомпозиция многозначной случайной переменной* в виде множества булевых переменных. Пример такой декомпозиции приведен на рис.4.10.

2.2.2. *Одна прямая причина без неопределенности* (на рис.4.11 следствие истинно, когда причина истинна, и ложно, когда причина ложна).

2.2.3. *Одна прямая причина с неопределённостью.* В примере, приведенном на рис.4.12, причина A в 90% случаев приводит к возникновению следствия B . А отсутствие причины A гарантирует в 80% случаев ненаступление B . В остальных случаях исход B определяется другими причинами, не введёнными в модель, но формально учтёнными в условном распределении $P(B|A)$.

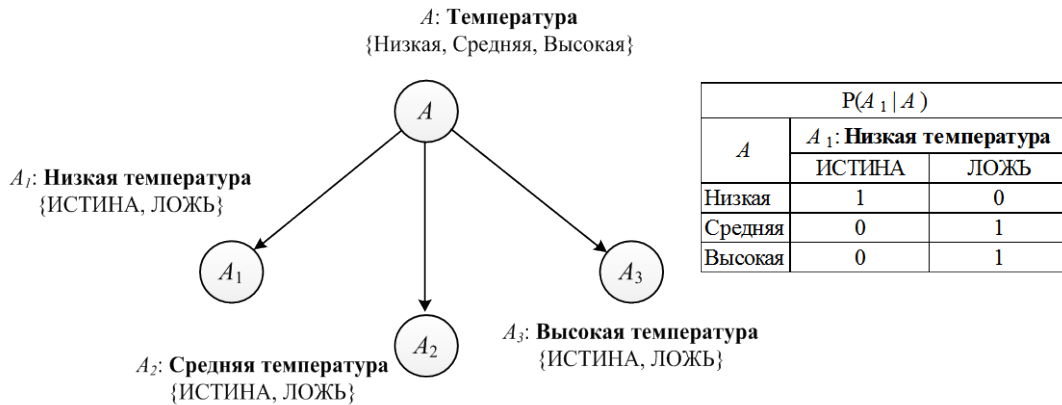


Рис.4.10. Декомпозиция многозначной случайной переменной

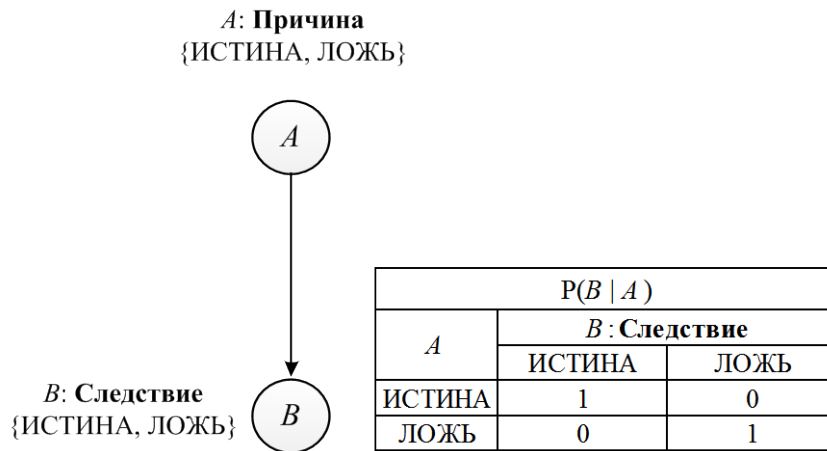


Рис.4.11. Одна прямая причина без неопределенности

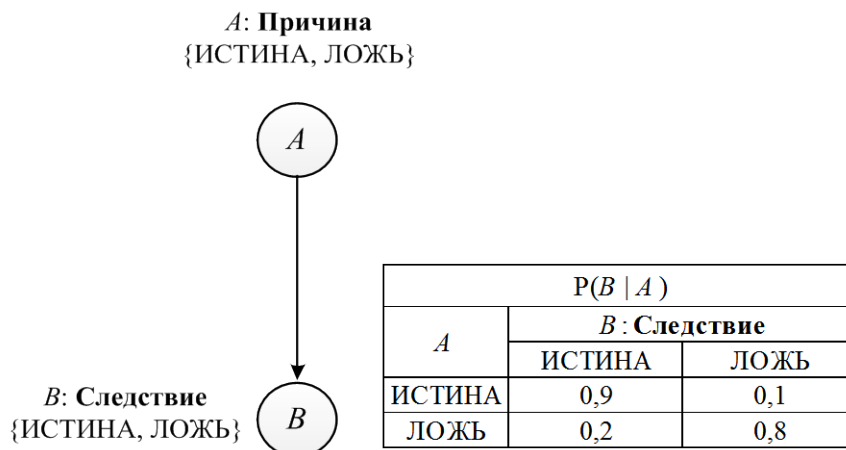


Рис.4.12. Одна прямая причина с неопределённостью

2.2.4. *Несколько прямых причин без неопределенности.* На рис.4.13 *A* и *B* — две прямые причины, которые вместе приводят к наступлению следствия *C*.

2.2.5. *Несколько прямых причин с неопределенностью* (рис.4.14).

2.2.6. *Альтернативные причины.* Рис.4.15 иллюстрирует следующие причинно-следственные связи: *C* возникло только по причине *A* в 90% случаев наступления *A*; *C* возникло по причине *B* в 80% случаев наступления *B*; когда *A* и *B* не наблюдались, вероятность возникновения *C* = 10%; когда наблюдались обе причины *A* и *B*, вероятность возникновения *C* = 95%.

A: Причина А {ИСТИНА, ЛОЖЬ} *B*: Причина В {ИСТИНА, ЛОЖЬ}

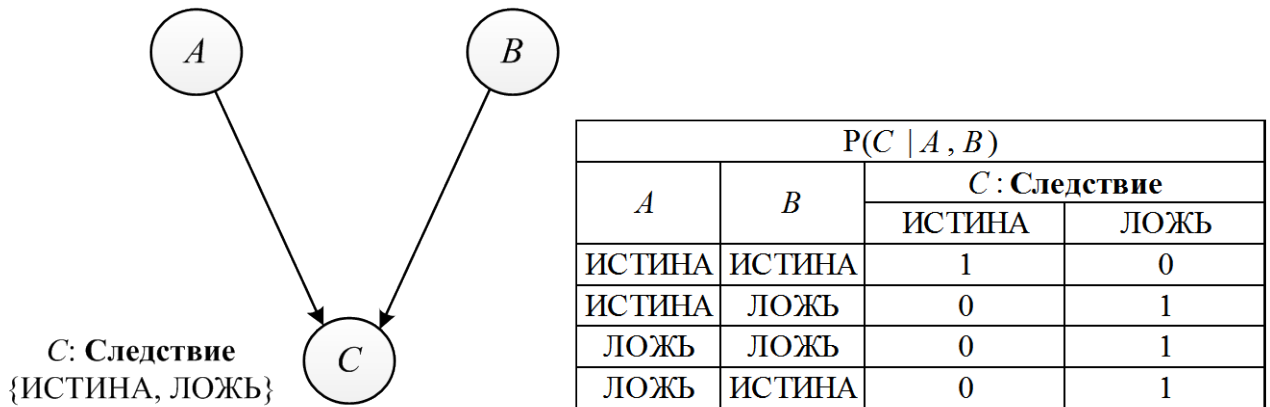


Рис.4.13. Несколько прямых причин без неопределенности

A: Причина А {ИСТИНА, ЛОЖЬ} *B*: Причина В {ИСТИНА, ЛОЖЬ}

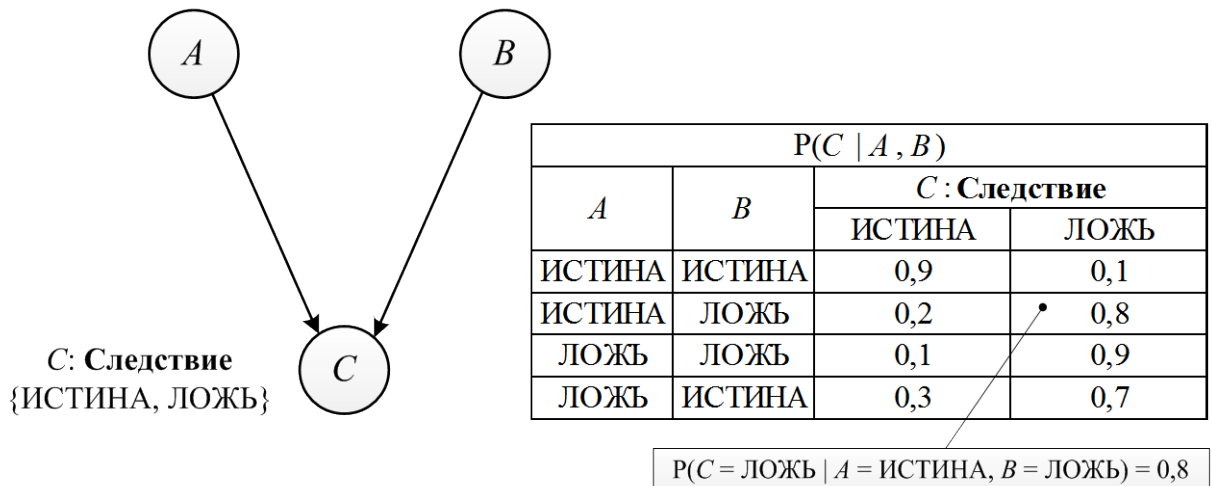


Рис.4.14. Несколько прямых причин с неопределенностью

2.2.7. Далее рассмотрим способы представления логических операций над булевыми переменными с помощью условного распределения: *логическое отрицание* (рис.4.16 а), *логическое И* (рис.4.16 б), *логическое ИЛИ* (рис.4.16 в).

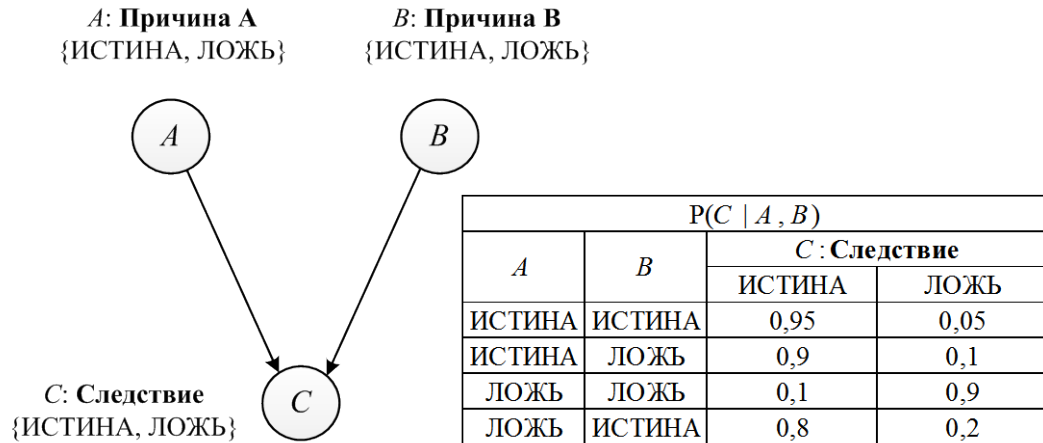
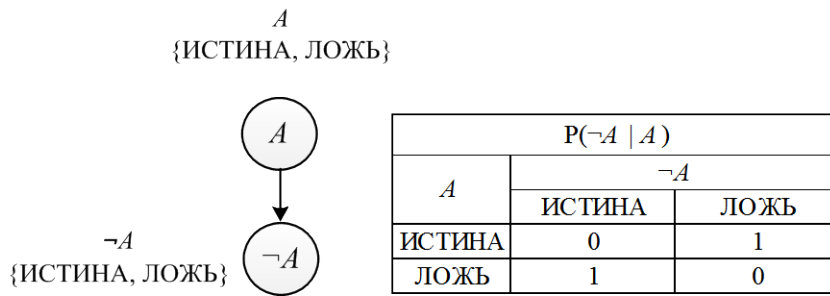
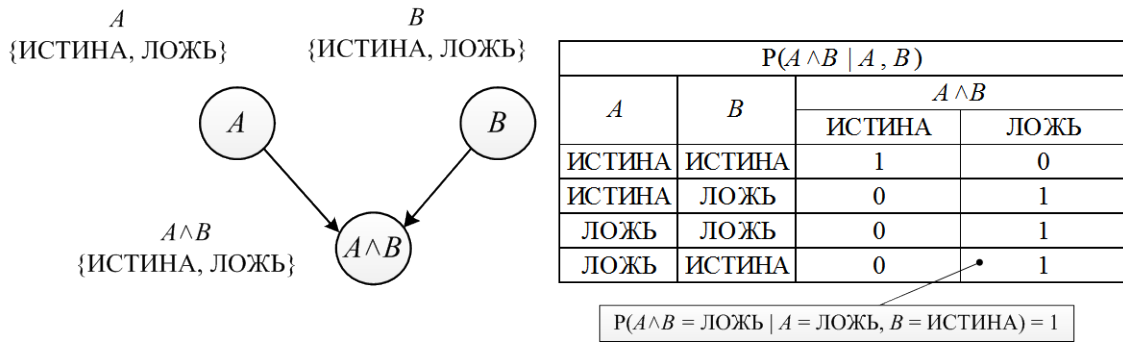


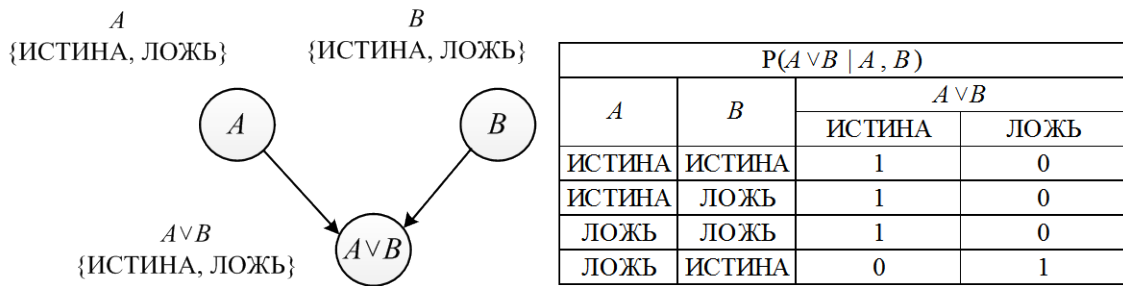
Рис.4.15. Альтернативные причины



а) Логическое отрицание



б) Логическое И



в) Логическое ИЛИ

Рис.4.16. Представление логических операций
2.2.8. Вершина-классификатор (рис.4.17).

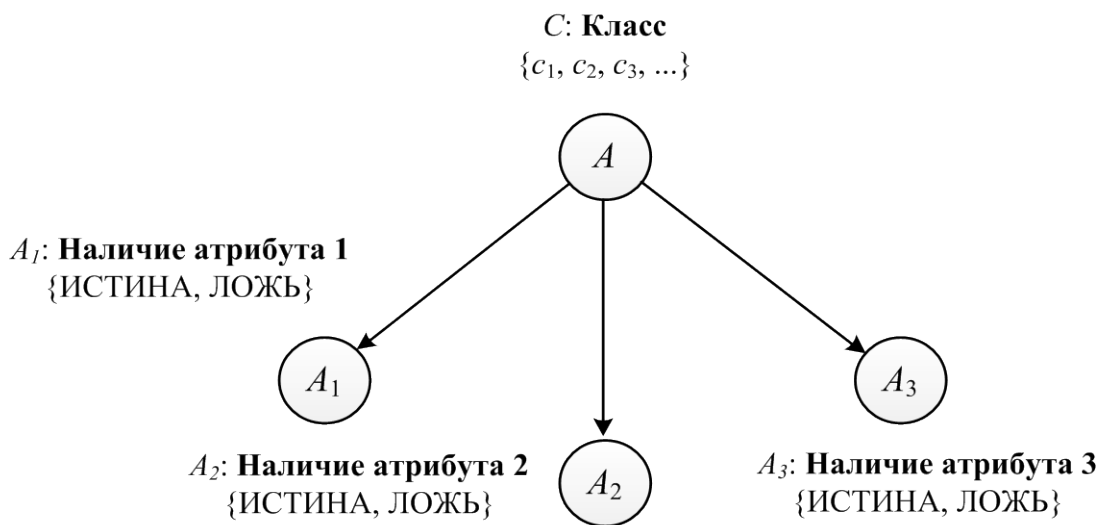


Рис.4.17. Вершина-классификатор

2.2.9. Вершина-измерение (рис.4.18)

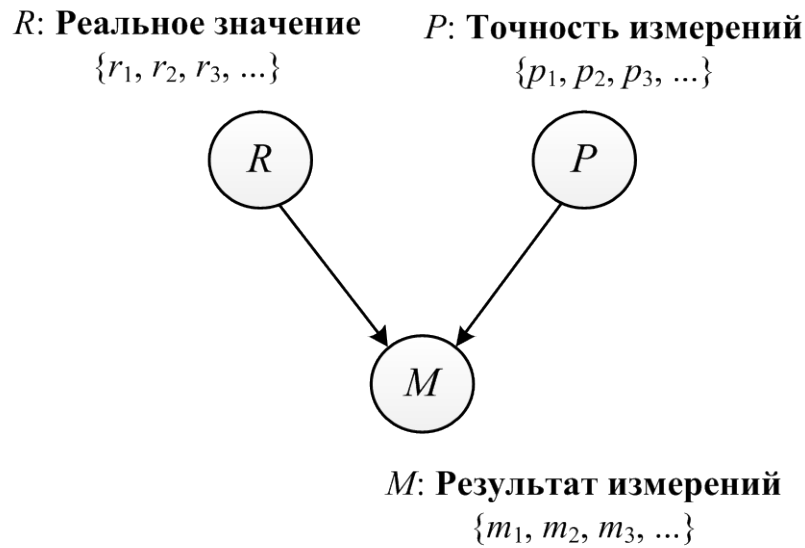


Рис.4.18. Вершина-измерение

2.3. После построения граф байесовой сети проверяется на наличие двух свойств:

- 1) в графе отсутствуют ориентированные циклы;
- 2) множество значений любой случайной переменной-вершины в графе представляет собой множество несовместных событий.

Если эти свойства выполняются, то построение графа завершается, иначе необходимо корректировать граф БС до тех пор, пока свойства 1) и 2) не окажутся истинными (т.е. процесс построения графа БС возвращается к шагу 2.1). В результате получим граф причинной байесовой сети G с множеством вершин $\mathbf{V} = \{V_i\}$, с каждой из которых соотнесена случайная переменная V_i .

Этап 3. Определение априорных условных и маргинальных вероятностных распределений

3.1. Для каждой переменной V , не имеющей родителей в графе G , определяется вероятностное распределение над множеством ее значений (таблица безусловных вероятностей) на основе статистической информации об этой переменной (например, вероятностное распределение уже известно либо имеется информация о частотах выпадения тех или иных значений переменной V), а при отсутствии такой информации — на основе мнения эксперта (задаются субъективные вероятности — степени доверия). Если имеется статистическая ин-

формация о частотах выпадения тех или иных значений переменной V , то расчет вероятностей может быть проведен на основе частотной трактовки вероятности по следующей формуле:

$$P(v) = \frac{N_v}{N}, \quad (4.1)$$

где v — одно из значений переменной V ; N_v — число исходов, при которых наблюдалось событие $\{V = v\}$; N — общее число исходов.

3.2. Для каждой переменной V , которая имеет родителей (множество переменных \mathbf{PA}_V) в графе G , определяется таблица условных вероятностей над множеством ее значений на основе статистической информации об этой переменной, а при отсутствии такой информации — на основе мнения эксперта. Если имеется статистическая информация о частотах выпадения тех или иных значений переменной V и переменных из множества \mathbf{PA}_V , то расчет вероятностей может быть проведен на основе частотной трактовки вероятности по следующей формуле:

$$P(v|\mathbf{pa}) = \frac{N_{v,\mathbf{pa}}}{N_{\mathbf{pa}}}, \quad (4.2)$$

где v — одно из значений переменной V ; \mathbf{pa} — одна из возможных конфигураций множества \mathbf{PA}_V ; $N_{v,\mathbf{pa}}$ — число исходов, при которых наблюдалось совместное наступление событий $\{V = v\}$ и $\{\mathbf{PA}_V = \mathbf{pa}\}$ (\mathbf{PA}_V имеет конфигурацию \mathbf{pa}); $N_{\mathbf{pa}}$ — число исходов, при которых наблюдалось событие $\{\mathbf{PA}_V = \mathbf{pa}\}$.

Таким образом, в результате выполнения этапов 1–3 получим причинную байесову сеть с графом G с множеством вершин \mathbf{V} и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$.

4.2. Алгоритм автоматизированного построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий процессов проекта создания СМК на основе статистических данных

Алгоритм IC (алгоритм 2.1, глава 2) структурного обучения байесовых сетей, предложенный Дж. Перлом и Т. Верма, позволяет на основе полного совместного распределения $P(\mathbf{v})$ найти максимально ориентированный паттерн причинной байесовой сети. В данном разделе предлагается улучшение алгоритма IC, которое мы назвали *алгоритмом IC₂* (IC версии 2). Предлагаемый алгоритм позволяет избавиться от двух основных ограничений алгоритма IC:

- 1) необходимости задания полного совместного распределения $P(\mathbf{v})$;
- 2) невозможности выявить все причинно-следственные связи на основе статистических данных (это ограничение не может быть снято полностью).

Для устранения первого недостатка предлагается использовать статистический G-тест. Наличие полностью заданного $P(\mathbf{v})$ является «недостижимой роскошью» для большинства прикладных задач: чаще всего исследователь имеет лишь ограниченное количество наблюдений. Несмотря на то, что на их основе может быть рассчитано $P(\mathbf{v})$, оно в условиях недостатка наблюдений будет представлять собой частотные вероятности, т.е. являться приближенным. Решить эту проблему можно, воспользовавшись G-тестом на проверку гипотезы об условной независимости между случайными переменными в статистических данных. Второй недостаток, подробно описанный в п.2.3.3.3 (подраздел «проблема эквивалентности»), является следствием фундаментального свойства причинных байесовых сетей и отражает особенности вероятностной концепции причинности вообще: одних только вероятностей недостаточно для выявления на их основе всех причинно-следственных связей. Математически эта особенность выражается через понятие класса эквивалентности с точки зрения наблюдений и понятие паттерна байесовой сети. В указанных пунктах приведены виды дополнительной причинной информации, которая не может быть выявлена на основе вероятностного распределения или данных, однако только совместно с вероятностным распределением она позволяет выявить все (или большинство) причинно-следственных связей в данных. Один из типов этой информации — *информация о предшествовании во времени*. В гл. 2 приведены типы причин, традиционно применяемые в методе анализа корневых причин при устранении проблем в области качества. Данные типы причин представляют собой один из способов задания отношений предшествования во времени между случайными переменными. Формализация этих типов причин (корневая причина, причина первого уровня, причина высокого уровня) с помощью математического аппарата причинных байесовых сетей позволяет сформулировать дополнительные правила ориентирования ребер в паттерне байесовой сети. При этом подразумевается, что информация о причинных

иерархиях получена на основе знаний экспертов либо известна из других источников.

Постановка задачи. Пусть $\mathbf{V} = \{V_i\} = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ — множество дискретных случайных переменных. Пусть \mathbf{D} — данные о принятых значениях переменных из \mathbf{V} , на основе которых проводится выявление причинно-следственных связей между переменными из \mathbf{V} . \mathbf{D} представляют собой множество конфигураций \mathbf{V} , т.е.

$$\mathbf{D} = \{\mathbf{v}_s\} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N\},$$

где \mathbf{v}_s — конфигурация \mathbf{V} , представляющая собой множество означиваний $\mathbf{v}_s = \{v_i^s\} = \{v_1^s, v_2^s, \dots, v_n^s\} = \{V_1 = v_1^s, V_2 = v_2^s, \dots, V_n = v_n^s\}$, где v_i^s — значение переменной V_i , принятое в конфигурации \mathbf{v}_s ; N — общее число конфигураций в \mathbf{D} (размер выборки). При этом данные \mathbf{D} не содержат пропусков (все переменные получили означивание). Пусть \mathbf{C} — дополнительная информация о причинности, формально заданная в виде множества *причинных иерархий* (см. ниже). Необходимо построить граф причинной байесовой сети $G = \mathbf{H}(\mathbf{D}, \mathbf{C})$, который даёт причинно-следственное объяснение данным \mathbf{D} , или, другими словами, каждая дуга в графе G отражает отношение прямой причинно-следственной связи между соответствующими переменными из \mathbf{V} , которые получены на основе данных \mathbf{D} и информации о причинности \mathbf{C} .

Рис.4.19 иллюстрирует основные этапы предлагаемого алгоритма IC_2 , который решает поставленную задачу.

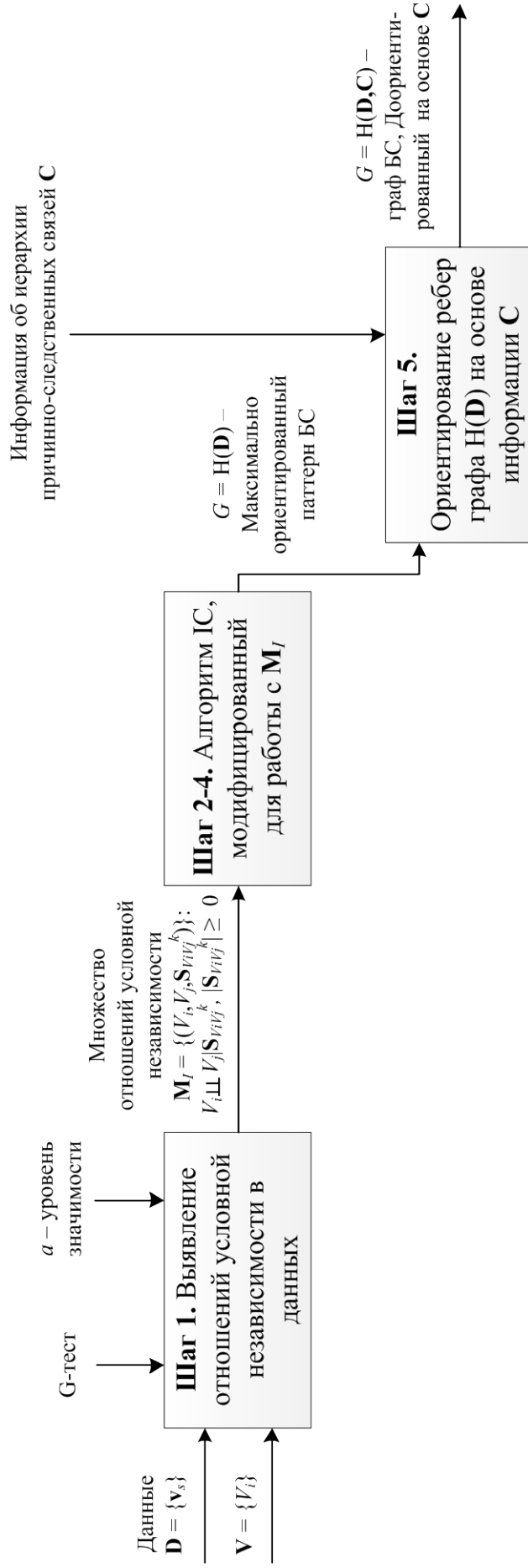


Рис.4.19. Основные этапы алгоритма IC₂

На первом шаге алгоритма с помощью G-теста выявляются отношения условной независимости в статистических данных. Каждое такое отношение, подтвержденное тестом с уровнем значимости α , добавляется в множество \mathbf{M}_I . Шаги 2–4 представляют собой шаги исходного алгоритма IC, адаптированные для работы с множеством \mathbf{M}_I . На 5 шаге осуществляется ориентация ребер в графе $H(\mathbf{D})$ с помощью дополнительных правил на основе причинной информации \mathbf{C} .

Применение G-теста для выявления отношений условной независимости. Обозначим через $\mathbf{M}_I = \{(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)\}$ множество троек, представляющих собой отношения условной независимости вида $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, где V_i, V_j — случайные переменные из \mathbf{V} , причем $V_i \neq V_j$; $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ — множество случайных переменных, такое, что $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k \subset \mathbf{V}$, $V_i \notin \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, $V_j \notin \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$; $k = 1, 2, \dots, R$, где R — общее число различных множеств $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, которые могут быть найдены для пары переменных (V_i, V_j) .

Введем следующие обозначения для нулевой и альтернативной гипотезы:

$$H_0: V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k; H_1: V_i \not\perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k.$$

Обозначим через $G_\alpha(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$ результат выполнения G-теста для проверки гипотезы H_0 с заданным уровнем значимости α . Причем гипотеза H_0 принимается с уровнем значимости α , если $G_\alpha = (V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k) = 1$, и отклоняется, если $G_\alpha = (V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k) = 0$. Тогда, с учетом формул (2.8), (2.11) и введенных обозначений, G_α примет вид

$$G_\alpha(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k) = \begin{cases} 1, & P_{\chi^2(df)}(x \geq G^2) < \alpha, \\ 0, & P_{\chi^2(df)}(x \geq G^2) \geq \alpha, \end{cases}$$

где $P_{\chi^2(df)}(x \geq G^2)$ — правосторонняя критическая область хи-квадрат распределения с числом степеней свободы df ; G^2 — константа (2.9), (2.12); α — уровень значимости.

С учетом введенных обозначений и формул (2.9), (2.12), константа G^2 рассчитывается по формуле

$$G^2 = \begin{cases} 2 \sum_{v_i, v_j} N_{v_i v_j} \cdot \ln \left(\frac{N_{v_i v_j} \cdot N}{N_{v_i} \cdot N_{v_j}} \right), & \mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \emptyset, \\ 2 \sum_{v_i, v_j, s} N_{v_i v_j s} \cdot \ln \left(\frac{N_{v_i v_j s} \cdot N}{N_{v_i s} \cdot N_{v_j s}} \right), & \mathbf{S}_{V_i V_j}^k \neq \emptyset, \end{cases} \quad (4.3)$$

где v_i, v_j — значения переменных V_i, V_j ; \mathbf{s} — конфигурация множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, при этом в первом случае суммирование ведется по всем возможным значениям v_i, v_j , а во втором — по всем возможным значениям v_i, v_j и всем возможным конфигурациям \mathbf{s} ; N — общее число конфигураций в множестве \mathbf{D} ; N_{v_i} — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_i = v_i\}$, N_{v_j} — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_j = v_j\}$; $N_{v_i v_j}$ — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_i = v_i, V_j = v_j\}$; $N_{v_i v_j \mathbf{s}}$ — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_i = v_i, V_j = v_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \mathbf{s}\}$, где запись $\{\mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \mathbf{s}\}$ означает, что случайные переменные множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ приняли вектор значений (конфигурацию) \mathbf{s} ; $N_{v_i \mathbf{s}}$ — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_i = v_i, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \mathbf{s}\}$; $N_{v_j \mathbf{s}}$ — число конфигураций в множестве \mathbf{D} , для которых справедливо событие $\{V_j = v_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \mathbf{s}\}$; $\ln(\cdot)$ — натуральный логарифм.

Число степеней свободы df с учетом введенных обозначений и формул (2.10), (2.13) рассчитывается по формуле

$$df = \begin{cases} (\|V_i\| - 1)(\|V_j\| - 1), \mathbf{S}_{V_i V_j}^k = \emptyset, \\ (\|V_i\| - 1)(\|V_j\| - 1) \cdot \prod_{S \in \mathbf{S}_{V_i V_j}^k} \|S\|, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k \neq \emptyset, \end{cases}$$

где $\|V_i\|, \|V_j\|$ — число значений, которые принимают переменные V_i, V_j ; S — случайная переменная из $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$; $\|S\|$ — число значений, которые принимает переменная S , а умножение проводится по всем $S \in \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$.

Приведенные формулы позволяют выявить все отношения условной независимости в данных \mathbf{D} с уровнем значимости α . Алгоритм выявления этих отношений заключается в следующем. Рассматриваются все пары различных переменных (V_i, V_j) , и для каждой пары генерируются все возможные множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, начиная с пустого множества, т.е. $\mathbf{S}_{V_i V_j}^0 = \emptyset$, и заканчивая множеством $\mathbf{S}_{V_i V_j}^R = \mathbf{V} \setminus \{V_i, V_j\}$.

Затем для каждой тройки $(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$ проверяется гипотеза об условной независимости с помощью G -теста, т.е. необходимо рассчитать $G_\alpha(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$, причем если $G_\alpha = 1$, то тройка $(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$ добавляется во множество \mathbf{M}_I , иначе рассматривается следующая тройка $(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^{k+1})$. Алгоритм завершается, когда рассмотрены все пары (V_i, V_j) и все множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$.

При этом следует заметить, что даже для небольшого по размеру множества \mathbf{V} , перебор всех троек $(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$ и расчет формулы (4.3) является крайне неэффективным с вычислительной точки зрения: число различных троек $(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)$ и время выполнения алгоритма будет расти экспоненциально с ростом размера множества \mathbf{V} . Для решения этой проблемы можно воспользоваться идеей, впервые предложенной в алгоритме *PC* (*Peter&Clark algorithm, алгоритм Питера-Кларка*) структурного обучения байесовых сетей (алгоритм *PC* в отличие от *IC* не использует гипотезы о минимальности и стабильности и позволяет найти как можно более ориентированный граф байесовой сети (а не паттерн, как это делает алгоритм *IC*). Недостатком алгоритма *PC* является то, что он не учитывает локальные критерии причинности и не гарантирует, что дуга в графе будет отражать отношение прямой причинно-следственной связи). П. Спартс и К. Глаймоур в [135] предложили алгоритм построения графа байесовой сети на основе вероятностного распределения, в котором отношения условной независимости выявляются на основе распределения путем перебора троек вида (A, B, \mathbf{S}_{AB}) . При этом перебор начинается с множества \mathbf{S}_{AB} с размером 0, затем с размером 1, 2, 3, 4 и т.д. до s . В данном случае $s = 0, 1, 2, 3, \dots$ ограничивает размер множества \mathbf{S}_{AB} и сокращает общее число рассматриваемых троек (A, B, \mathbf{S}_{AB}) . Воспользовавшись этой идеей, но уже для повышения вычислительной эффективности расчета G -теста, первый шаг алгоритма IC_2 будет иметь следующий вид.

Алгоритм 4.1. *Выявление отношений условной независимости на основе G -теста* (Шаг 1 алгоритма IC_2).

Вход:

- $\mathbf{V} = \{V_i\} = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ — множество дискретных случайных переменных;
- $\mathbf{D} = \{\mathbf{v}_s\} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N\}$ — данные о принятых значениях

переменных из \mathbf{V} ;

- α — уровень значимости;
- \tilde{s} — максимальный размер множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$.

Выход: $\mathbf{M}_I = \{(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)\}$ — множество отношений условной независимости вида $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, \mathbf{M}_I изначально пустое ($\mathbf{M}_I = \emptyset$).

1. Для каждой пары различных случайных переменных (V_i, V_j) из \mathbf{V} выполнить цикл.

1.1. Присвоить $s := 0$.

1.2. До тех пор, пока $s \leq \tilde{s}$, выполнять цикл.

1.2.1. Выполнить G-тест для проверки условной независимости $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ для любого множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, такого, что $V_i, V_j \notin \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ и $|\mathbf{S}_{V_i V_j}^k| = s$. Если условная независимость подтверждается G-тестом с уровнем значимости α (т.е. если $G_\alpha(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k) = 1$), то добавить отношение $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ в множество отношений условной независимости \mathbf{M}_I . Если гипотеза не подтверждается, то перейти к следующему множеству $\mathbf{S}_{V_i V_j}^{k+1}$.

1.2.2. Если проверены все множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ с размером, равным s , то присвоить $s := s + 1$.

1.3. Когда рассмотрены все $s \leq \tilde{s}$, то перейти к следующей паре переменных (V_i, V_j) и возвратиться к шагу 1.1.

2. На выходе данного алгоритма получим множество отношений условной независимости $\mathbf{M}_I = \{(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)\}$, $i, j, k = 1, 2, 3, \dots$

Формализация основных типов причин несоответствий с помощью аппарата причинных байесовых сетей. В гл. 2 были даны неформальные определения терминов «корневая причина», «причина первого уровня», «причина высокого уровня», традиционно применяемые при решении проблем в области качества на основе методологии анализа корневых причин, а также их аналоги — проксимативная и ультимативная причина. Дадим формальные определения указанных типов причин, пользуясь математическим аппаратом причинных байесовых сетей (ПБС), при этом будем руководствоваться следующими идеями (рис.4.20):

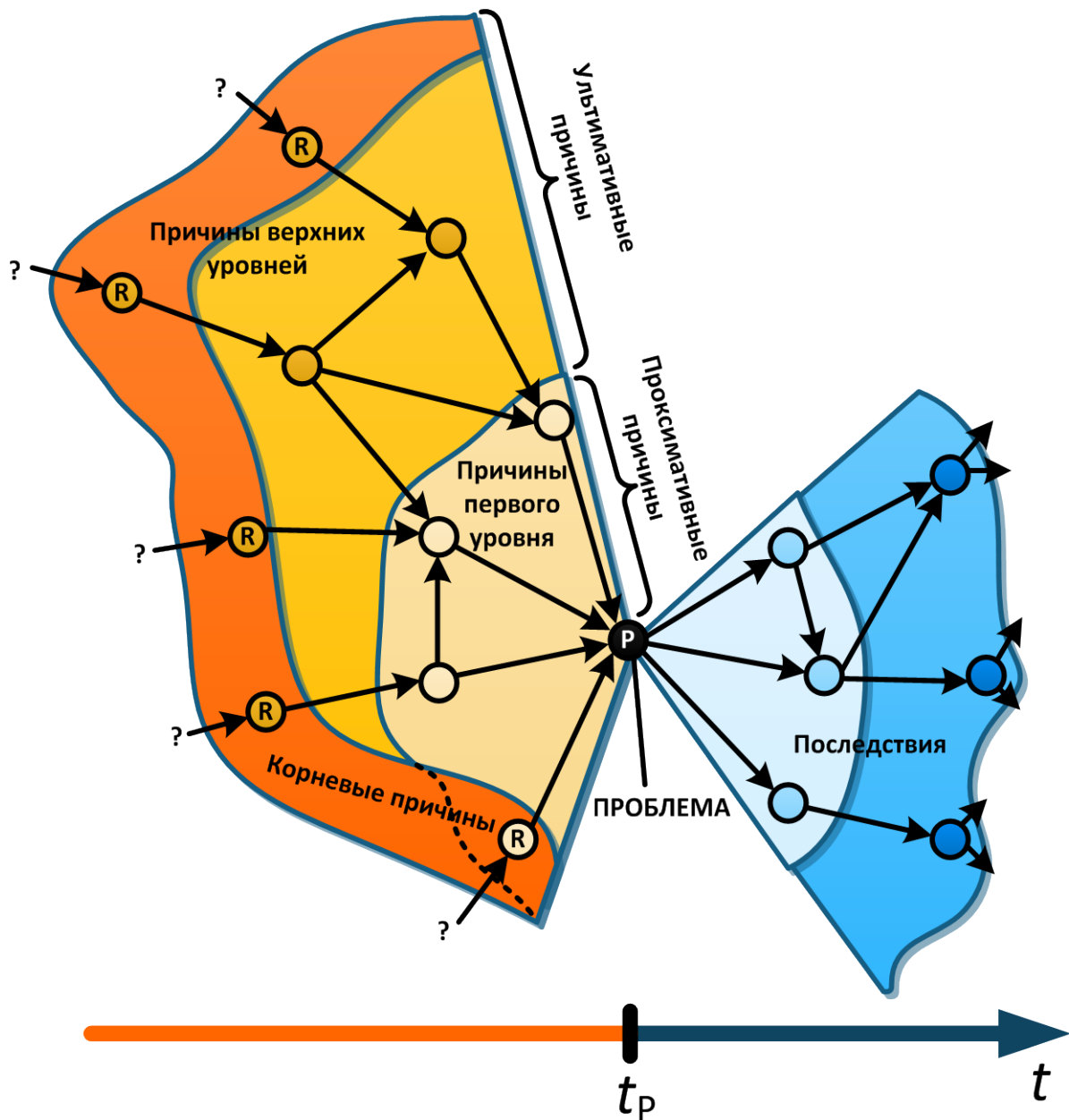


Рис.4.20. Иерархия причин в контексте математического аппарата причинных байесовых сетей

– дуга в ПБС представляет собой отношение прямой причинно-следственной связи (связь $A \rightarrow B$ означает « A является прямой причиной B »);

– термины «причина первого уровня», «проксимативная причина» и «прямая причина» эквивалентны и могут быть выражены формально через дугу в ПБС;

– термин «причина высокого уровня» представляет собой не-прямую причину, которая оказывает влияние на целевую (проблем-

ную) переменную-вершину посредством цепочки причинно-следственных связей. Формально это означает, что в ПБС существует ориентированный путь из вершины — причины высокого уровня в целевую (проблемную) вершину, при этом данная причина не является прямой причиной проблемы. Причине высокого уровня эквивалентны термины «ультимативная причина», «непрямая причина»;

– корневая причина – это причина высокого уровня либо причина первого уровня, для которых в графе ПБС не задано родительских вершин.

С учетом изложенного, дадим следующие определения. Обозначим через $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ причинную байесову сеть (ПБС) с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} .

Определение 4.1. *Причина первого уровня (или проксимативная, прямая причина).* Переменная X называется *причиной первого уровня* другой переменной Y в ПБС $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, если X является родительской для Y в графе G , или, иными словами, $X \in \mathbf{PA}_Y$, где \mathbf{PA}_Y — множество родительских вершин Y в графе G .

Определение 4.2. *Причина высокого уровня (или ультимативная, непрямая причина).* Переменная X называется *причиной высокого уровня* другой переменной Y в ПБС $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, если существует ориентированный путь из X в Y , и X не принадлежит \mathbf{PA}_Y (т.е. $X \notin \mathbf{PA}_Y$).

Определение 4.3. *Корневая причина.* Переменная X называется *корневой причиной* другой переменной Y в ПБС $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, если X не имеет родителей в графе G (т.е. $\mathbf{PA}_X = \emptyset$), и существует ориентированный путь из X в Y .

Определение 4.4. *Последствие.* Переменная X называется *последствием* другой случайной переменной Y (а Y называется *причиной X*) в ПБС $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, если существует ориентированный путь из Y в X в графе G .

Пусть $F_i, F_i \in \mathbf{V}$ — проблемная переменная (например, дефект, отказ, несоответствие и т.п.). Пусть $\mathbf{F} = \{F_i\}$ — множество всех проблемных переменных в \mathbf{V} , $\mathbf{F} \subset \mathbf{V}$. Тогда, согласно определениям 4.1–4.4, для каждой F_i могут быть определены 3 непересекающихся множества переменных \mathbf{TLC} , \mathbf{FLC} и \mathbf{E} , где $\mathbf{TLC} \subset \mathbf{V}$ — причины высоких уровней проблемы F_i , $\mathbf{FLC} \subset \mathbf{V}$ — причины первого уровня проблемы F_i и $\mathbf{E} \subset \mathbf{V}$ — последствия проблемы F_i . Пусть $\mathbf{RC} = \mathbf{RC}_T \cup \mathbf{RC}_F$ —

множество корневых причин проблемы F_i , где \mathbf{RC}_T — множество переменных, которые являются причинами высокого уровня и корневыми причинами проблемы F_i (или, другими словами, \mathbf{RC}_T — причины высокого уровня, не имеющие родителей в графе G), и \mathbf{RC}_F — множество переменных, которые являются причинами первого уровня и корневыми причинами проблемы F_i . Исходя из этого, $\mathbf{RC}_T \subseteq \mathbf{TLC}$ и $\mathbf{RC}_F \subseteq \mathbf{FLC}$.

Определение 4.5. *Причинная иерархия проблемы.* Пусть $\mathbf{H}_{F_i} = \langle \mathbf{RC}, \mathbf{TLC}, \mathbf{FLC}, \mathbf{E} \rangle$ — кортеж множеств переменных. \mathbf{H}_{F_i} называется *причинной иерархией* для проблемной переменной F_i в ПБС $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, если \mathbf{RC} — множество корневых причин F_i , \mathbf{TLC} — множество причин высокого уровня F_i , \mathbf{FLC} — множество причин первого уровня F_i , \mathbf{E} — множество последствий F_i .

Приведенные причины формируют примерно следующую цепочку причинно-следственных связей: корневая причина \rightarrow причины высокого уровня \rightarrow причины первого уровня \rightarrow проблема \rightarrow последствия. Тогда общая идея улучшения алгоритма IC будет выглядеть следующим образом: если в паттерне байесовой сети, полученном на выходе алгоритма IC, имеется ребро вида $A \rightarrow B$, при этом A является корневой причиной, а B — причиной высокого уровня (или A — проблема, а B — последствие и т.д.), то ребро $A \rightarrow B$ следует ориентировать в дугу $A \rightarrow B$ в том и только том случае, когда это ориентирование не приводит к появлению ориентированного цикла в графе ПБС и не создает новых v -структур в этом графе (ориентирование $B \rightarrow A$ противоречит здравому смыслу).

На самом деле отношения предшествования между различными типами причин не ограничиваются приведенной цепочкой. Рис.4.21 иллюстрирует все возможные причинно-следственные отношения в причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} для проблемы F_i . Каждая стрелка означает возможную прямую причинную связь между переменными в соответствующих множествах, или, другими словами, дугу в ПБС. На данной диаграмме \mathbf{V}' — множество всех остальных переменных за исключением F_i , \mathbf{RC} , \mathbf{TLC} , \mathbf{FLC} , и \mathbf{E} (отношения между \mathbf{V}' и этими множествами не показаны).

Ниже приводится дополнительный 5 шаг алгоритма IC₂. Применение данного шага позволяет использовать причинные иерархии в качестве дополнительной информации для ориентирования большего числа дуг в паттерне ПБС. Входом этого шага является паттерн $\mathbf{H}(\mathbf{D})$,

полученный в результате выполнения алгоритма IC , а его результатом является частично ориентированный граф $H(D, C)$, соответствующий причинной информации C , которая представляет собой множество причинных иерархий для множества некоторых проблемных переменных.

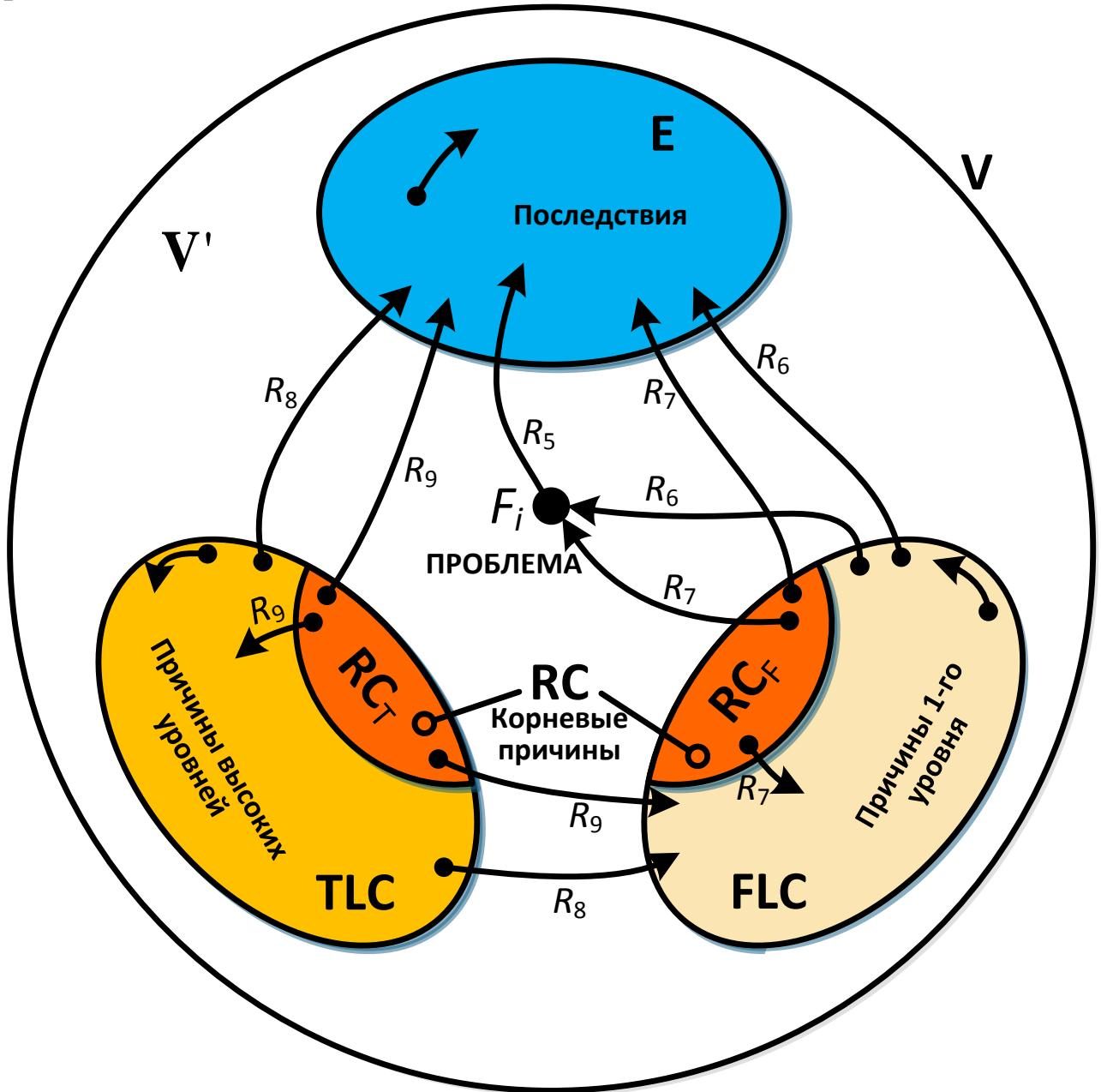


Рис.4.21. Диаграмма Эйлера-Венна, отражающая взаимосвязи между элементами причинной иерархии H_{F_i}

Алгоритм 4.2. Ориентирование ребер на основе информации об иерархии причин (Шаг 5 алгоритма IC_2).

Вход:

- $H(\mathbf{D})$ — паттерн ПБС, полученный в результате выполнения алгоритма IC на основе данных \mathbf{D} .
- $\mathbf{F} = \{F_i\}$ — множество проблемных переменных
- \mathbf{C} — причинная информация, представляющая собой множество причинных иерархий для каждой (или нескольких) проблемной переменной F_i в \mathbf{F} , $\mathbf{C} = \{\mathbf{H}_{F_i}\} = \{\mathbf{H}_{F_1}, \mathbf{H}_{F_2}, \dots\}$.

Выход: $H(\mathbf{D}, \mathbf{C})$ — частично ориентированный граф.

1. Для каждого ребра $A — B$ в графе $H(\mathbf{P})$ проверить два условия:
 - 1) ориентирование $A — B$ в дугу $A \rightarrow B$ не создает новых v -структур в $H(\mathbf{D})$;
 - 2) ориентирование $A — B$ в дугу $A \rightarrow B$ не создает ориентированного цикла в $H(\mathbf{D})$.
2. Если оба условия выполняются, то для каждой причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} в \mathbf{C} использовать следующие 5 правил (R_5 – R_9) для ориентирования $A — B$ в дугу $A \rightarrow B$:
 - R_5 : Ориентировать $A — B$ в $A \rightarrow B$, если A — проблемная переменная и B — следствие (т.е. если $A = F_i \wedge B \in \mathbf{E}$).
 - R_6 : Ориентировать $A — B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{FLC} \wedge A \notin \mathbf{RC} \wedge (B = F_i \vee B \in \mathbf{E})$.
 - R_7 : Ориентировать $A — B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{RC} \wedge A \in \mathbf{FLC} \wedge (B = F_i \vee B \in \mathbf{E} \vee B \in \mathbf{FLC}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.
 - R_8 : Ориентировать $A — B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{TLC} \wedge A \notin \mathbf{RC} \wedge (B \in \mathbf{E} \vee B \in \mathbf{FLC}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.
 - R_9 : Ориентировать $A — B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{TLC} \wedge A \in \mathbf{RC} \wedge (B \in \mathbf{TLC} \vee B \in \mathbf{FLC} \vee B \in \mathbf{E}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.

Следует заметить, что предложенные правила ориентирования паттерна не гарантируют, что не появятся дополнительные v -структуры или ориентированные циклы, поэтому следует контролировать эти события.

Выявление причинных иерархий на основе экспертных знаний может быть проведено с помощью следующей 5-шаговой процедуры. Следует заметить, что выявление причинной иерархии намного проще, чем идентификация порядка предшествования во времени между каждой парой переменных в \mathbf{V} , и намного проще, чем выявление прямых причинно-следственных связей между переменными на основе экспертных знаний.

Алгоритм 4.3. *Выявление причинной иерархии*

Вход: F_i — проблемная переменная; \mathbf{V} — множество случайных переменных.

Выход: \mathbf{H}_{F_i} — причинная иерархия для F_i .

1. Выбрать переменные из \mathbf{V} , которые, по мнению экспертов, каким-либо образом связаны с проблемной переменной F_i , и добавить их в множество \mathbf{S} .

2. Из множества \mathbf{S} переменных, полученного на первом шаге, выбрать те переменные, которые по времени следуют после проблемы F_i . Добавить эти переменные во множество \mathbf{E} в причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} , и удалить их из множества \mathbf{S} .

3. Из множества \mathbf{S} выбрать переменные, которые являются прямыми причинами проблемы F_i . Добавить эти переменные во множество \mathbf{FLC} в причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} и удалить их из \mathbf{S} .

4. Оставшиеся переменные во множестве \mathbf{S} — не прямые причины (причины высоких уровней). Добавить все эти переменные во множество \mathbf{TLC} в причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} .

5. Из множеств \mathbf{FLC} и \mathbf{TLC} выбрать те переменные, которые, по мнению эксперта, не имеют причин среди всех рассматриваемых переменных. Добавить эти переменные во множество \mathbf{RC} в причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} .

С учетом предложенных улучшений алгоритм выявления структуры причинной байесовой сети на основе данных будет выглядеть следующим образом.

Алгоритм 4.4. *Алгоритм IC_2 .*

Вход:

- $\mathbf{V} = \{V_i\} = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ — множество дискретных случайных переменных;
- $\mathbf{D} = \{\mathbf{v}_s\} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N\}$ — данные о принятых значениях переменных из \mathbf{V} ;
- $\mathbf{F} = \{F_i\}$ — множество проблемных переменных;
- α — уровень значимости (для G-теста);
- \tilde{s} — максимальный размер обуславливающего множества \mathbf{S}_{AB} ;
- \mathbf{C} — причинная информация, представляющая собой множество причинных иерархий для каждой (или нескольких) проблемных переменных F_i в \mathbf{F} , $\mathbf{C} = \{\mathbf{H}_{F_i}\} = \{\mathbf{H}_{F_1}, \mathbf{H}_{F_2}, \dots\}$;
 $\mathbf{H}_{F_i} = \{\mathbf{RC}, \mathbf{TLC}, \mathbf{FLC}, \mathbf{E}\}$ — причинно-следственная иерархия

для проблемы $F_i \in \mathbf{F}$, где \mathbf{RC} — множество корневых причин проблемы, \mathbf{TLC} — множество причин верхнего уровня, \mathbf{FLC} — множество причин первого уровня, \mathbf{E} — множество последствий проблемы.

Выход: $\mathbf{H}(\mathbf{D}, \mathbf{C})$ — паттерн байесовой сети для данных \mathbf{D} и причинной информации \mathbf{C} .

Шаг 1. *Выявление отношений условной независимости на основе G-теста.*

1.1. Для каждой пары различных случайных переменных (V_i, V_j) из \mathbf{V} выполнить цикл.

1.1.1. Присвоить $s := 0$.

1.1.2. До тех пор, пока $s \leq \tilde{s}$, выполнять цикл:

I. Выполнить G-тест для проверки условной независимости $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ для любого множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, такого, что $V_i, V_j \notin \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ и $|\mathbf{S}_{V_i V_j}^k| = s$. Если условная независимость подтверждается G-тестом с уровнем значимости α (т.е. если $G_\alpha(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k) = 1$), то добавить отношение $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ в множество отношений условной независимости \mathbf{M}_I . Если гипотеза не подтверждается, то перейти к следующему множеству $\mathbf{S}_{V_i V_j}^{k+1}$.

II. Если проверены все множества $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ с размером, равным s , то присвоить $s := s + 1$.

1.1.3. Когда рассмотрены все $s \leq \tilde{s}$, то перейти к следующей паре переменных (V_i, V_j) и возвратиться к шагу 1.1.1.

1.2. На выходе данного алгоритма получим множество отношений условной независимости $\mathbf{M}_I = \{(V_i, V_j, \mathbf{S}_{V_i V_j}^k)\}$, $i, j, k = 1, 2, 3, \dots$

Шаг 2. *Нахождение скелетона.* Для каждой пары (V_i, V_j) из \mathbf{V} найти, пользуясь отношениями \mathbf{M}_I , множество переменных $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, такое, что справедливо $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ (согласно \mathbf{M}_I). Построить неориентированный граф G , в котором вершины V_i и V_j соединены ребром тогда и только тогда, когда множество $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ не может быть найдено. В итоге получим скелетон G .

Шаг 3. *Выявление v -структур.* Для каждой пары несоседних

вершин (V_i, V_j) с общей соседней вершиной V_c в графе G проверить, используя множество отношений условной независимости \mathbf{M}_I , принадлежит ли V_c хотя бы одному множеству $\mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ такому, что $V_i \perp\!\!\!\perp V_j | \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$ (согласно \mathbf{M}_I).

- 3.1. Если $V_c \in \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, то перейти к следующей тройке вершин (V_i, V_j, V_c) .
- 3.2. Иначе, если $V_c \notin \mathbf{S}_{V_i V_j}^k$, то ориентировать ребра $V_i - V_c - V_j$ в виде $V_i \rightarrow V_c \leftarrow V_j$ и перейти к следующей тройке вершин (V_i, V_j, V_c) . В итоге получим частично ориентированный граф G .

Шаг 4. Ориентирование ребер. Выполнять следующие четыре правила ориентирования ребер ($R_1 - R_4$) до тех пор, пока в графе G имеется возможность ориентирования ребер:

- R_1 : ориентировать $B - C$ в $B \rightarrow C$, если имеется дуга $A \rightarrow B$, причем A и C являются несоседними вершинами;
- R_2 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеется цепочка вида $A \rightarrow C \rightarrow B$;
- R_3 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеются две цепочки вида $A - C \rightarrow B$ и $A - D \rightarrow B$, такие, что вершины C и D несоседние;
- R_4 : ориентировать $A - B$ в $A \rightarrow B$, если имеются две цепочки вида $A - C \rightarrow D$ и $C \rightarrow D \rightarrow B$, такие, что вершины C и B несоседние, а вершины A и D являются соседними.

В итоге получим G — максимально ориентированный паттерн байесовой сети.

Шаг 5. Ориентирование ребер на основе информации об иерархии причин.

- 5.1. Для каждого ребра $A - B$ в графе $H(P)$ проверить два условия:
 - 1) ориентирование $A - B$ в дугу $A \rightarrow B$ не создает новых v -структур в $H(D)$;
 - 2) ориентирование $A - B$ в дугу $A \rightarrow B$ не создает ориентированного цикла в $H(D)$.
- 5.2. Если оба условия выполняются, то для каждой причинной иерархии \mathbf{H}_{F_i} в \mathbf{C} использовать следующие 5 правил ($R_5 - R_9$) для ориентирования $A - B$ в дугу $A \rightarrow B$:

- R_5 : Ориентировать $A \rightarrow B$ в $A \rightarrow B$, если A — проблемная переменная и B — следствие (т.е. если $A = F_i \wedge B \in \mathbf{E}$).
- R_6 : Ориентировать $A \rightarrow B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{FLC} \wedge A \notin \mathbf{RC} \wedge (B = F_i \vee B \in \mathbf{E})$.
- R_7 : Ориентировать $A \rightarrow B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{RC} \wedge A \in \mathbf{FLC} \wedge (B = F_i \vee B \in \mathbf{E} \vee B \in \mathbf{FLC}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.
- R_8 : Ориентировать $A \rightarrow B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{TLC} \wedge A \notin \mathbf{RC} \wedge (B \in \mathbf{E} \vee B \in \mathbf{FLC}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.
- R_9 : Ориентировать $A \rightarrow B$ в $A \rightarrow B$, если $A \in \mathbf{TLC} \wedge A \in \mathbf{RC} \wedge (B \in \mathbf{TLC} \vee B \in \mathbf{FLC} \vee B \in \mathbf{E}) \wedge B \notin \mathbf{RC}$.

В итоге получим $\mathbf{H}(\mathbf{D}, \mathbf{C})$ — паттерн байесовой сети для данных \mathbf{D} и причинной информации \mathbf{C} .

Сравнение разработанного алгоритма \mathbf{IC}_2 с аналогом — алгоритмом \mathbf{IC} . Алгоритмы сравнивались следующим образом. На основе сокращенного варианта байесовой сети для анализа причин дефектов электрических соединителей (далее будем называть эту сеть эталоном для сравнения, рис.4.22) были случайно сгенерированы данные размером $N = 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500, 750, 1000$ и 5000 конфигураций, соответствующие полному совместному распределению сети-эталона. Для более достоверного сравнения алгоритмов было сгенерировано по 5 выборок для каждого размера N . Пример сгенерированных данных приведен в табл.4.1.

Множество несоответствий \mathbf{F} и информация о причинности $\mathbf{C} = \{\mathbf{C}_i\}$ (определение 4.5) для алгоритма \mathbf{IC}_2 были заданы следующим образом:

- Несоответствия: I — нарушение изоляции, J — механическое повреждение, K — растрескивание; $\mathbf{F} = \{I, J, K\}$.
- Несоответствие «Нарушение изоляции»: $\mathbf{E} = \{L, M\}$, $\mathbf{RC} = \{B, D\}$, $\mathbf{TLC} = \{B, D\}$, $\mathbf{FLC} = \{F, H\}$.
- Несоответствие «Механическое повреждение»: $\mathbf{E} = \{L, M\}$, $\mathbf{RC} = \{A, C\}$, $\mathbf{TLC} = \{A, B, C\}$, $\mathbf{FLC} = \{G, F, E\}$.
- Несоответствие «Растрескивание»: $\mathbf{E} = \{L, M\}$, $\mathbf{RC} = \{B, C\}$, $\mathbf{TLC} = \{B, C\}$, $\mathbf{FLC} = \{G, H\}$.

В качестве показателей для сравнения использовались:

- число верно ориентированных дуг (ВД), т.е. число ориентаций дуг в обученной сети, которые совпали с ориентацией дуг в эталонной сети;
- число верно определенных ребер (ВР), т.е. число ребер в обу-

ченной БС, которые совпали с ребрами в эталонной сети;

– число неверно ориентированных дуг и неверно определенных ребер (НРД), или ошибка алгоритма, т.е. суммарное число дуг и ребер в обученной сети, которые отсутствуют в эталонной сети.

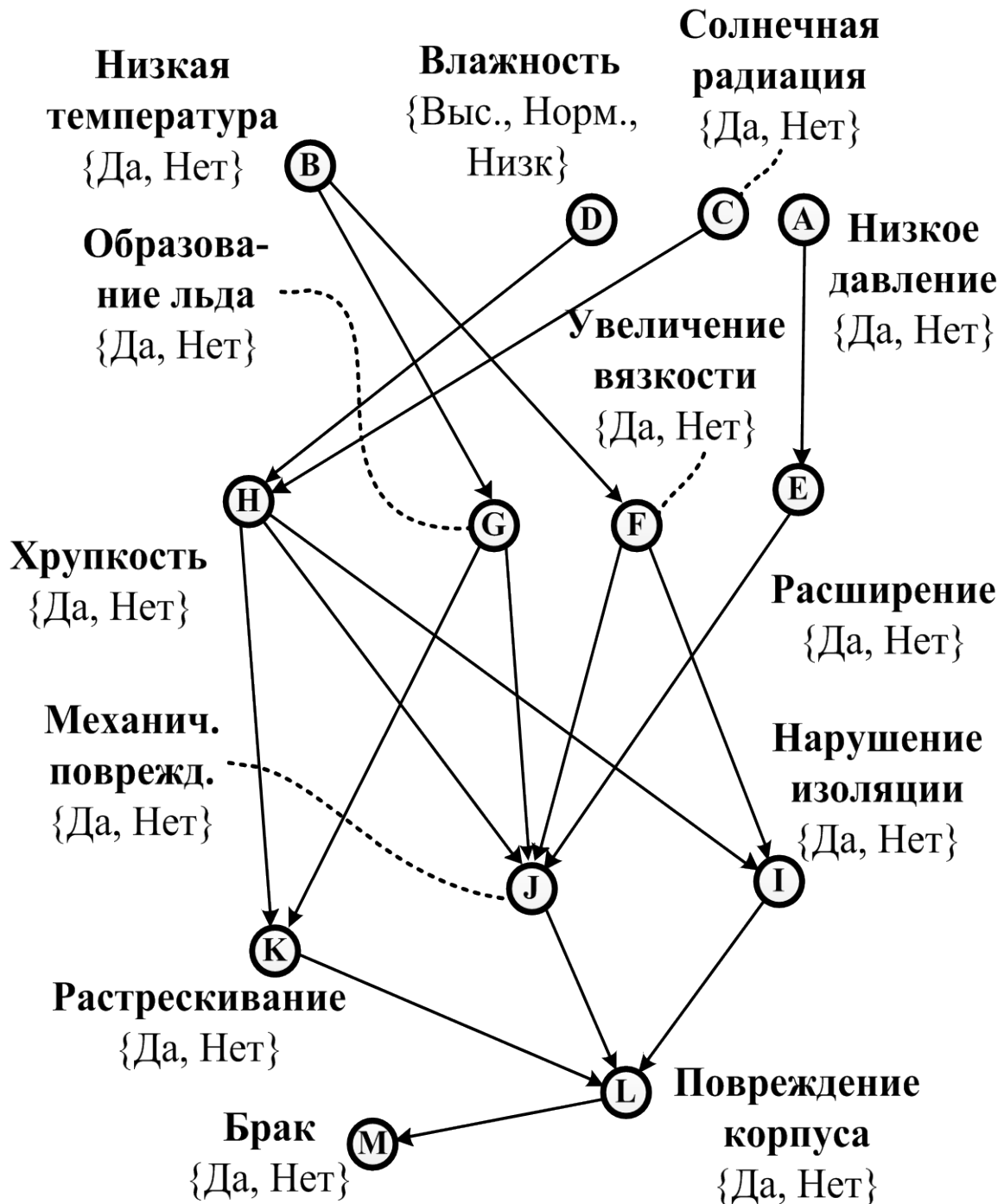


Рис.4.22. Упрощенная байесова сеть для тестирования алгоритмов

Таблица 4.1

Пример исходных данных для обработки

№ конфигурации	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	Да	Нет	Нет	Норм.	Да	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Нет	Да	Да
2	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Да
3	Нет	Нет	Нет	Высок.	Нет	Нет	Нет	Да	Да	Нет	Да	Да	Да

Окончание табл.4.1

№ конфигурации	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
4	Нет	Нет	Нет	Высок.	Нет	Нет	Нет	Да	Да	Да	Да	Да	Да
5	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
6	Да	Нет	Нет	Норм.	Да	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Нет	Да	Да
7	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Нет	Да	Да
8	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Нет	Да	Да
...
97	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
98	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
99	Нет	Нет	Нет	Норм.	Да	Нет	Нет	Нет	Нет	Да	Нет	Да	Да
100	Нет	Нет	Нет	Норм.	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет

В табл.4.2 приведены результаты работы алгоритмов при уровне значимости $\alpha = 0,05$ и максимальном размере обуславливающего множества $\tilde{s} = 2$. На рис.4.23 приведена зависимость числа верно ориентированных дуг и ошибки алгоритмов (среднее значение для 5 выборок каждого размера) от размера выборки N .

Таблица 4.2

Результаты работы алгоритмов для выборок различного размера

Выборка		Алгоритм IC					Алгоритм IC ₂				
№ п/п	Раз мер	Граф	НРД	ВР	ВД	Граф	НРД	ВР	ВД		
1	100	H—D; J—L	0	2	0	J→L; D→H	0	0	2		
2	100	H—D; J—L	0	2	0	J→L; D→H	0	0	2		
3	100	G—B; H—D; A—E	0	3	0	G—B; A—E; D→H	0	2	1		
4	100	H—D; J—L	0	2	0	J→L; D→H	0	0	2		
5	100	G—B; J—L; A—E	0	3	0	G—B; J→L; A—E	0	2	1		
	100	Среднее:	0	2,4	0		0	0,8	1,6		
6	150	G—B; H—D; I—L; J—L; A—E	0	5	0	G—B; I→L; J→L; A— E; D→H	0	2	3		
7	150	I—L; J—L; A—E	0	3	0	I→L; J→L; A—E	0	1	2		

8	150	H—D; I→L; J→L; A—E	0	2	2	I→L; J→L; A—E; D→H	0	1	3
9	150	H—D; I→L; J→L; A—E	0	2	2	I→L; J→L; A—E; D→H	0	1	3
10	150	G—B; H—C; H—D; I→L; J→L; A—E	0	4	2	G—B; I→L; J→L; A— E; C→H; D→H	0	2	4
	150	Среднее:	0	3,2	1,2		0	1,4	3

Продолжение табл.4.2

№ п/п	Раз мер	Граф	НРД	ВР	ВД	Граф	НРД	ВР	ВД
11	200	G—B; H—D; I→L; J→L; A—E	0	3	2	G—B; I→L; J→L; A— E; D→H	0	2	3
12	200	G—B; I→L; J→L; A—E	0	2	2	G—B; I→L; J→L; A— E	0	2	2
13	200	H—D; I→L; J→L; A—E	0	2	2	I→L; J→L; A—E; D→H	0	1	3
14	200	H—D; J—L; A—E; B—F	0	4	0	J→L; A—E; B→F; D→H	0	1	3
15	200	H—D; I→L; J→L; A—E	0	2	2	I→L; J→L; A—E; D→H	0	1	3
	200	Среднее:	0	2,6	1,2		0	1,4	2,8
16	250	H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	3	2	I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	0	1	4
17	250	G—B; H—K; H—D; I→L; J→L; A—E	0	4	2	G—B; H→K; I→L; J→L; A—E; D→H	0	2	4
18	250	H—D; J—L; A—E	0	3	0	J→L; A—E; D→H	0	1	2
19	250	G—K; G—B; H—I; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	1	5	2	G→K; G—B; H→I; I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	1	2	5
20	250	G—K; G—B; H—I; H—K; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	1	6	2	G→K; G—B; H→I; H→K; I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	1	2	6
	250	Среднее:	0,4	4,2	1,6		0,4	1,6	4,2
21	300	H—I; H—K; H—D; I→L; J→L; A—E	1	3	2	H→I; H→K; I→L; J→L; A—E; D→H	1	1	4
22	300	H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	3	2	I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	0	1	4
23	300	G—K; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	4	2	G→K; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H	0	1	5
24	300	H—I; H—K; H—D; I→L; J→L; A—E	1	3	2	H→I; H→K; I→L; J→L; A—E; D→H	1	1	4
25	300	H—I; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	1	3	2	H→I; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H	1	1	4
	300	Среднее:	0,6	3,2	2		0,6	1	4,2

26	350	G—B; H—D; I→L; I—F; J→L; A—E; B—F	0	5	2	G—B; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H; F→I	0	2	5
27	350	G—B; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	4	2	G—B; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H	0	2	4
28	350	G→K; G—B; H—I; H→K; H—D; I→L; J→L; A—E	1	3	4	G→K; G—B; H→I; H→K; I→L; J→L; A— E; D→H	1	2	5

Продолжение табл.4.2

№ п/п	Раз мер	Граф	НРД	ВР	ВД	Граф	НРД	ВР	ВД
29	350	G—B; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	4	2	G—B; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H	0	2	4
30	350	G—K; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	4	2	G→K; I→L; J→L; A— E; B→F; D→H	0	1	5
	350	Среднее:	0,2	4	2,4		0,2	1,8	4,6
31	400	G—B; H→K; I→L; J→L; A—E; B—F; C→H; D→H	0	3	5	G—B; H→K; I→L; J→L; A—E; B→F; C→H; D→H	0	2	6
32	400	G→B; H→K; I→L; J→L; J—E; K→G; A—E; B→F; C→H; D→H	2	2	6	G→B; H→K; I→L; J→L; J—E; K→G; A— E; B→F; C→H; D→H	2	2	6
33	400	G—K; G—B; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	0	5	2	G→K; G—B; I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	0	2	5
34	400	G—K; H—I; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	1	4	2	G→K; H→I; I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	1	1	5
35	400	G—K; G—B; H—I; H—D; I→L; J→L; A—E; B—F	1	5	2	G→K; G—B; H→I; I→L; J→L; A—E; B→F; D→H	1	2	5
	400	Среднее:	0,8	3,8	3,4		0,8	1,8	5,4
36	450	G→K; G—B; H—I; H→K; H—D; I→L; J→L; J—E; A—E; B—F	1	5	4	G→K; G—B; H→I; H→K; I→L; J→L; J— E; A—E; B→F; D→H	1	3	6
37	450	G—B; H—I; H—D; I→L; I—F; J→L; J— E; A—E	1	5	2	G—B; H→I; I→L; J→L; J—E; A—E; D→H; F→I	1	3	4
38	450	G—B; H—K; H—D; I→L; J→L; J—E; L→M; A—E; B—F	0	6	3	G—B; H→K; I→L; J→L; J—E; L→M; A— E; B→F; D→H	0	3	6

39	450	G→K; G→B; H→I; H→K; H→D; I→L; J→L; A→E; B→F	1	6	2	G→K; G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; A→ E; B→F; D→H	1	2	6
40	450	G→B; H→I; H→D; I→L; J→L; J→E; A→ E	1	4	2	G→B; H→I; I→L; J→L; J→E; A→E; D→H	1	3	3
	450	Среднее:	0,8	5,2	2,6		0,8	2,8	5
41	500	G→B; H→D; I→L; J→L; A→E; B→F	0	4	2	G→B; I→L; J→L; A→E; B→F; D→H	0	2	4
42	500	G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; J→E; A→ E; C→H; D→H	1	3	5	G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; J→E; A→ E; C→H; D→H	1	3	5

Продолжение табл.4.2

№ п/п	Раз мер	Граф	НРД	ВР	ВД	Граф	НРД	ВР	ВД
43	500	G→B; I→L; J→L; A→E; B→F; C→H; D→H	0	3	4	G→B; I→L; J→L; A→E; B→F; C→H; D→H	0	2	5
44	500	G→B; H→D; I→L; J→L; L→M; A→E; B→F	0	4	3	G→B; I→L; J→L; L→M; A→E; B→F; D→H	0	2	5
45	500	G→B; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; K→G; A→E; C→H; D→H; F→B	5	1	5	G→B; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; K→G; A→E; C→H; D→H; F→B	5	1	5
	500	Среднее:	1,2	3	3,8		1,2	2	4,8
46	750	G→K; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; L→M; A→E; B→G; C→H; D→H; F→B	3	1	8	G→K; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; L→M; A→E; B→G; C→H; D→H; F→B	3	1	8
47	750	G→K; G→B; H→I; H→K; H→D; I→L; I→F; J→L; A→E; B→F	1	5	4	G→K; G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; A→E; B→F; D→H; F→I	1	2	7
48	750	G→B; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; K→G; A→E; C→H; D→H; F→B	5	1	5	G→B; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; K→G; A→E; C→H; D→H; F→B	5	1	5
49	750	G→K; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; J→ E; L→M; A→E; B→G; C→H; D→H; F→B	3	2	8	G→K; H→I; H→K; I→L; I→F; J→L; J→ E; L→M; A→E; B→G; C→H; D→H; F→B	3	2	8
50	750	G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; K→G; A→E; B→F; C→H; D→H	3	1	6	G→B; H→I; H→K; I→L; J→L; K→G; A→E; B→F; C→H; D→H	3	1	6
	750	Среднее:	3	2	6,2		3	1,4	6,8

Примечание: НРД — число неверно ориентированных дуг и неверно определенных ребер; ВР — число верно найденных ребер; ВД — число верно ориентированных дуг.
Эталонный граф: $A \rightarrow E$; $B \rightarrow F$; $B \rightarrow G$; $C \rightarrow H$; $D \rightarrow H$; $E \rightarrow J$; $F \rightarrow I$; $F \rightarrow J$; $G \rightarrow J$; $G \rightarrow K$; $H \rightarrow K$; $H \rightarrow J$; $I \rightarrow L$; $J \rightarrow L$; $K \rightarrow L$; $L \rightarrow M$

Таким образом, предложенный алгоритм IC_2 позволяет выявить частично ориентированный граф причинной байесовой сети с большим (в 1,5–3 раза) числом дуг, чем это может сделать алгоритм IC . Преимуществом IC_2 является возможность учета дополнительной причинно-следственной информации в терминах причинных иерархий. Сущность этих иерархий отражает специфику проблемной области, для которой строится байесова сеть.

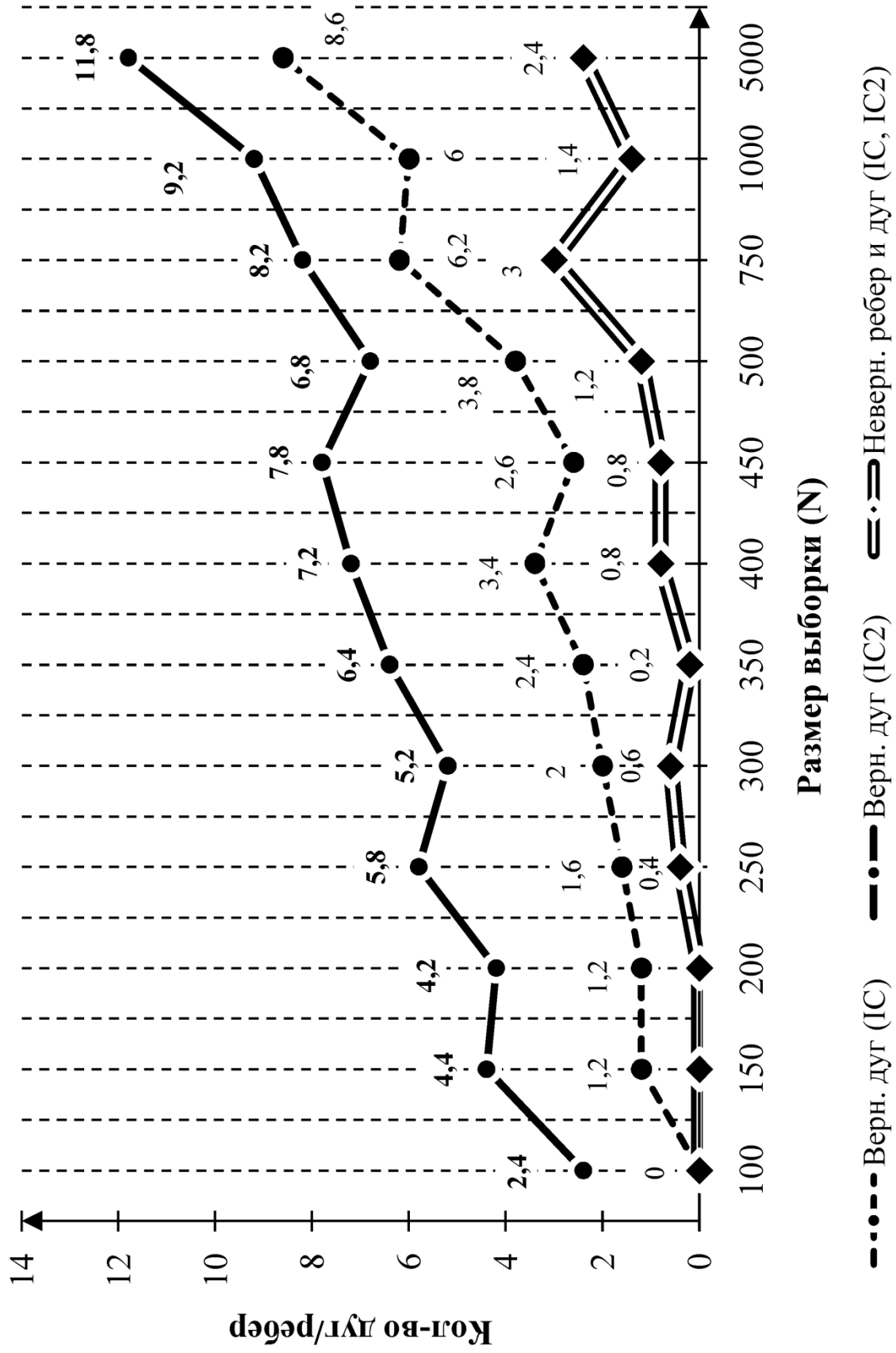


Рис.4.23. Сравнение алгоритмов IC и IC₂

Исследование эффективности алгоритма в зависимости от максимального размера обуславливающего множества. В табл.4.3 приведены результаты работы алгоритма IC_2 для различных размеров обуславливающего множества (\tilde{s}) при $\alpha = 0,05$. На рис.4.24–4.25 данные табл.4.3 представлены в графическом виде. Как видно из рис.4.24, с одной стороны, уменьшение \tilde{s} приводит к уменьшению величины ошибки (НРД), с другой стороны, сокращается число верно выявленных дуг (ВД). Поскольку (рис.4.25) с ростом \tilde{s} время работы алгоритма растет экспоненциально, увеличение \tilde{s} свыше 4-х приведёт к резкому увеличению времени выполнения алгоритма. Таким образом, рекомендуется использовать значения $\tilde{s} = 2, 3$.

Таблица 4.3

Результаты работы алгоритма IC_2 для \tilde{s} различного размера

Выборка		\tilde{s}	Граф	Показатели алгоритма IC_2			Время выполнения, сек. ¹
№ п/п	Размер			НРД	ВД	ВР	
1	100	0	L→M; L→B; L→F; L→G; L→J; L→K; L→H; L→I; M→J; M→K; M→H; M→I; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→B; C→F; C→G; C→K; F→G; F→J; F→K; F→I; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→J; J→H; J→I; K→J; K→I; H→K; H→I	33	8	2	0,12
2	100	0	L→M; L→B; L→F; L→G; L→E; L→J; L→K; L→I; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→B; C→F; C→G; C→I; A→E; A→J; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→M; D→L; D→M; D→K; D→H; D→I; E→M; E→J; J→M; J→G; J→I; K→M; K→G; K→I; H→L; H→M; H→K; H→I; I→M; I→G	36	9	0	0,02

¹ Здесь и далее замер времени выполнения алгоритма проводился на ЭВМ со следующими характеристиками: процессор Intel® Core™ i7–2600K (4 ядра × 3,40 ГГц), объем оперативной памяти 8 Гб, операционная система MS Windows 7 64 bit. Приложение было оптимизировано для работы с многоядерными процессорами (разработаны многопоточные версии алгоритмов)

Выборка		\tilde{s}	Граф	Показатели алгоритма IC_2			Время выполнения, сек. ¹
№ п/п	Размер			НР	Д	ВД	
3	100	0	L→K; L→H; L→I; M→L; M→G; M→E; M→J; M→K; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→K; B→I; C→K; C→H; A→L; A→E; A→J; F→L; F→M; F→G; F→K; F→I; G→L; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→I; E→L; E→J; J→L; K→G; K→I; H→M; H→D; H→J; H→K; H→I	33	9	0	0,03
4	100	0	L→J; L→K; L→H; M→L; M→B; M→G; M→J; M→K; M→I; B→L; B→ G; B→K; B→I; C→K; C→H; A→L; A→M; A→E; A→J; A→H; A→I; F→L; F→B; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→J; J→K; K→H; K→I; H→M; H→J; I→L; I→J; I→H	37	8	2	0,02
5	100	0	L→M; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→L; C→M; C→J; C→K; C→H; C→I; A→E; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; J→L; J→M; J→K; J→I; K→L; K→M; K→I; H→L; H→M; H→J; H→K; H→I; I→L; I→M	31	12	3	0,02
	100	0	Среднее	34	9,2	1,4	0,04
6	100	1	L→M; D→H; J→L; K→I; H→K; H→I; I→L	2	5	0	0,34
7	100	1	L→M; A→E; D→H; E→J; J→L; K→I; H→I; I→L	2	4	2	0,34
8	100	1	L→M; L→I; B→G; A→E; D→H; J→L; K→I; I→F	3	2	3	0,34
9	100	1	L→M; B→G; A→E; A→J; D→H; E→J; J→L; H→I; I→L	2	4	3	0,36
10	100	1	L→M; L→J; B→G; A→E; J→H; K→H; H→D; H→I; I→L	5	2	2	0,34
	100	1	Среднее	2,8	3,4	2	0,35
11	100	2	D→H; J→L	0	2	0	4,07
12	100	2	Граф не выявлен	0	0	0	3,98
13	100	2	B→G; A→E; D→H	0	1	2	4,07
14	100	2	D→H; J→L	0	2	0	4,15
15	100	2	B→G; A→E; J→L	0	1	2	4,01
	100	2	Среднее	0	1,2	0,8	4,06
16	100	3	Граф не выявлен	0	0	0	26,77
17	100	3	Граф не выявлен	0	0	0	31,01

Выборка		ξ	Граф	Показатели алгоритма IC_2			Время выполнения, сек. ¹
№ п/п	Размер			НРД	ВД	ВР	
18	100	3	Граф не выявлен	0	0	0	32,56
19	100	3	Граф не выявлен	0	0	0	27,81
20	100	3	Граф не выявлен	0	0	0	30,72
	100	3	Среднее	0	0	0	29,77
21	100	4	Граф не выявлен	0	0	0	123,80
22	100	4	Граф не выявлен	0	0	0	136,52
23	100	4	Граф не выявлен	0	0	0	135,98
24	100	4	Граф не выявлен	0	0	0	145,42
25	100	4	Граф не выявлен	0	0	0	146,69
	100	4	Среднее	0	0	0	137,68
26	500	0	L→M; L→A; L→J; L→K; L→I; M→K; M→H; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→A; A→M; A→E; A→J; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→J; J→M; J→K; J→H; J→I; K→I; H→L; H→K; H→I	36	10	1	0,03
27	500	0	L→M; L→H; L→I; M→H; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→L; C→M; C→J; C→K; C→H; C→I; A→L; A→M; A→E; A→J; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→J; J→L; J→M; J→H; J→I; K→L; K→M; K→J; K→I; H→K; H→I	38	11	3	0,05
28	500	0	L→M; L→J; L→H; L→I; M→J; M→H; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→L; C→M; C→A; C→K; C→H; C→I; A→L; A→M; A→J; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→A; E→J; J→H; K→L; K→M; K→J; K→I; H→K; H→I; I→J	40	10	2	0,03
29	500	0	L→J; L→K; L→H; L→I; M→L; M→J; M→K; M→H; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→H; B→I; C→L; C→H; C→I; A→L; A→M; A→E; A→J; A→H; A→I; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→I; E→L; E→M; E→J; J→K; H→D; H→J; H→K; H→I; I→J; I→K	41	9	2	0,03

Выборка		§	Граф	Показатели алгоритма ИС ₂			Время выполнения, сек. ¹
№ п/п	Размер			ИР	Д	ВД	
30	500	0	L→M; L→H; L→I; M→H; M→I; B→L; B→M; B→F; B→G; B→J; B→K; B→I; C→L; C→M; C→J; C→H; C→I; A→L; A→M; A→E; A→J; F→L; F→M; F→G; F→J; F→K; F→I; G→L; G→M; G→J; G→K; G→I; D→L; D→M; D→J; D→K; D→H; D→I; E→L; E→M; E→J; J→L; J→M; J→H; J→I; K→L; K→M; K→J; H→K; H→I; I→K	37	11	3	0,05
	500	0	Среднее	38,4	10,2	2,2	0,04
31	500	1	L→M; L→K; B→F; B→G; A→E; F→I; G→K; E→L; E→J; J→L; K→H; H→L; H→D; H→I; I→L; I→K	7	6	3	1,64
32	500	1	L→M; L→K; B→G; C→H; A→E; F→I; D→H; E→J; J→L; K→J; K→I; H→K; H→I; I→L	4	8	2	1,68
33	500	1	L→M; L→K; L→I; B→F; B→G; C→H; A→E; F→L; F→I; G→J; G→K; D→H; E→J; J→L; K→J; K→I; H→L; H→K; H→I	7	10	2	1,68
34	500	1	L→M; L→K; L→H; L→I; B→L; B→F; B→G; A→E; A→I; F→I; G→K; E→J; J→L; K→H; K→I; H→D; I→H	9	4	4	1,84
35	500	1	L→M; L→J; L→K; B→L; B→F; C→H; F→I; G→B; D→H; E→A; J→E; K→G; K→I; H→K; H→I; I→L	9	7	0	1,92
	500	1	Среднее	7,2	7	2,2	1,75
36	500	2	B→F; B→G; A→E; D→H; J→L; I→L	0	4	2	19,94
37	500	2	B→G; C→H; A→E; D→H; E→J; J→L; H→K; H→I; I→L	1	5	3	20,00
38	500	2	B→F; B→G; C→H; A→E; D→H; J→L; I→L	0	5	2	21,81
39	500	2	L→M; B→F; B→G; A→E; D→H; J→L; I→L	0	5	2	21,29
40	500	2	B→G; C→H; A→E; F→B; D→H; J→L; K→G; H→K; H→I; I→L; I→F	4	6	1	22,87
	500	2	Среднее	1	5	2	21,18
41	500	3	A→E; D→H; J→L; I→L	0	3	1	158,92
42	500	3	A→E; D→H; J→L; I→L	0	3	1	175,61
43	500	3	B→F; B→G; A→E; D→H; J→L; I→L	0	4	2	158,45
44	500	3	A→E; D→H; J→L; I→L	0	3	1	191,90
45	500	3	B→F; A→E; D→H; J→L; I→L	0	4	1	159,45
	500	3	Среднее	0	3,4	1,2	168,86
46	500	4	A→E; J→L	0	1	1	668,07
47	500	4	A→E; J→L	0	1	1	766,15
48	500	4	A→E; J→L	0	1	1	750,97
49	500	4	A→E; D→H; J→L	0	2	1	752,67
50	500	4	A→E; J→L	0	1	1	759,38
	500	4	Среднее	0	1,2	1	739,45

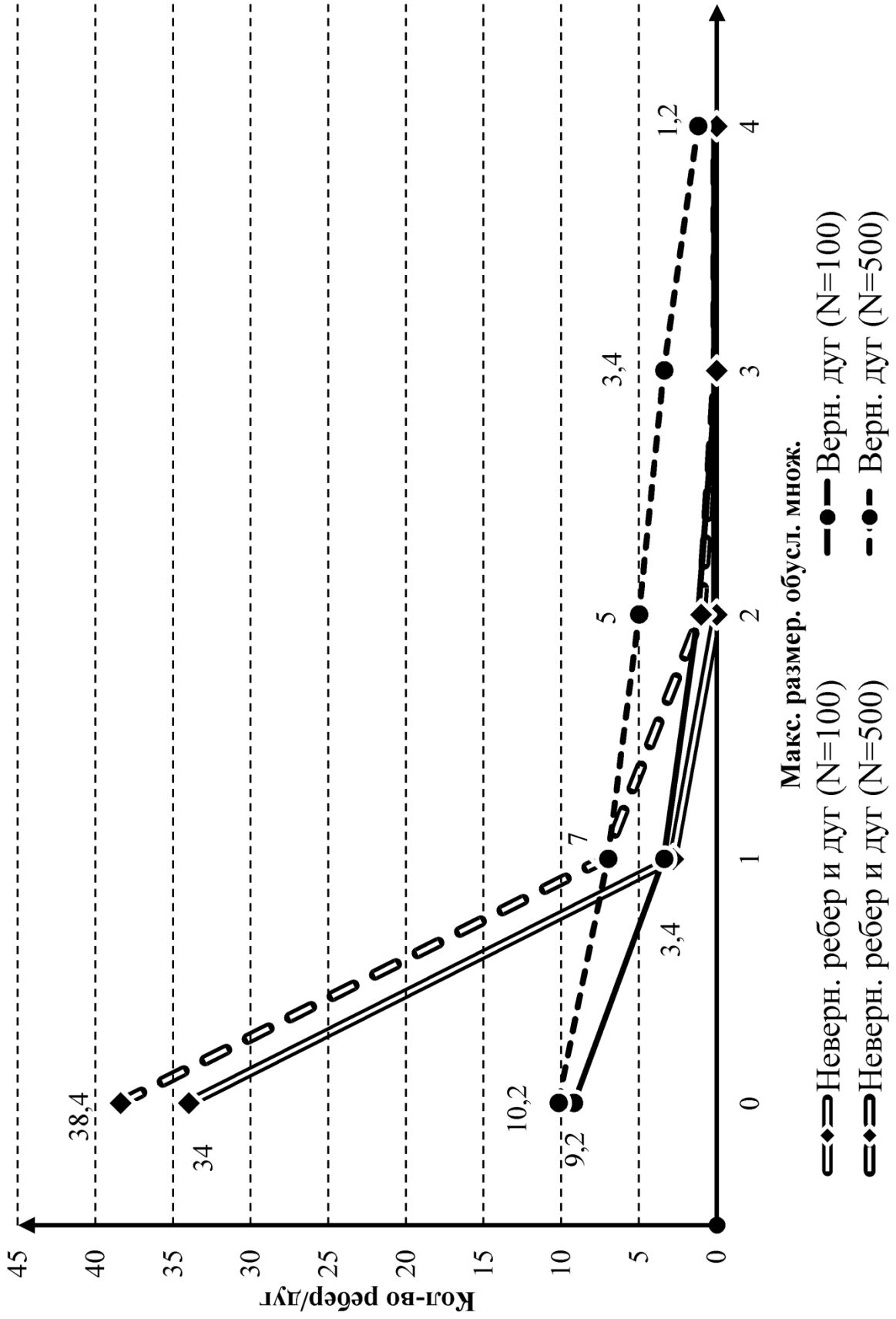


Рис.4.24. Поведение алгоритма при различных значениях \bar{s}

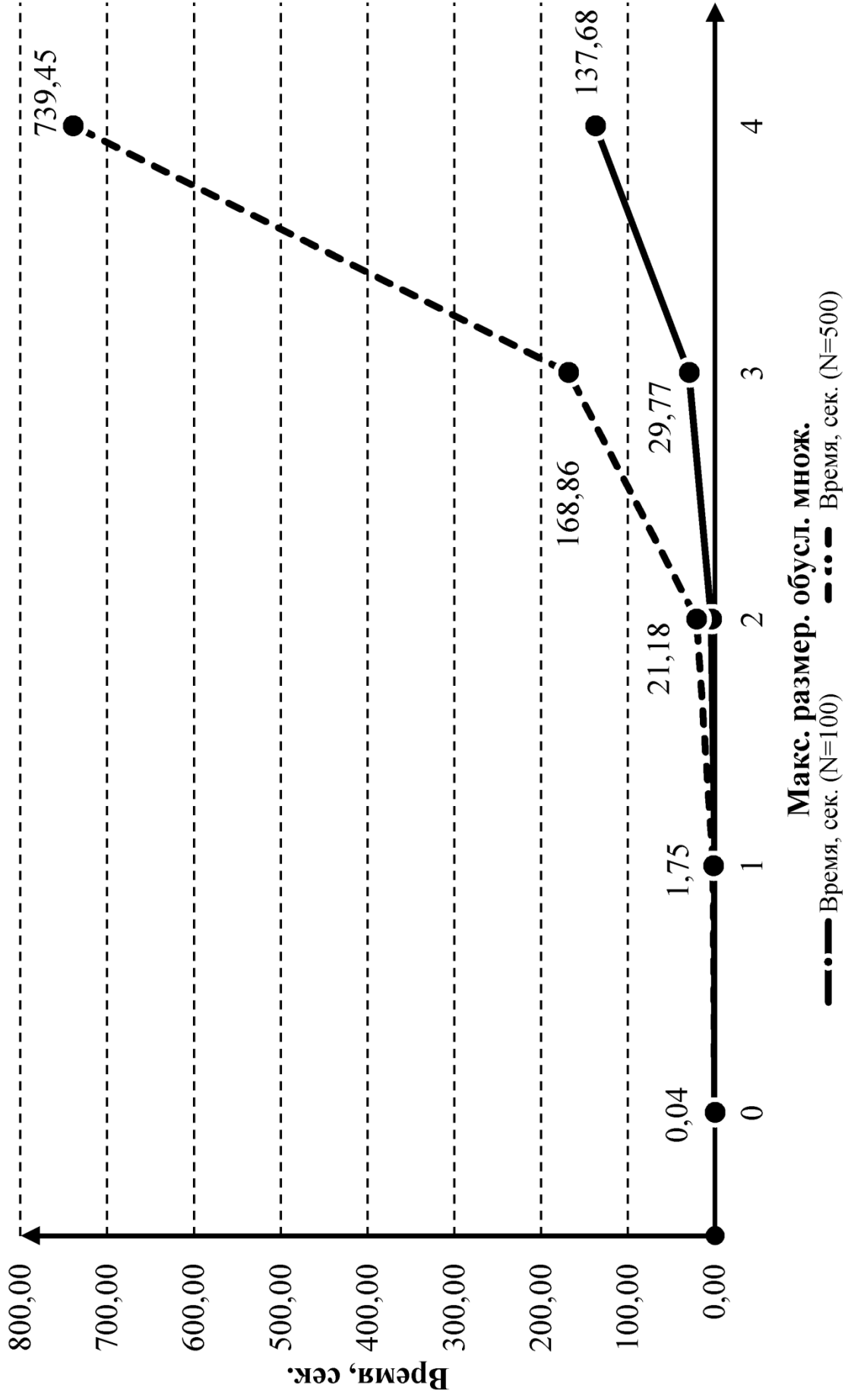


Рис.4.25. Время работы алгоритма при различных значениях \tilde{s}

Исследование эффективности алгоритма в зависимости от уровня значимости. В табл.4.4 приведены результаты работы алгоритма IC_2 при различных значениях уровня значимости α ($N = 500$, $\tilde{s} = 2$). Из рис.4.26 видно, что уменьшение уровня значимости приводит, с одной стороны, к повышению точности алгоритма (снижается число неверных ребер и дуг), с другой стороны, уменьшается число верно выявленных дуг (ВД). Таким образом, рекомендуется использовать значения α в диапазоне от 0,05 до 0,01.

Таблица 4.4

Результаты работы алгоритма IC_2 при различных значениях α

№ п/п	α	Граф	НРД	ВД	ВР
1	0,1	$B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	2
2	0,1	$B \text{---} G; C \rightarrow H; A \text{---} E; D \rightarrow H; E \text{---} J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	3
3	0,1	$B \rightarrow F; C \rightarrow H; A \text{---} E; G \rightarrow B; D \rightarrow H; J \rightarrow L; K \rightarrow G; K \text{---} I; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	4	6	1
4	0,1	$L \rightarrow M; B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	2
5	0,1	$B \rightarrow G; C \rightarrow H; A \text{---} E; F \rightarrow B; G \rightarrow K; D \rightarrow H; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L; I \rightarrow F$	3	7	1
	0,1	Среднее	2	5,6	1,8
6	0,075	$B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	2
7	0,075	$B \text{---} G; C \rightarrow H; A \text{---} E; D \rightarrow H; E \text{---} J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	3
8	0,075	$B \rightarrow F; C \rightarrow H; A \text{---} E; G \rightarrow B; D \rightarrow H; J \rightarrow L; K \rightarrow G; H \rightarrow K; I \rightarrow L; I \rightarrow K$	3	6	1
9	0,075	$L \rightarrow M; B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	5	2
10	0,075	$B \rightarrow G; C \rightarrow H; A \text{---} E; F \rightarrow B; D \rightarrow H; J \rightarrow L; K \rightarrow G; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L; I \rightarrow F$	4	6	1
	0,075	Среднее	1,8	5,4	1,8
11	0,05	$B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
12	0,05	$B \text{---} G; C \rightarrow H; A \text{---} E; D \rightarrow H; E \text{---} J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	5	3
13	0,05	$B \rightarrow F; B \text{---} G; C \rightarrow H; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	5	2
14	0,05	$L \rightarrow M; B \rightarrow F; B \text{---} G; A \text{---} E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	5	2

№ п/п	α	Граф	НРД	ВД	ВР
15	0,05	$B \rightarrow G; C \rightarrow H; A \rightarrow E; F \rightarrow B; D \rightarrow H; J \rightarrow L; K \rightarrow G;$ $H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L; I \rightarrow F$	4	6	1
	0,05	Среднее	1	5	2
16	0,025	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
17	0,025	$B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; E \rightarrow J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	4	3
18	0,025	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
19	0,025	$L \rightarrow M; B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	5	2
20	0,025	$B \rightarrow F; C \rightarrow H; A \rightarrow E; G \rightarrow B; D \rightarrow H; J \rightarrow L; K \rightarrow G;$ $H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	3	6	1
	0,025	Среднее	0,8	4,6	2
21	0,01	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
22	0,01	$B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; E \rightarrow J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	4	3
23	0,01	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
24	0,01	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
25	0,01	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; C \rightarrow H; A \rightarrow E; G \rightarrow K; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	6	2
	0,01	Среднее	0,2	4,4	2,2
26	0,005	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
27	0,005	$B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; E \rightarrow J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	4	3
28	0,005	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
29	0,005	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
30	0,005	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; G \rightarrow K; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	5	2
	0,005	Среднее	0,2	4,2	2,2
31	0,001	$B \rightarrow F; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	1
32	0,001	$A \rightarrow E; D \rightarrow H; E \rightarrow J; J \rightarrow L; H \rightarrow K; H \rightarrow I; I \rightarrow L$	1	4	2
33	0,001	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
34	0,001	$B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	3	2
35	0,001	$B \rightarrow F; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	1
	0,001	Среднее	0,2	3,8	1,6
36	0,0001	$A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	3	1
37	0,0001	$A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	3	1
38	0,0001	$B \rightarrow F; B \rightarrow G; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	2
39	0,0001	$A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	3	1
40	0,0001	$B \rightarrow F; A \rightarrow E; D \rightarrow H; J \rightarrow L; I \rightarrow L$	0	4	1
	0,0001	Среднее	0	3,4	1,2

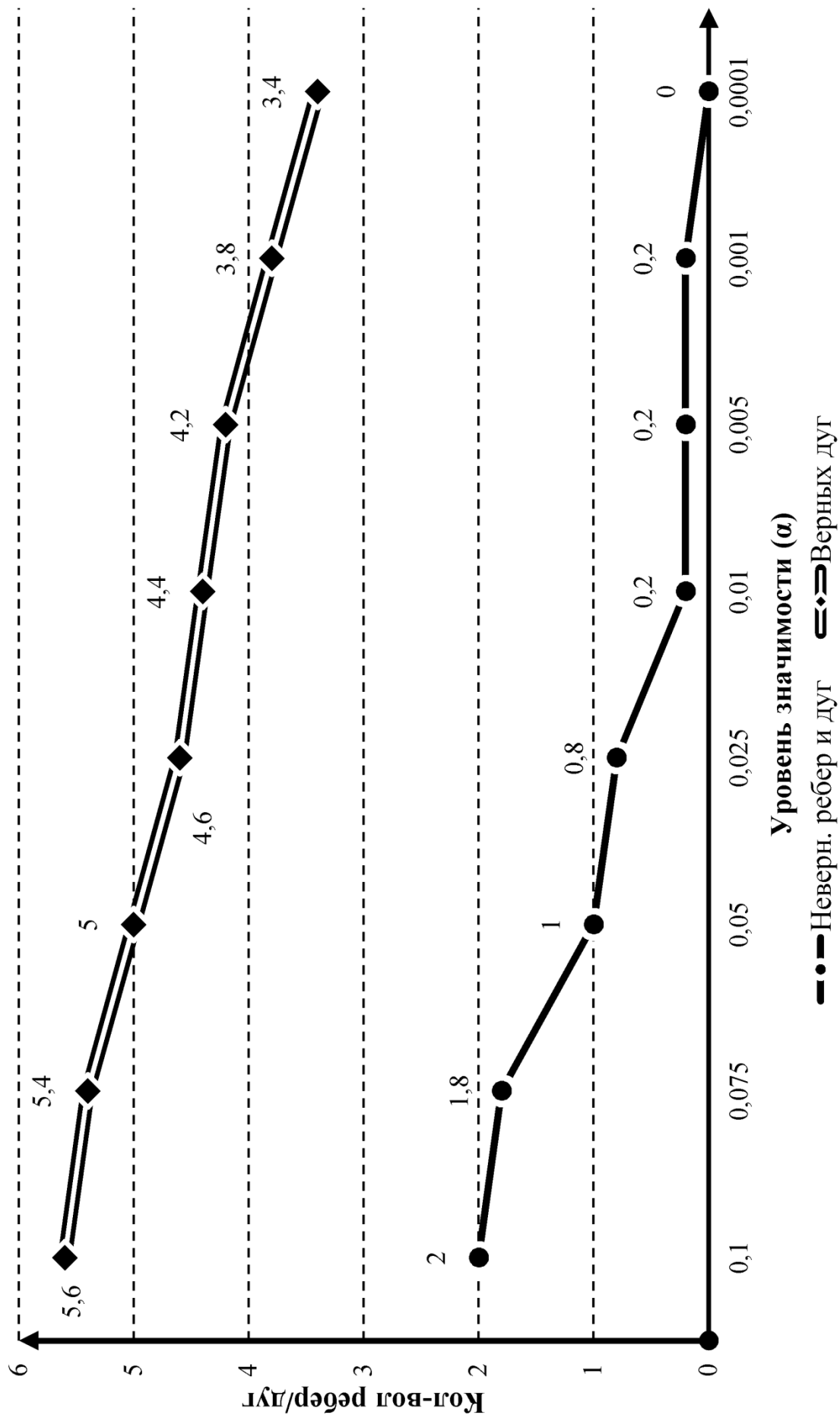


Рис.4.26. Поведение алгоритма при различных значениях α

4.3. Основные задачи автоматизированного анализа причин несоответствий процессов проекта создания СМК

Примеры основных задач в области анализа причин несоответствий процессов ЖЦП создания и внедрения СМК, которые могут быть решены с помощью причинной байесовой сети, приведены в табл.4.5.

Таблица 4.5

Примеры задач в области анализа причин несоответствий

Тип запроса	Формула для вычисления запроса	Пример запроса
Нахождение вероятности свидетельства	$P_{ev}(\mathbf{e}) = \sum_{\mathbf{s}_1} P(\mathbf{e}, \mathbf{s}_1)$	Какова вероятность одновременного появления несоответствия А и несоответствия Б (\mathbf{e})?
Определение априорных маргинальных вероятностей	$P(x_i) = \sum_{\mathbf{s}_2} P(x_i, \mathbf{s}_2)$	Какова вероятность несоответствия (x_i) при отсутствии дополнительной информации о его причинах?
Прогнозирование (прямой вероятностный вывод)	$P(\mathbf{x} \mathbf{e}) = \frac{\sum_{\mathbf{s}_3} P(\mathbf{x}, \mathbf{e}, \mathbf{s}_3)}{\sum_{\mathbf{x}, \mathbf{s}_3} P(\mathbf{x}, \mathbf{e}, \mathbf{s}_3)}$	Какова вероятность несоответствия А (\mathbf{x}), если известно, что одна из причин этого несоответствия (\mathbf{e}) наступила?
Диагностирование (обратный вывод, абдукция)		Несоответствие А имеет место (\mathbf{e}). Какова вероятность того, что одна из его причин (\mathbf{x}) произошла?
Межпричинный (смешанный) вывод		Несоответствие А наступило (\mathbf{e}). Известно также, что одна из причин этого несоответствия наступила (\mathbf{e}). Какова вероятность того, что наступила еще и причина Б (\mathbf{x})?

Тип запроса	Формула для вычисления запроса	Пример запроса
Вычисление наиболее вероятного объяснения	$\mathbf{mpe} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x}'} (P(\mathbf{x}' \mathbf{e}))$	К какой наиболее вероятной конфигурации сети (mpe) приведет наступление причин А и Б (e)?
Вычисление апостериорного максимума	$\mathbf{map} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{z}} (P(\mathbf{z} \mathbf{e}))$	К каким наиболее вероятным несоответствиям (map) из заданного множества (Z) приведет наступление причин А и Б (e)?
Поиск причин наблюдаемых событий	$\mathbf{z}' = \operatorname{argmax}_{\mathbf{z}} (P(\mathbf{e} \mathbf{z}))$	Какие причины (z') из некоторого заданного множества (Z) приведут к наибольшей вероятности несоответствия А (e)?
Запросы с вмешательством (interventional queries)	$P(y \operatorname{do}(x)) = P_{G_{\bar{x}}}(y x)$	Какой станет вероятность несоответствия А (y), если устранить (предпринять корректирующее или предупреждающее действие) одну из его причин — причину Б (do(x))?

Примечания: $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения над множеством всех случайных переменных сети $\mathbf{V}=\{V_1, V_2, \dots\}$; $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \mathbf{S}_3$ — множества случайных переменных, такие, что $\mathbf{S}_1 = \mathbf{V} \setminus \mathbf{E}$, $\mathbf{S}_2 = \mathbf{V} \setminus \{X_i\}$, $\mathbf{S}_3 = \mathbf{V} \setminus (\mathbf{X} \cup \mathbf{E})$; $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{s}_3$ — возможные конфигурации (реализации) соответствующих множеств $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \mathbf{S}_3$; \mathbf{E} — множество переменных свидетельства (наблюдаемые переменные, получившие означивание); \mathbf{e} — возможная конфигурация \mathbf{E} ; $X_{i \in \mathbf{V}}$ — случайная переменная сети; x_i — возможное значение переменной X_i ; $\mathbf{x} \subset \mathbf{V}$ — множество случайных переменных запроса; \mathbf{x} — возможная конфигурация \mathbf{X} ; $\mathbf{X}' = \mathbf{V} \setminus \mathbf{E}$ — множество всех переменных, кроме перемен-

ных свидетельства; x' — возможная конфигурация X' ; $Z \subset (V \setminus E)$ — множество переменных поиска; z — возможная конфигурация Z ; X и Y — две различные случайные переменные; X — переменная вмешательства; x, y — соответствующие значения X и Y ; $do(\cdot)$ — оператор воздействия (вмешательства, action operator); $P_{G_{\bar{X}}}(\cdot)$ — интервенционное распределение (2.25), соответствующее вмешательству $do(x)$.

По материалам гл. 4 можно сделать следующие выводы. Предложенная методика позволяет построить в экспертном режиме причинную байесову сеть для анализа и моделирования несоответствий процессов проекта создания и внедрения СМК, при этом использование формул (4.1) и (4.2) и байесовского подхода позволяет в единой модели учитывать как статистическую информацию о несоответствиях, так и знания экспертов, формально представленные в виде графа G и субъективных вероятностей в $P(v)$. В следующей главе будет предложен алгоритм автоматизированного построения графа байесовой сети на основе статистических данных.

Предложенное улучшение алгоритма IC позволяет выявить частично ориентированный граф причинной байесовой сети с большим числом дуг, чем может выявить оригинальный алгоритм IC. Преимуществом предложенного алгоритма является возможность учета дополнительной причинно-следственной информации в терминах причинных иерархий. Сущность этих иерархий отражает специфику проблемной области, для которой строится байесова сеть. Кроме того, с использованием математического аппарата причинных байесовых сетей, впервые даны формальные определения типов причин несоответствий, применяемых в методологии анализа корневых причин.

ГЛАВА 5. МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМЫ МЕНЕДЖМЕНТА КАЧЕСТВА

В данной главе приводятся результаты моделирования процесса внедрения системы менеджмента качества (СМК) с помощью байесовой сети, включающие байесову сеть (граф причинно-следственных связей и условные распределения вероятностей), отражающую зависимости между несоответствиями процесса, их причинами и последствиями, а также результаты проверки адекватности модели.

5.1. Разработка модели процесса внедрения СМК

Постановка задачи. Необходимо построить байесову сеть для моделирования и анализа причин несоответствий процесса внедрения СМК с учетом методик создания и внедрения систем менеджмента качества [13, 19, 27, 43, 49, 71, 129]. Полученная модель должна быть проверена на адекватность и при необходимости исправлена.

Построение модели процесса внедрения. На основе опроса экспертов и обзора методик внедрения СМК [13, 19, 27, 43, 49, 71, 129] были выявлены следующие негативные явления, которые можно трактовать как несоответствия, относящиеся к процессу внедрения СМК:

- СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе;
- ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу;
- ресурсы расходуются на инициативы в области качества, не влияющие на производительность системы;
- у большинства практически нет стимула внедрять СМК;
- многие сотрудники противятся переменам, необходимым для успешной работы СМК;
- руководство не демонстрирует приверженности принципам менеджмента качества;
- сотрудники разделяют принципы менеджмента качества только на словах;
- организация может отказаться от идеи внедрения СМК прежде, чем появятся значительные результаты.

Руководствуясь результатами опроса экспертов и литературой

[13, 19, 27, 43, 49, 71, 129] была построена байесова сеть для моделирования несоответствий процесса внедрения СМК. На рис.5.1–5.6 приведен граф байесовой сети, в прил. А представлены таблицы условных вероятностей. Всего в сети 67 вершин — случайных переменных, отражающих причины и последствия перечисленных несоответствий процесса, и 83 дуги, отражающие отношения прямой причинно-следственной связи. Таблицы условных вероятностей содержат 199 атомарных оценок вероятностей. Использование БС позволяет резко сократить число атомарных оценок вероятностей: задание полного совместного распределения для 67-ми булевых случайных переменных потребовало бы $2^{67} - 1 \approx 1,47 \cdot 10^{20}$ оценок вероятностей.

В табл.5.1 приведен реестр вершин байесовой сети. Все переменные являются логическими, т.е. принимают значения ИСТИНА или ЛОЖЬ.

Таблица 5.1

Реестр вершин-переменных

Код вершины	Название вершины
А	Руководство не видит различий между отдельными локальными изменениями и переменами системы в целом
В	Руководство не понимает, какие измерения важно производить для совершенствования системы, а какие – нет
С	Руководство считает, что сбор данных – это способ оценки работы системы
D	Ведется работа с данными
Е	Ведется работа по сбору бесполезных данных и производству ненужных измерений
F	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей
G	Ресурсы организации используются неэффективно
H	Регулярно анализируется массив данных
I	Для СМК нужны новые виды показателей и данных
J	СМК вызывает увеличение объема работ по сбору и анализу данных
K	Многие сотрудники считают, что не справятся с дополнительными нагрузками по сбору данных

Код вершины	Название вершины
L	Сотрудники полагают, что внедрение СМК вызовет увеличение объемов бумажной работы
M	<i>СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе</i>
N	У подавляющего большинства сотрудников нет внутренней мотивации для внедрения СМК
O	У подавляющего большинства сотрудников нет внешнего стимула для внедрения СМК
P	<i>У большинства практически нет стимула внедрять СМК</i>
Q	<i>Ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу</i>
R	Внедрением СМК занимаются по остаточному принципу
S	Считается, что ощутимых и масштабных результатов придется ждать долго
T	Успешное внедрение СМК требует дополнительных затрат ресурсов
U	Ресурсы, выделяемые на совершенствование системы управления, ограничены
V	Руководство пытается задействовать в планах совершенствования системы как можно больше сотрудников
W	Принцип всеобщей вовлеченности приводит к равномерному распределению ресурсов по всей организации
X	Отделы не желают быть обделенными при распределении ресурсов
Y	Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации
Z	Не делается различий между инициативами, ведущими к немедленным улучшениям, и теми, которые не имеют быстрых и заметных результатов
A1	Ограниченные ресурсы организации распределяются равномерно на значительное число инициатив
B1	Только небольшое число инициатив увеличит производительность системы управления
C1	<i>Ресурсы расходуются на инициативы, не влияющие на производительность системы</i>
D1	Люди не могут работать без мотивации
E1	Руководство ответственно за систему мотивации в организации
D1	Руководство осознаёт важность внешнего поощрения как элемента мотивации персонала

Код вершины	Название вершины
F1	Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение
G1	Руководство не видит способа, как использовать в организации внутреннюю мотивацию сотрудников
H1	Руководство не осознает важность внутренних потребностей как факторов мотивации
I1	Многие руководители недооценивают важность внутренней мотивации сотрудников
J1	Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию
K1	Трудно связать внутренние потребности отдельных сотрудников и цели всей организации
L1	Внутренняя мотивация отдельных сотрудников не принимается в расчёт при определении цели организации
M1	Руководство стремится к тому, чтобы каждый сотрудник понимал, в чем его роль в достижении общей цели
N1	Руководство признает, что достижение целей организации зависит от работы персонала
O1	Руководство не может определить, как работа отдельных сотрудников влияет на достижение целей организации
P1	Большая часть усилий, нацеленных на разъяснение сотрудникам их роли в общем успехе организации, тратится впустую
Q1	Многие системы мотивации не соответствуют реальным целям организации
R1	Материальные поощрения сотрудников рассчитываются без учета реальных достижений организации как единой системы
S1	Материальные поощрения в изоляции не мотивируют сотрудников организации работать на общее благо
T1	У сотрудников практически или совершенно нет стимула внедрять СМК
U1	Для успешного внедрения СМК необходимы серьезные организационные изменения
V1	Многие сотрудники воспринимают необходимые для СМК изменения как угрозу стабильности
W1	У сотрудников нет стимула участвовать в преобразованиях, необходимых для успешного внедрения СМК
X1	<i>Многие сотрудники противятся переменам, необходимым для успешной работы СМК</i>

Код вершины	Название вершины
Y1	Некоторые руководители также воспринимают необходимые для СМК изменения как угрозу стабильности
Z1	Менеджеры не решаются, оттягивают или вовсе не приступают к преобразованиям, необходимым для СМК
A2	Успешное внедрение СМК является одной из целей организации
B2	Организация не достигает своей цели
C2	Некоторые команды по повышению качества приходят к выводу, что их предложения игнорируются
D2	Команды по повышению качества приходят к заключению, что руководство не ценит их усилий
E2	Команды по повышению качества прекращают попытки что-либо изменить и лишь создают видимость деятельности
F2	В процессе совершенствования качества организация тратит больше, чем получает
G2	<i>Руководство не демонстрирует приверженность принципам менеджмента качества</i>
H2	Многие воспринимают СМК как очередное модное веяние, которое скоро перестанет быть актуальным
I2	<i>Сотрудники разделяют принципы менеджмента качества только на словах</i>
J2	Многие сотрудники делают вывод, что могут потерять работу из-за внедрения СМК
K2	Сотрудники разочаровываются в СМК
L2	<i>Организация может отказаться от идеи внедрить СМК прежде, чем проявятся значительные результаты</i>
M2	Для удовлетворения потребностей сотрудники строят свои личные планы
N2	Действия многих людей определяются стремлением в первую очередь удовлетворить свои внутренние потребности
O2	Для многих личные планы важнее интересов организации
P2	У подавляющего большинства сотрудников нет внешнего стимула для внедрения СМК
Q2	Материальное поощрение сотрудников рассчитывается без учета реальных достижений организации как системы в целом
R2	Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации
OR1	Логическое «ИЛИ»
AND 1..5	Логическое «И»

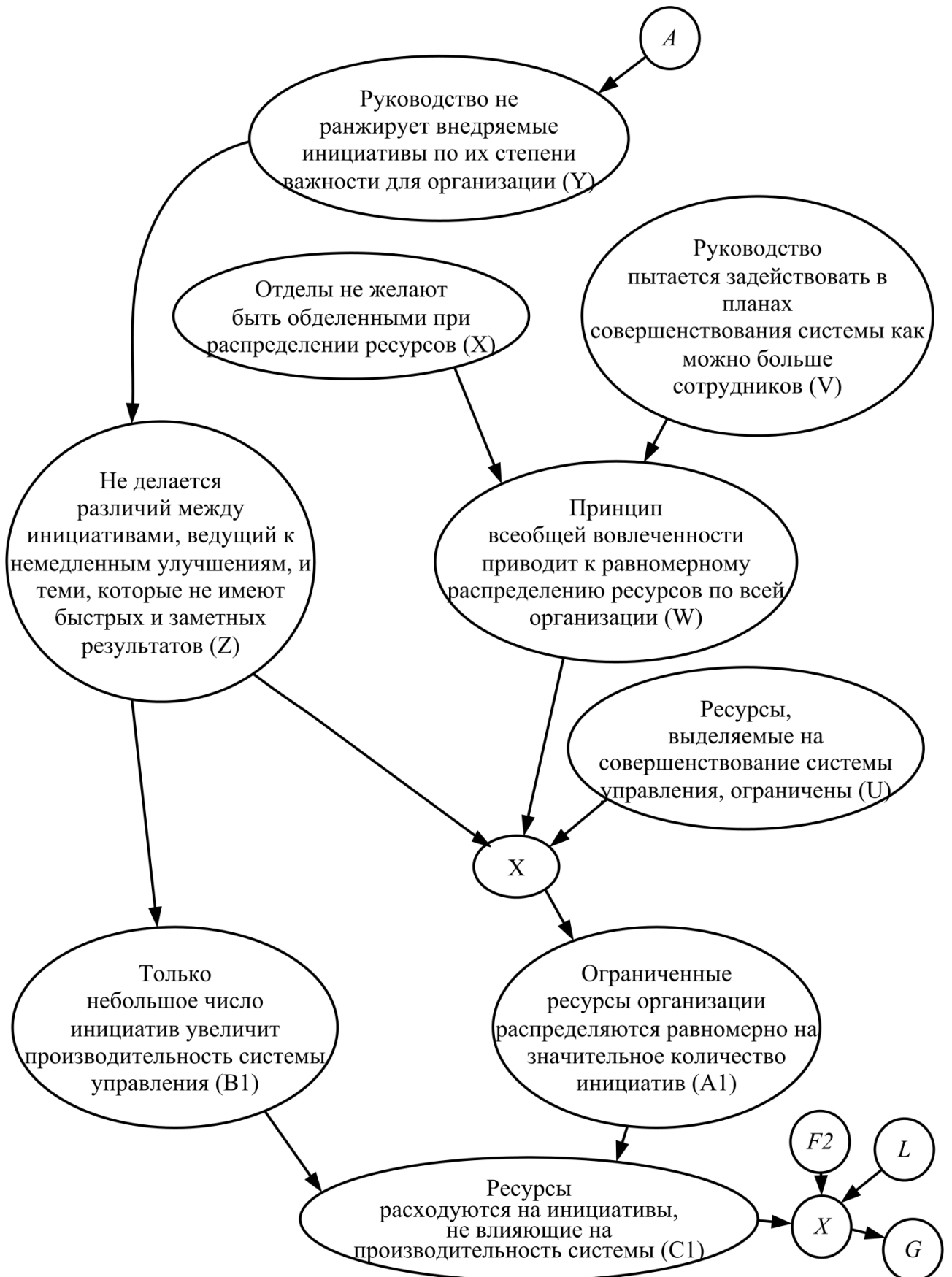


Рис.5.1. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 1 из 6, X – логическое И)

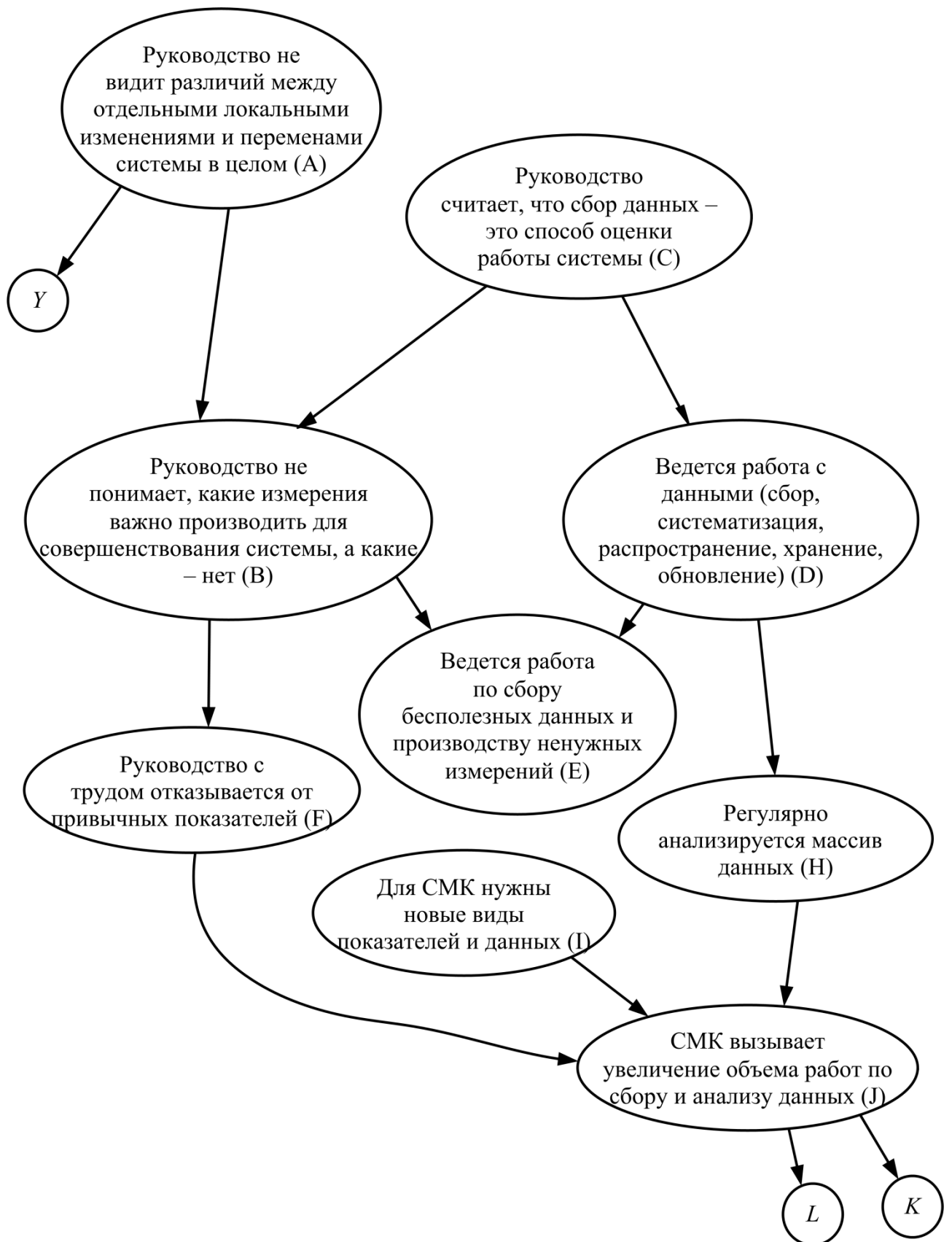


Рис.5.2. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 2 из 6)

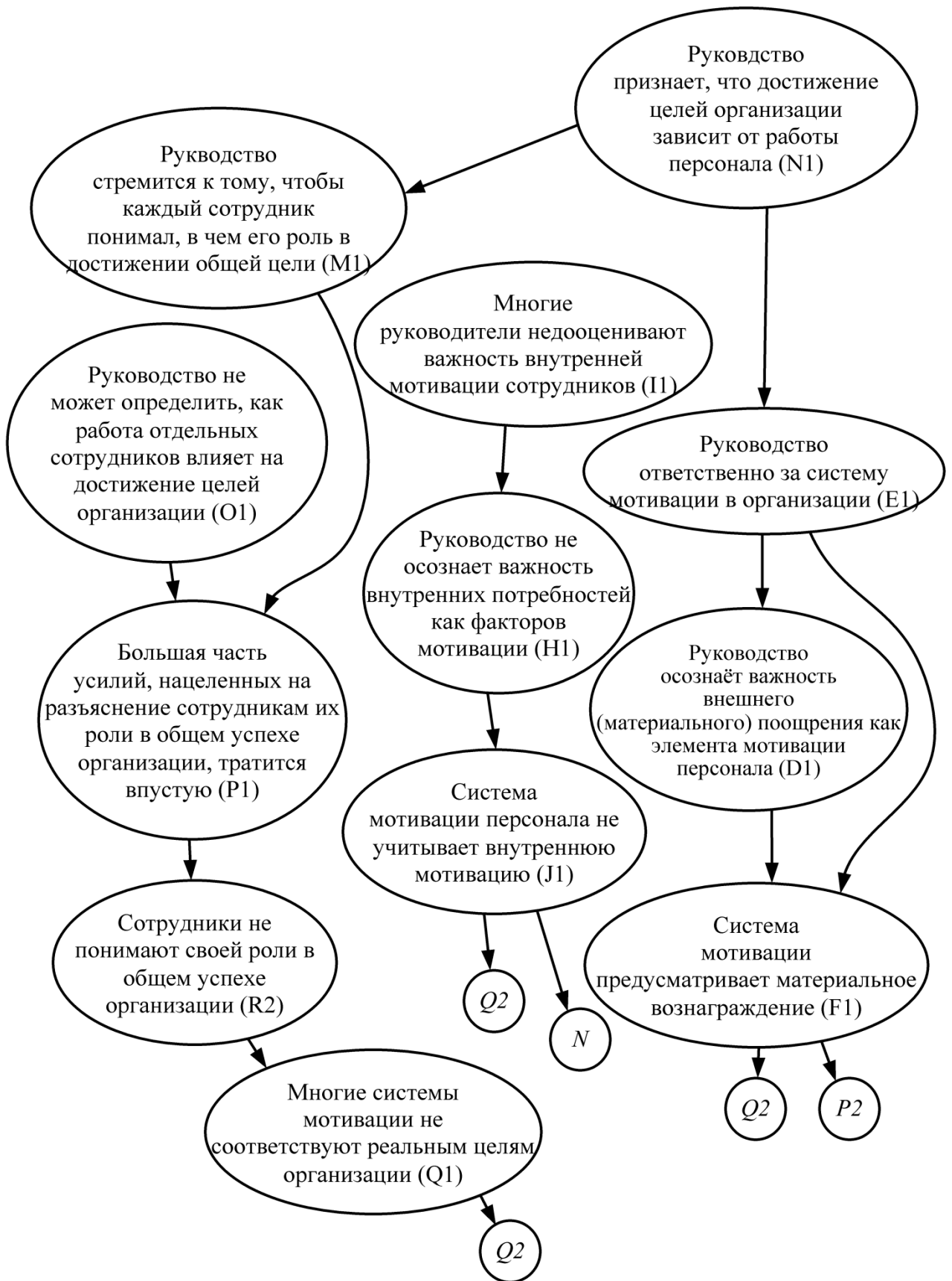


Рис.5.3. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 3 из 6)

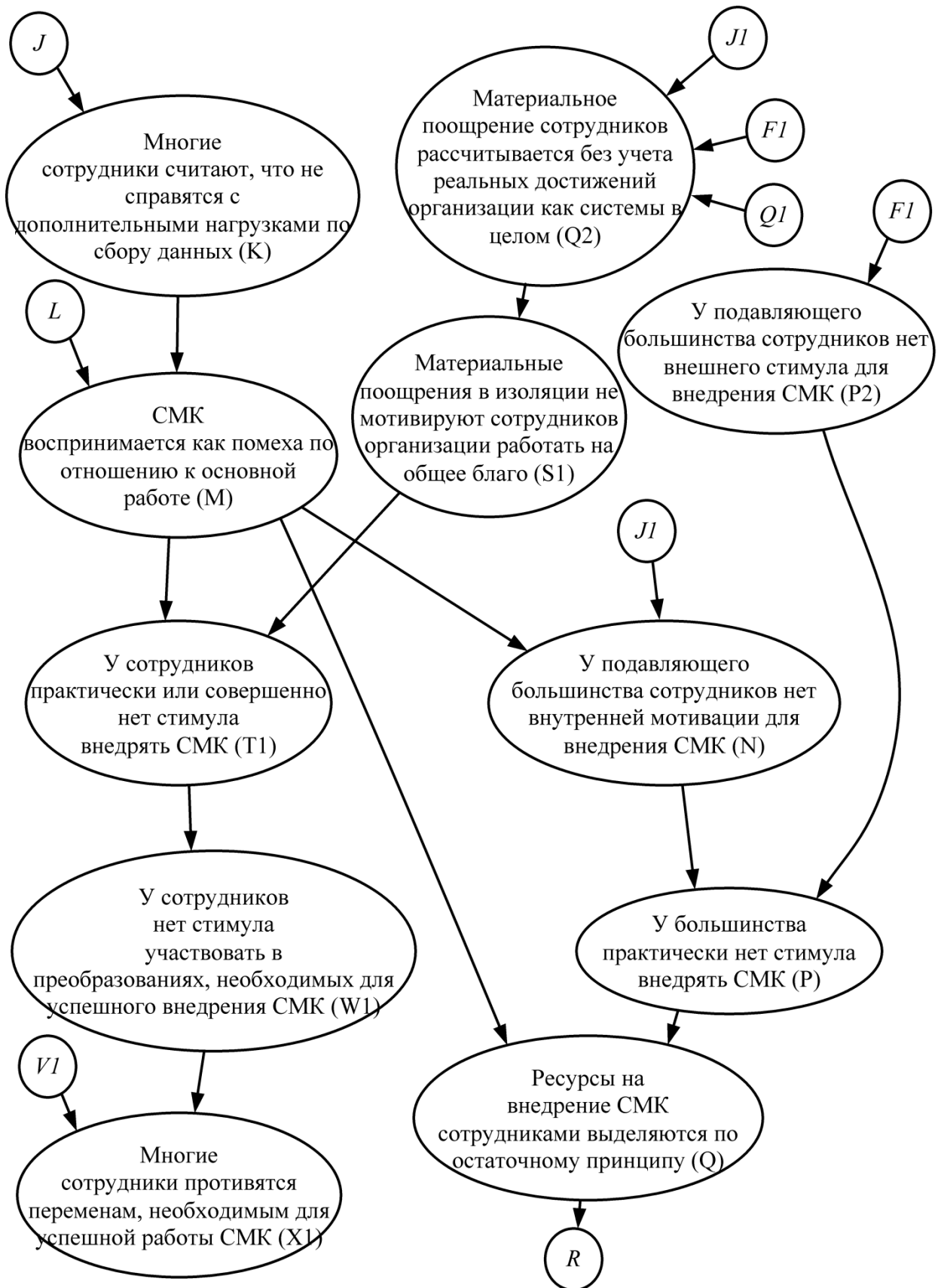


Рис.5.4. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 4 из 6)

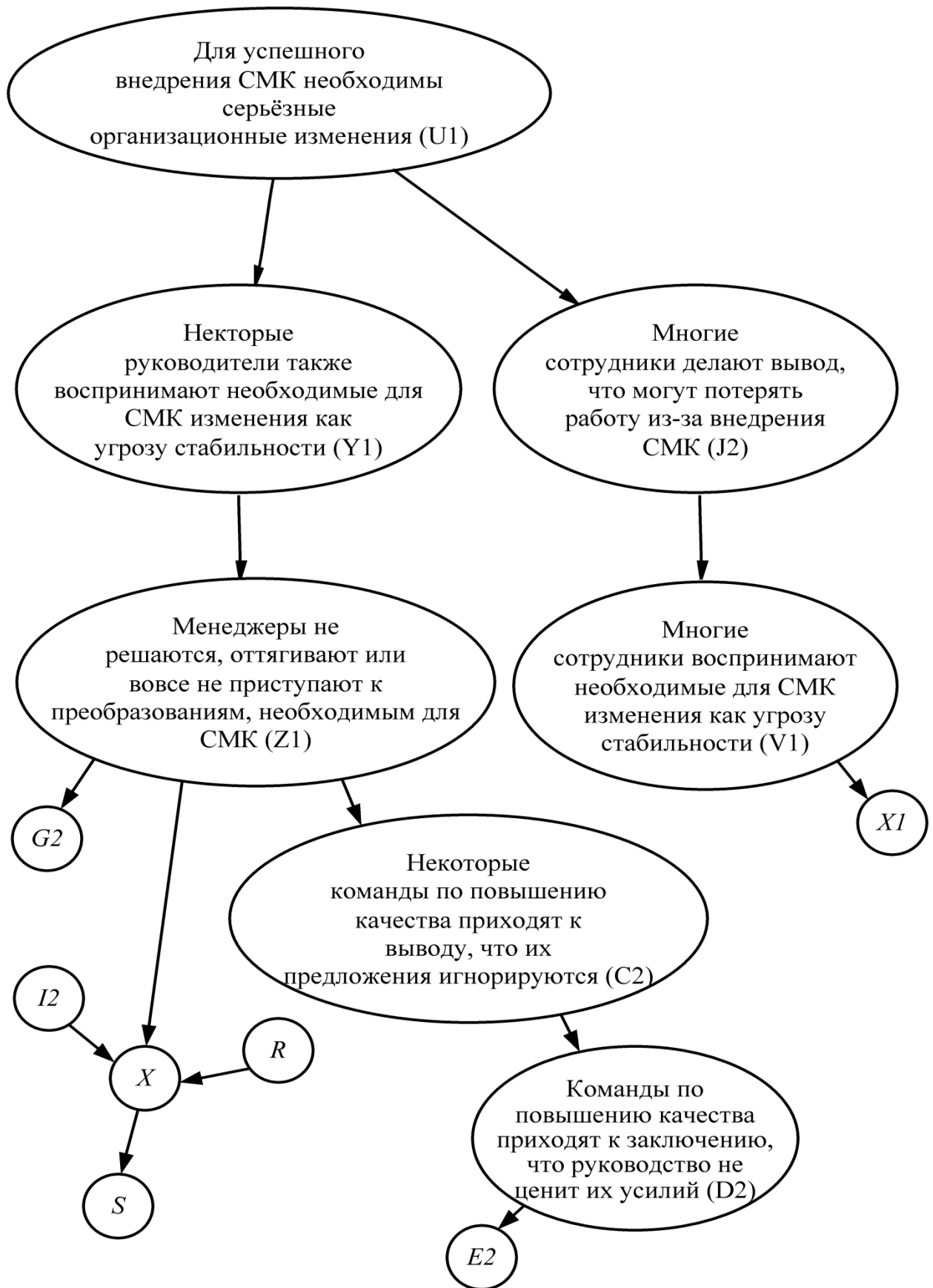


Рис.5.5. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 5 из 6)

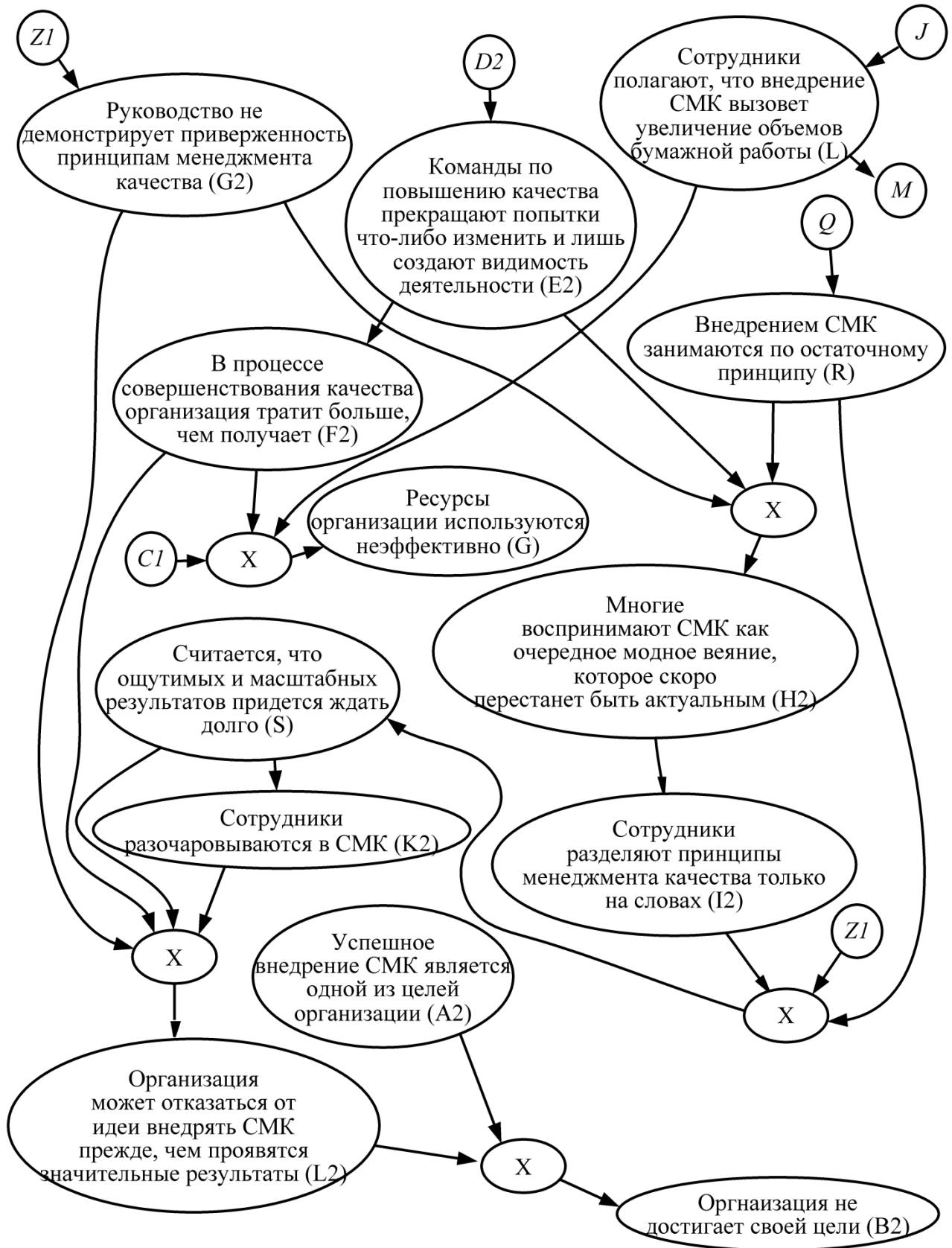


Рис.5.6. Байесова сеть для моделирования процесса внедрения СМК (фрагмент 6 из 6)

Проверка адекватности модели. Адекватность модели проверялась следующим образом: экспертам предлагались вопросы, на которые они пытались ответить, а затем ответы на эти вопросы получали на основе байесовой сети. Если ответы эксперта и модели совпадали или же оценки вероятностей эксперта и машины были близки, то поведение модели считалось адекватным, иначе корректировались таблицы условных вероятностей (изменений в графе причинно-следственных связей не потребовалось). В табл.5.2 приведены результаты проверки адекватности модели, апостериорные вероятности приведены в прил. Б (рис. 1-23).

Таблица 5.2

Результаты проверки адекватности модели

№ п/п	Запрос	Ответ эксперта	Ответ модели	Результат проверки ¹
I. Прогнозирующие запросы для проверки прямых причинно-следственных связей				
1	Если сотрудники не понимают своей роли в достижении успеха (цели) организации, при этом система мотивации (при условии, что она внедрена) не учитывает внутреннюю мотивацию сотрудников, то эта система мотивации не соответствует реальным целям организации (рис.1)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,99)	+ (0,01)
2	Если руководство с трудом отказывается от привычных показателей и данных, а для СМК нужны новые показатели и новые виды данных, то внедрение СМК вызывает увеличение объема работ по сбору и анализу данных (рис.2)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,99)	+ (0,01)
3	Если сотрудники полагают, что внедрение СМК вызовет увеличение объемов бумажной работы, и при этом многие считают, что они не справятся с дополнительными нагрузками по сбору данных, то СМК может восприниматься как помеха по отношению к основной работе (рис.3)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,9)	+ (0,1)

№ п/п	Запрос	Ответ эксперта	Ответ модели	Результат проверки ¹
4	Если на предприятии ведется работа с данными (измерение, сбор, систематизация и др.), при этом руководство не понимает, какие измерения важно производить для совершенствования системы управления, а какие нет, то будет вестись работа по сбору бесполезных данных и проведению ненужных измерений (рис.4)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,99)	+ (0,01)
5	Если внедрением СМК занимаются по остаточному принципу, а руководство не демонстрирует приверженности принципам менеджмента качества, то многие сотрудники воспринимают СМК как очередное «модное веяние», которое вскоре перестанет быть актуальным (рис.5)	ИСТИНА (0,7)	ИСТИНА (0,78)	+ (0,08)
6	Если СМК воспринимается как очередное «модное веяние» и руководство не демонстрирует приверженности принципам менеджмента качества, то сотрудники будут разделять принципы менеджмента «на словах, но не на деле» (рис.6)	ИСТИНА (0,9)	ИСТИНА (0,99)	+ (0,09)
7	Сотрудники разочаровываются в СМК, если считают, что ощутимых и масштабных результатов от её внедрения придется ждать долго (рис.7)	ИСТИНА (0,9)	ИСТИНА (0,99)	+ (0,09)
8	Если сотрудники воспринимают изменения, необходимые для СМК, как угрозу стабильности, то они будут противиться этим изменениям (рис.8)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,92)	+ (0,08)
9	Если сотрудники разочаровываются в СМК, а менеджеры оттягивают или вовсе не приступают к преобразованиям, необходимым для СМК, то организация может отказаться от идеи внедрять СМК (рис.9)	ИСТИНА (0,7)	ИСТИНА (0,89)	- (0,19)

№ п/п	Запрос	Ответ эксперта	Ответ модели	Результат проверки ¹
10	Если система мотивации не предусматривает материального вознаграждения при внедрении СМК, то у сотрудников отсутствует внешний стимул её внедрять (рис.10)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,91)	+ (0,09)
11	Поскольку внедрение СМК требует серьёзных организационных изменений, многие сотрудники могут считать, что потеряют работу из-за внедрения СМК (рис.11)	ИСТИНА (0,6)	ИСТИНА (0,8)	– (0,2)
12	Если внедрение СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе, то у большинства сотрудников отсутствует внутренний стимул внедрять СМК (рис.12)	ИСТИНА (0,8)	ИСТИНА (0,85)	+ (0,05)
13	Если ресурсы распределяются равномерно на значительное число инициатив в области качества, при этом только небольшое число этих инициатив увеличит производительность системы, то ресурсы будут расходоваться на инициативы, не ведущие к увеличению производительности (рис.13)	ИСТИНА	ИСТИНА (0,99)	+ (0,01)
II. Диагностирующие (абдуктивные) запросы для проверки прямых и непрямых причинно-следственных связей				
14	Причиной того, что в организации отсутствует система мотивации, является ошибочное мнение руководства о том, что достижение цели организации не зависит от работы персонала (рис.14)	ИСТИНА (0,9)	ИСТИНА (0,79)	+ (0,11)
15	Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации в связи с тем, что руководители не могут определить, как работа отдельных сотрудников влияет на успех организации в целом (рис.15)	ИСТИНА (0,8)	ИСТИНА (0,95)	+ (0,15)
16	Руководители воспринимают СМК как угрозу стабильности, причина этого — необходимость серьёзных организационных изменений при внедрении СМК (рис.16)	ИСТИНА (0,8)	ИСТИНА (0,96)	– (0,16)
17	Сотрудники противятся переменам, необходимым для успешного внедрения СМК, причина этого — боязнь потери работы из-за организационных изменений (рис.17)	ИСТИНА (0,8)	ИСТИНА (0,9)	+ (0,1)

№ п/п	Запрос	Ответ эксперта	Ответ модели	Результат проверки ¹
18	Ресурсы на внедрение СМК выделяются сотрудниками по остаточному принципу в связи с тем, что у них практически нет стимула внедрять СМК (рис.18)	ИСТИНА (0,8)	ИСТИНА (0,84)	+ (0,04)
19	Отсутствие внутренней мотивации у сотрудников для внедрения СМК вызвано тем, что руководство не осознает важность внутренних потребностей как факторов мотивации (рис.19)	ИСТИНА (0,7)	ИСТИНА (0,84)	+ (0,14)
20.	Организация может отказаться от идеи внедрять СМК вследствие того, что руководство не демонстрирует приверженности принципам менеджмента качества (рис.20)	ИСТИНА (0,7)	ИСТИНА (0,92)	– (0,22)
III. Открытые запросы²				
21	В чем причина того, что СМК вызывает увеличение объема работ по сбору и анализу данных? (рис.21)	5	1. Для СМК требуются новые виды показателей и данные (1,0) 2. Руководство не понимает, какие изменения важно производить для повышения производительности системы, а какие — нет (0,94)	+
22	В чем причина того, что ресурсы расходуются на инициативы в области качества, не влияющие на производительность системы? (рис.22)	5	Руководство не ранжирует инициативы по степени важности для организации (0,98)	+
23	В чем причина того, что ресурсы на внедрение СМК выделяются сотрудниками по остаточному принципу? (рис.23)	4	Внедрение СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе (0,89)	+
<p>Примечания:</p> <p>¹ Ответ модели считается адекватным, если абсолютная разница вероятностей не превосходит 0,15. Знак «+» в столбце «Результат проверки» означает, что модель прошла тест на адекватность, «-» — не прошла (в скобках указана абсолютная разница вероятностей).</p> <p>² Вопрос задается модели, а полученный ответ предлагается оценить эксперту с точки зрения адекватности и соответствия здравому смыслу. Эксперт оценивает ответ по 5-балльной шкале (столбец 3): 1 – полностью не согласен; 2 – больше не согласен, чем согласен; 3 – затрудняюсь ответить; 4 – больше согласен, чем не согласен; 5 – полностью согласен. Модель считается адекватной, если эксперт оценивает ответ на «4» или «5» баллов.</p>				

5.2. Оптимизация процессов (стадий) жизненного цикла проекта СМК

Ниже рассматриваются методы принятия решений по выработке и выбору корректирующих и предупреждающих действий и их оптимизации на основе байесовой сети.

Байесова сеть может быть также использована для поддержки принятия решений по выбору корректирующих и предупреждающих действий при устранении несоответствий процессов проекта создания СМК. Согласно ГОСТ Р ИСО 9000-2008, корректирующее (предупреждающее) действие представляет собой устранение причины несоответствия. Поскольку байесова сеть является математической моделью причин и последствий несоответствий, то имеется возможность определения степени влияния корректирующего (предупреждающего) действия на вероятность появления несоответствия и, следовательно, выбора из множества альтернативных действий оптимального с точки зрения то или иного критерия (например, ожидаемой полезности).

Предварительная постановка задачи. В общем виде задача выбора оптимального корректирующего (предупреждающего) действия или коррекции может быть поставлена следующим образом. Имеется множество альтернатив — корректирующих, предупреждающих действий и коррекций, при этом каждая альтернатива оказывает влияние на одну или несколько случайных переменных в модели. С помощью вероятностного вывода в байесовой сети может быть определена апостериорная вероятность возникновения несоответствия при условии выполнения той или иной альтернативы (действия). Перед тем, как поставить задачу принятия решения (ЗПР) в формальном виде, следует рассмотреть способы описания коррекций, корректирующих и предупреждающих действий с помощью семантики причинных байесовых сетей.

5.2.1. Формализация понятий коррекция, корректирующее и предупреждающее действие на основе аппарата причинных байесовых сетей

С нашей точки зрения, наиболее подходящим способом выражения корректирующих, предупреждающих действий и коррекций

является использование запросов-вмешательств (леммы 2.1–2.3, гл.2). Рассмотрим вначале понятие «коррекция».

Согласно ГОСТ Р ИСО 9000-2008, под коррекцией понимается «действие, предпринятое для устранения обнаруженного несоответствия». Тогда, если случайная переменная X в БС представляет собой несоответствие, причем X принимает только два значения: x_1 — ИСТИНА и x_2 — ЛОЖЬ, где ИСТИНА означает наступление несоответствия (событие $\{X = x_1\}$), а ЛОЖЬ — ненаступление несоответствия (событие $\{X = x_2\}$), то коррекция в данном случае может быть представлена в виде атомарного вмешательства $do(X = x_2)$ (лемма 2.1, глава 2), которое приводит к присваиванию $X = x_2$ и одновременно отделяет это несоответствие от его прямых причин. Действительно, коррекция представляет собой внешнее вмешательство (например, переделка), после которого причины несоответствия уже не оказывают на него влияние, а само несоответствие устраняется.

Под несоответствием будем понимать следующее. Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Булеву случайную переменную X , $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$, где $x_1 =$ ИСТИНА означает наступление несоответствия, а $x_2 =$ ЛОЖЬ означает ненаступление несоответствия, будем называть несоответствием. В этом случае коррекция может быть формально определена следующим образом.

Определение 5.1. *Коррекция.* Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$ — несоответствие. Атомарное вмешательство $do(x_2)$ называется *коррекцией* для несоответствия X .

Теперь рассмотрим корректирующее и предупреждающее действие. По нашему мнению, корректирующее и предупреждающее действия не могут быть различены в терминологии причинных байесовых сетей. Согласно ГОСТ Р ИСО 9000-2008, корректирующее и предупреждающее действия устраняют причину несоответствия, причем корректирующее действие устраняет причину несоответствия, которое было обнаружено, а предупреждающее — причину потенциального несоответствия. Фактически это означает, что корректирующее действие подразумевает факт как минимум однократ-

ного обнаруженного наступления несоответствия, и этот факт нельзя отразить с помощью байесовой сети. Обнаружение несоответствия представляет собой свидетельство $e = \{x_1\}$, которое может быть применено при расчете вероятностных запросов к байесовой сети, однако это свидетельство не меняет ни структуру сети, ни значения априорных вероятностей. А поскольку байесова сеть описывается двумя математическими объектами: графом связей и полным совместным распределением априорных вероятностей, факт наступления несоответствия $e = \{x_1\}$ не может быть отражен с её помощью². В связи с этим корректирующее и предупреждающее действие будем выражать одним и тем же способом — через вмешательства трех видов: атомарного, составного и вероятностного. Будем также предполагать, что принятие корректирующего (предупреждающего) действия либо полностью устраняет несоответствие, либо снижает вероятность его возникновения, при этом причина несоответствия полностью устраняется в любом случае. Допуская все изложенное, дадим следующее определение корректирующего (предупреждающего) действия с помощью семантики причинных байесовых сетей.

Определение 5.2. *Атомарное корректирующее (предупреждающее) действие.* Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$ — несоответствие. Пусть Y — случайная переменная, $Y \in \mathbf{V}$, $Y \neq X$, причем существует ориентированный путь из Y в X в графе G (т.е. Y является причиной X). Атомарное вмешательство $do(y)$, где y — значение Y , называется *атомарным корректирующим (предупреждающим) действием* для случайной переменной X , если выполняется хотя бы одно из условий:

² В защиту нашего предположения можно привести ряд примеров, где одно и то же действие является и корректирующим и предупреждающим. Пример 1: причинами дефекта «плохое снятие с формы» (речь идет о снятии с металлической пресс-формы для отливки под давлением и температурой пластмассового корпуса) является недостаточная смазка формы, недостаточная полировка и др. Предположим, что плохое снятие с формы ни разу не было обнаружено. Оператор проводит профилактическую полировку формы (устраняет причину), следовательно, для него это предупреждающее действие. Если же плохое снятие было замечено хотя бы один раз, то та же полировка - это уже корректирующее действие. Пример 2: причиной сколов по краям корпуса является неверно выставленные температура и/или давление прессования. Оператор по своей невнимательности ни разу сколов не встречал, но периодически контролирует и выставляет температуру и давление (предупреждающее действие). Но скол на том же самом изделии был обнаружен через некоторое время уже на следующей операции контролером. Так что же выполняет оператор, когда проверяет и выставляет температуру и давление - корректирующее или предупреждающее действие?! Эти отличия как раз и невозможно отразить с помощью Байесовской сети, поэтому везде далее в монографии, где указано «корректирующее (предупреждающее) действие» понимается, что корректирующее и предупреждающее это одно и то же с точки зрения аппарата Байесовских сетей, и разное — с точки зрения определений ГОСТ Р ИСО 9000-2008

- 1) $P(x_1 | \text{do}(y)) = 0$ (несоответствие устранено), или
- 2) $P(x_1 | \text{do}(y)) < P(x_1)$ (вероятность несоответствия X снизилась после предпринятия действия $\text{do}(y)$).

Теперь рассмотрим более общие случаи, выходящие за рамки определений ГОСТ Р ИСО 9000-2008, но, с нашей точки зрения, также встречающиеся на практике. Рассмотрим вначале случай, когда корректирующее (предупреждающее) действие оказывает влияние (устраняет) сразу на несколько причин несоответствия. Такое действие может быть представлено через составное вмешательство (лемма 2.2, гл. 2).

Определение 5.3. *Составное корректирующее (предупреждающее) действие.* Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$ — несоответствие. Пусть $\mathbf{Y} = \{Y_i\} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$, $\mathbf{Y} \subset \mathbf{V}$, $X \notin \mathbf{V}$ — множество случайных переменных, причем из каждой вершины $Y_i \in \mathbf{Y}$ существует ориентированный путь в X в графе G (т.е. \mathbf{Y} — множество причин X). Составное вмешательство $\text{do}(\mathbf{y})$, где \mathbf{y} — конфигурация \mathbf{Y} , называется *составным корректирующим (предупреждающим) действием* для случайной переменной X , если выполняется хотя бы одно из условий:

- 1) $P(x_1 | \text{do}(\mathbf{y})) = 0$, или
- 2) $P(x_1 | \text{do}(\mathbf{y})) < P(x_1)$.

Теперь рассмотрим случай, когда корректирующее (предупреждающее) действие не устраняет причину несоответствия, а изменяет (например, уменьшает) априорные вероятности ее возникновения. Такое действие может быть представлено через вероятностное вмешательство (лемма 2.3, гл. 2).

Определение 5.4. *Вероятностное корректирующее (предупреждающее) действие.* Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$ — несоответствие. Пусть Y — случайная переменная, $Y \in \mathbf{V}$, $Y \neq X$, причем существует ориентированный путь из Y в X в графе G (т.е. Y является причиной X). Вероятностное вмешательство $\text{do}(P^*(Y | \mathbf{PA}_Y^*))$, где $X \notin \mathbf{PA}_Y^*$ (вмешательство не приведет к возникновению петли обрат-

ной связи $X \Leftrightarrow Y$), называется вероятностным корректирующим (предупреждающим) действием для случайной переменной X , если выполняется хотя бы одно из условий:

- 1) $P(x_1 | \text{do}(P^*(Y|PA_Y^*))) = 0$, или
- 2) $P(x_1 | \text{do}(P^*(Y|PA_Y^*))) < P(x_1)$.

Определения 5.1–5.4 могут быть сведены к общему определению корректирующего (предупреждающего) действия.

Определение 5.5. *Корректирующее (предупреждающее) действие.* Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $X \in \mathbf{V}$, $X = \{x_1, x_2\}$ — несоответствие. Вмешательство $\text{do}(\alpha)$ называется корректирующим (предупреждающим) действием (или коррекцией, когда $\text{do}(\alpha) = \text{do}(x_2)$) для случайной переменной X , если выполняется хотя бы одно из условий

- 1) $P(x_1 | \text{do}(\alpha)) = 0$, или
- 2) $P(x_1 | \text{do}(\alpha)) < P(x_1)$,

где $\text{do}(\alpha)$ — атомарное, составное или вероятностное вмешательство (леммы 2.1–2.3), причем $\text{do}(\alpha)$ удовлетворяет одному из четырех условий:

- а) $\text{do}(\alpha) = \text{do}(x_2)$ — коррекция (определение 5.1);
- б) $\text{do}(\alpha) = \text{do}(y)$ — атомарное корректирующее (предупреждающее) действие (определение 5.2);
- в) $\text{do}(\alpha) = \text{do}(y)$ — составное корректирующее (предупреждающее) действие (определение 5.3);
- г) $\text{do}(\alpha) = \text{do}(P^*(Y|PA_Y^*))$ — вероятностное корректирующее (предупреждающее) действие (определение 5.4).

Замечание: в случае коррекции (определение 5.1) $\text{do}(\alpha) = \text{do}(x_2)$, а условие 1) определения 5.5 выполняется автоматически. Действительно, согласно (2.24) и (2.6), а также при условии, что события $\{X = x_1\}$ и $\{X = x_2\}$ несовместные, получим:

$$P(x_1 | \text{do}(x_2)) = P_{G_{\bar{X}}}(x_1 | x_2) = \frac{P_{G_{\bar{X}}}(x_1, x_2)}{P_{G_{\bar{X}}}(x_2)} = 0,$$

где $P_{G_{\bar{X}}}(x_1, x_2) = 0$ для несовместных событий $\{X = x_1\}$ и $\{X = x_2\}$.

Используя определения 5.1–5.5, задачу принятия решения по выбору оптимального корректирующего (предупреждающего) действия или коррекции можно поставить следующим образом.

5.2.2. Задача принятия решения по выбору коррекций, корректирующих и предупреждающих действий и методы ее решения

Пусть $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ — причинная байесова сеть с причинным графом G и полным совместным распределением $P(\mathbf{v})$ над множеством переменных \mathbf{V} . Пусть $\mathbf{X} = \{X_j\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ — множество произвольно упорядоченных булевых случайных переменных, являющихся несоответствиями, $\mathbf{X} \subset \mathbf{V}$. При этом каждая случайная переменная $X_j = \{x_{j_1}^j, x_{j_2}^j\}$ (принимает только два значения), где $x_{j_1}^j = \text{ИСТИНА}$ означает наступление несоответствия, а $x_{j_2}^j = \text{ЛОЖЬ}$ означает ненаступление несоответствия. Пусть $\mathbf{A} = \{A_i\}$ — множество альтернатив, каждая из которых является коррекцией, корректирующим (предупреждающим) действием (определение 5.5) для несоответствия X_j из \mathbf{X} , при этом каждой альтернативе A_i соответствует вмешательство $\text{do}(\alpha_i)$, т.е. $A_i = \text{do}(\alpha_i)$.

Пусть $\mathbf{O} = \{O_i\}$ — множество исходов, при этом каждой альтернативе A_i соответствует исход O_i (или, другими словами, имеется функция $g: A_i \rightarrow O_i$ — детерминированное соответствие между выбранной альтернативой A_i и ее исходом O_i , $g(A_i) = O_i$). Каждый исход O_i представляет собой многомерную случайную величину³ с распределением вероятностей $\tilde{P}(\cdot, \dots, \cdot)$, которая является произвольно упорядоченным вектором одномерных случайных величин $\mathbf{X} = \{X_j\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, при этом вероятность некоторого многомерного наблюдения \mathbf{x} (\mathbf{x} — конфигурация \mathbf{X}) случайной величины O_i равна

$$\tilde{P}(O_i = \mathbf{x}) = P(\mathbf{X} = \mathbf{x} \mid \text{do}(\alpha_i)), \quad (5.1)$$

где $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения для причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$.

Введенная формула крайне важна, поскольку позволяет перейти от неизвестной вероятности исхода (лотереи) \tilde{P} к известному полному совместному распределению байесовой сети P . Следует заметить, что традиционно в теории принятия решений в условиях неопределенно-

³ Традиционно в теории принятия решений в условиях неопределенности эта случайная величина называется лотереей (определение 2.16), а множество значений (реализаций) лотереи называют выигрышами, таким образом, альтернативе соответствует множество взаимоисключающих друг друга выигрышей, которые реализуются с некоторой вероятностью. Мы же *исходом* O_i альтернативы A_i будем называть лотерею, а значения лотереи — *реализациями исхода*. В этом случае каждой альтернативе будет соответствовать один исход, являющийся случайной величиной — лотереей.

сти эта случайная величина называется лотереей (определение 2.16, глава 2), а множество значений (реализаций) лотереи называют исходами, таким образом, альтернативе соответствует множество взаимоисключающих друг друга исходов, которые реализуются с некоторой вероятностью. В данной работе *исходом* O_i альтернативы A_i будем называть лотерею, а значения лотереи — *реализациями исхода*. В этом случае каждой альтернативе будет соответствовать один исход, являющийся случайной величиной (лотереей).

Пусть $f(A)$ — критерий принятия решения (целевая функция), задающий отношения предпочтения на множестве альтернатив по следующему правилу:

$$A_i > A_j \Leftrightarrow f(A_i) > f(A_j),$$

где $>$ — отношение строгого предпочтения лица, принимающего решение (ЛПР), заданное на множестве альтернатив \mathbf{A} , которое выполняется тогда и только тогда, когда исход O_i альтернативы A_i лучше исхода O_j альтернативы A_j с точки зрения ЛПР (т.е. $A_i > A_j \Leftrightarrow O_i > O_j$). Кроме того, A_i и A_j равнозначны с точки зрения отношения \approx , если $f(A_i) = f(A_j)$, где \approx — отношение неразличимости, причем

$$A_i \approx A_j \Leftrightarrow O_i \approx O_j.$$

Четверку

$$\langle \mathbf{A}, \mathbf{X}, \mathbf{O}, f(A) \rangle \quad (5.2)$$

будем называть *задачей принятия решения по выбору коррекций, корректирующих и предупреждающих действий*, которая заключается в выборе ЛПР наилучшего действия A^* (или наилучших действий $\mathbf{A}^* = \{A^*_i\}$, неразличимых по предпочтению для ЛПР) из множества всех альтернатив \mathbf{A} (каждая из которых является коррекцией, корректирующим или предупреждающим действием), приводящего к наилучшему с точки зрения предпочтения ЛПР исходу O^* из \mathbf{O} , предпочтительного по отношению ко всем остальным реализуемым исходам.

Решением задачи (5.2) является наилучшая альтернатива A^* , принадлежащая множеству оптимальных альтернатив \mathbf{A}^* , которое находится с помощью процедуры максимизации

$$A^* \in \mathbf{A}^* = \text{Argmax}_i f(A_i, \mathbf{X}), A_i \in \mathbf{A},$$

где $\text{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а A^* принадлежит подмножеству альтернатив $\mathbf{A}^* \subset \mathbf{A}$,

равнозначных с точки зрения отношения \approx (т.е. $\forall A_m, A_n \in \mathbf{A}^* A_m \approx A_n$).

Постановка задачи в виде (5.2) является достаточно общей, и для ее уточнения необходимо рассмотреть частные случаи. Для этого рассмотрим два типа критериев: вероятностной гарантии (см. ниже) и ожидаемой полезности (лемма 2.4, гл. 2), и два типа задач: однокритериальную, когда множество \mathbf{X} состоит только из одного несоответствия ($\mathbf{X} = \{X\}$, $|\mathbf{X}| = 1$), и многокритериальную, когда множество \mathbf{X} состоит из нескольких несоответствий ($\mathbf{X} = \{X_i\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, $|\mathbf{X}| \geq 1$). Таким образом, следует рассмотреть четыре типа ЗПР:

- 1) однокритериальная ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии;
- 2) однокритериальная ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности;
- 3) многокритериальная ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии;
- 4) многокритериальная ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности.

Задача 1. Однокритериальная ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии. Предположим, что лицо, принимающее решение, руководствуется следующим правилом при выборе наилучшего корректирующего (предупреждающего) действия: *наилучшим действием является то, которое приводит к гарантированной вероятности t_0 отсутствия несоответствия*, т.е. при принятии данного действия вероятность отсутствия несоответствия будет не меньше чем t_0 . Если же таких действий несколько, то наилучшей альтернативой является та, которая максимизирует вероятность отсутствия несоответствия. Назовем такой критерий выбора **критерием вероятностной гарантии**, который формально представим следующим образом.

В терминах лотереи для данного критерия наилучшей альтернативой является та, которая гарантирует заданную вероятность появления *целевого выигрыша* лотереи (отсутствия несоответствия), и если таких альтернатив несколько, то наилучшей считается та, которая приводит к максимуму вероятности этого выигрыша. Пусть $\{l_{x_i} = \tilde{x}\}$ — целевое событие, где l_{x_i} — лотерея, реализуемая альтернативой x_i ;

\tilde{x} — целевой выигрыш этой лотереи. Обозначим через t_0 пороговое значение вероятности события $\{l_{x_i} = \tilde{x}\}$, которое следует гарантированно достичь, т.е. $P(l_{x_i} = \tilde{x}) \geq t_0$.

Определение. *Критерий вероятностной гарантии.* Функция $H(x_i, t_0)$, задающая отношение предпочтения на множестве альтернатив по следующим правилам

$$\begin{aligned} \forall x_i, x_j \in \mathbf{A} \quad & H(x_i, t_0) > H(x_j, t_0) \Leftrightarrow x_i \succ x_j, \\ & H(x_i, t_0) = H(x_j, t_0) \Leftrightarrow x_i \approx x_j; \\ & H(x_i, t_0) = \sigma_t(x_i, t_0) \cdot P(l_{x_i} = \tilde{x}), \\ & \sigma_t(x_i, t_0) = \begin{cases} 0, & P(l_{x_i} = \tilde{x}) < t_0 \\ 1, & P(l_{x_i} = \tilde{x}) \geq t_0 \end{cases} \end{aligned}$$

называется *критерием вероятностной гарантии*, т.е. для любых двух альтернатив x_i и x_j альтернатива x_i считается предпочтительнее альтернативы x_j , тогда и только тогда, когда $H(x_i, t_0) > H(x_j, t_0)$.

Множество оптимальных решений \mathbf{A}^* в этом случае находится с помощью процедуры максимизации

$$a^* \in \mathbf{A}^* = \underset{x_i \in \mathbf{A}}{\text{Argmax}}(H(x_i, t_0)),$$

где $\text{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а a^* принадлежит множеству альтернатив, равнозначных с точки зрения отношения \approx .

Постановка задачи. Для рассматриваемой задачи $\mathbf{X} = \{X\}$, $X = \{x_1, x_2\}$, где X — несоответствие. Множество исходов \mathbf{O} будет представлять собой множество одномерных случайных величин O_i (одномерных лотерей) со значениями, соответствующими значениям X , но с различными вероятностными распределениями $\tilde{P}(\cdot)$, зависящими от альтернативы A_i , т.е., с учетом (5.1) имеем

$$\begin{aligned} \mathbf{O} &= \{O_i\}, O_i = \{x_1, x_2\}, \\ \tilde{P}(O_i = x) &= P(X = x \mid \text{do}(\alpha_i)), \end{aligned} \quad (5.3)$$

где x — значение X ; $\text{do}(\alpha_i)$ — вмешательство, соответствующее альтернативе A_i ; $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения для причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$.

Пусть $\{O_i = x_2\}$ — целевое событие, отражающее ненаступление несоответствия при принятии корректирующего (предупреждающего) действия (альтернативы) $\text{do}(\alpha_i) = A_i$. Тогда согласно (5.3)

$$\tilde{P}(O_i = x_2) = P(X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)).$$

Критерий вероятностной гарантии в наших обозначениях с учетом (5.3) примет вид

$$\begin{aligned} H(A_i, t_0) &\rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}, \\ H(A_i, t_0) &= \sigma_t(A_i, t_0) \cdot P(X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)), \\ \sigma_t(A_i, t_0) &= \begin{cases} 0, P(X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)) < t_0 \\ 1, P(X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)) \geq t_0 \end{cases} \end{aligned}$$

где $\{X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)\}$ — целевое событие «ненаступление несоответствия X », вероятность которого максимизируется; t_0 — минимальное значение вероятности этого события, которое требуется гарантированно достичь.

Тогда критерий принятия решений примет вид

$$\begin{aligned} f_{\text{в.г.}}(A_i) &= H(A_i, t_0) = \sigma_t(A_i, t_0) P(X = x_2 | \text{do}(\alpha_i)), \\ f_{\text{в.г.}}(A_i) &\rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}. \end{aligned} \quad (5.4)$$

Однокритериальной ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии будем называть четверку

$$\langle \mathbf{A}, \{X\}, \mathbf{O}, f_{\text{в.г.}}(A_i) \rangle. \quad (5.5)$$

Наилучшая альтернатива A^* , представляющая собой *решение задачи* (5.5), принадлежит множеству оптимальных альтернатив \mathbf{A}^* , которое находится с помощью процедуры максимизации

$$A^* \in \mathbf{A}^* = \underset{i}{\text{Argmax}} f_{\text{в.г.}}(A_i), A_i \in \mathbf{A},$$

где $\text{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а A^* принадлежит подмножеству альтернатив \mathbf{A}^* , равнозначных с точки зрения отношения \approx .

Задача 2. Однокритериальная ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности. Для рассматриваемой задачи множества \mathbf{A} , \mathbf{X} , \mathbf{O} имеют тот же вид, что и для задачи (5.5). Следовательно, необходимо рассмотреть бинарную лотерею l_{O_i} , представляющую собой исход O_i альтернативы A_i ,

$$l_{O_i} = \left\{ \begin{array}{cc} x_1 & x_2 \\ \tilde{P}(O_i = x_1) & \tilde{P}(O_i = x_2) \end{array} \right\}. \quad (5.6)$$

С учетом (5.3) лотерея (5.6) примет вид

$$l_{O_i} = \left\{ \begin{array}{cc} x_1 & x_2 \\ P(x_1 | \text{do}(\alpha_i)) & P(x_2 | \text{do}(\alpha_i)) \end{array} \right\}. \quad (5.7)$$

Пусть для каждого значения x переменной X задана полезность

$u(x)$. Тогда критерий ожидаемой полезности (лемма 2.4) для альтернативы A_i и исхода O_i , представляющего собой лотерею (5.7), примет вид:

$$EU(l_{O_i}) = \sum_{x=\{x_1, x_2\}} u(x) \tilde{P}(O_i = x) = \sum_{x=\{x_1, x_2\}} u(x) P(x | do(\alpha_i)).$$

Пусть также для каждой альтернативы A_i задана полезность $u(A_i)$, отражающая стоимость предпринятия коррекции, корректирующего (предупреждающего) действия, соответствующего A_i , причем $u(A_i)$ и $u(x)$ измеряются в единой шкале. Как правило, в данном случае $u(A_i) \leq 0$ ($u(A_i)$ является функцией потерь).

С учетом изложенного критерий принятия решения примет вид

$$f_{o.п.}(A_i) = u(A_i) + EU(l_{O_i}) = u(A_i) + \sum_{x=\{x_1, x_2\}} u(x) P(x | do(\alpha_i)), \quad (5.8)$$

$$f_{o.п.}(A_i) \rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}.$$

Если нет необходимости учитывать затраты на корректирующее (предупреждающее) действие или коррекцию, то $\forall A_i \in \mathbf{A} u(A_i) = 0$, а критерий (5.8) упрощается:

$$f_{o.п.}(A_i) = EU(l_{O_i}) = \sum_{x=\{x_1, x_2\}} u(x) P(x | do(\alpha_i)),$$

Однокритериальной ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности будем называть четверку

$$\langle \mathbf{A}, \{X\}, \mathbf{O}, f_{o.п.}(A_i) \rangle. \quad (5.9)$$

Наилучшая альтернатива A^* , представляющая собой **решение задачи** (5.9), принадлежит множеству оптимальных альтернатив \mathbf{A}^* , которое находится с помощью процедуры максимизации

$$A^* \in \mathbf{A}^* = \operatorname{argmax}_i f_{o.п.}(A_i), A_i \in \mathbf{A},$$

где $\operatorname{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а A^* принадлежит подмножеству альтернатив \mathbf{A}^* , равнозначных с точки зрения отношения \approx .

Задача 3. Многокритериальная ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии. Для рассматриваемой задачи $\mathbf{X} = \{X_j\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, а каждый исход $O_i \in \mathbf{O}$ является многомерной случайной переменной с распределением, удовлетворяющим условию (5.1). Пусть $\dot{\mathbf{x}}$ — целевая конфигурация \mathbf{X} ,

$$\dot{\mathbf{x}} = \{x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^j, \dots, x_2^n\},$$

где $x_2^j = \text{ЛОЖЬ}$ означает ненаступление несоответствия X_j из \mathbf{X} . Или, другими словами, $\dot{\mathbf{x}}$ представляет собой событие, отражающее ненаступление всех несоответствий из \mathbf{X} . С учетом (5.1)

$$\tilde{P}(O_i = \dot{\mathbf{x}}) = P(\mathbf{X} = \dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)),$$

а критерий вероятностной гарантии примет вид

$$\begin{aligned} H(A_i, t_0) &\rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}, \\ H(A_i, t_0) &= \sigma_t(A_i, t_0) \cdot P(\dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)), \\ \sigma_t(A_i, t_0) &= \begin{cases} 0, P(\dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)) < t_0 \\ 1, P(\dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)) \geq t_0' \end{cases} \end{aligned}$$

где $\{\dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)\}$ — целевое событие «совместное ненаступление всех несоответствий \mathbf{X} », вероятность которого максимизируется; t_0 — минимальное значение вероятности этого события, которое требуется гарантированно достичь.

Тогда критерий принятия решений примет вид

$$\begin{aligned} f_{\text{в.г.}^*}(A_i, \mathbf{X}) &= H(A_i, t_0) = \sigma_t(A_i, t_0) \cdot P(\dot{\mathbf{x}} | \text{do}(\alpha_i)), \quad (5.10) \\ f_{\text{в.г.}^*}(A_i, \mathbf{X}) &\rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}. \end{aligned}$$

Многокритериальной ЗПР на основе критерия вероятностной гарантии будем называть четверку

$$\langle \mathbf{A}, \mathbf{X}, \mathbf{O}, f_{\text{в.г.}^*}(A_i) \rangle. \quad (5.11)$$

Наилучшая альтернатива A^* , представляющая собой *решение задачи* (5.11), принадлежит множеству оптимальных альтернатив \mathbf{A}^* , которое находится с помощью процедуры максимизации

$$A^* \in \mathbf{A}^* = \text{Argmax}_i f_{\text{в.г.}^*}(A_i), A_i \in \mathbf{A},$$

где $\text{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а A^* принадлежит подмножеству альтернатив \mathbf{A}^* , равнозначных с точки зрения отношения \approx .

Задача 4. Многокритериальная ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности. Для рассматриваемой задачи $\mathbf{X} = \{X_j\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Поскольку множество исходов \mathbf{O} представляет собой множество многомерных случайных величин с распределением (5.1), следует рассмотреть многомерную лотерею

$$l_{O_i} = \left\{ \begin{matrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_s & \dots & \mathbf{x}_m \\ \tilde{P}(O_i = \mathbf{x}_1) & \tilde{P}(O_i = \mathbf{x}_2) & \dots & \tilde{P}(O_i = \mathbf{x}_s) & \dots & \tilde{P}(O_i = \mathbf{x}_m) \end{matrix} \right\}, \quad (5.12)$$

где l_{O_i} — многомерная лотерея, представляющая собой исход O_i ; \mathbf{x}_s

— многомерное наблюдение случайной величины O_i ; $\tilde{P}(\cdot)$ — функция распределения для случайной величины O_i , удовлетворяющая равенству (5.1); m — общее число различных конфигураций \mathbf{X} .

С учетом (5.1) лотерея (5.12) примет вид

$$l_{O_i} = \left\{ \begin{array}{cccccc} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_s & \dots & \mathbf{x}_m \\ P(\mathbf{x}_1|\text{do}(\alpha_i)) & P(\mathbf{x}_2|\text{do}(\alpha_i)) & \dots & P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\alpha_i)) & \dots & P(\mathbf{x}_m|\text{do}(\alpha_i)) \end{array} \right\}, \quad (5.13)$$

где $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения для причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$.

Пусть над множеством \mathbf{X} случайных переменных задана многомерная функция полезности, которая каждой конфигурации \mathbf{x}_s множества \mathbf{X} ставит в соответствие некоторое значение полезности $u(\mathbf{x}_s)$. Тогда критерий ожидаемой полезности (лемма 2.4, гл. 2) для альтернативы A_i и исхода O_i , представляющего собой лотерею (5.13), примет вид:

$$EU(l_{O_i}) = \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s) \tilde{P}(O_i = \mathbf{x}_s) = \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s) P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\alpha_i)).$$

Пусть также для каждой альтернативы A_i задана полезность $u(A_i)$, отражающая стоимость предпринятия коррекции, корректирующего (предупреждающего) действия, соответствующего A_i , причем $u(A_i)$ и $u(\mathbf{x}_s)$ измеряются в единой шкале. Как правило, в данном случае $u(A_i) \leq 0$ ($u(A_i)$ — функция потерь).

С учетом изложенного критерий принятия решения примет вид

$$f_{\text{о.п.}*}(A_i) = u(A_i) + EU(l_{O_i}) = u(A_i) + \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s) P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\alpha_i)), \quad (5.14)$$

$$f_{\text{о.п.}*}(A_i) \rightarrow \max, A_i \in \mathbf{A}$$

Если нет необходимости учитывать затраты на корректирующее (предупреждающее) действие или коррекцию, то $\forall A_i \in \mathbf{A} u(A_i) = 0$, а критерий (5.14) упрощается

$$f_{\text{о.п.}*}(A_i) = EU(l_{O_i}) = \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s) P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\alpha_i)).$$

Многокритериальной ЗПР на основе критерия ожидаемой полезности будем называть четверку

$$\langle \mathbf{A}, \mathbf{X}, \mathbf{O}, f_4(A_i, \mathbf{X}) \rangle. \quad (5.15)$$

Наилучшая альтернатива A^* , представляющая собой *решение задачи* (5.15), принадлежит множеству оптимальных альтернатив \mathbf{A}^* , которое

находится с помощью процедуры максимизации

$$A^* = \underset{i}{\operatorname{Argmax}} f_{\text{о.п.}^*}(A_i), A_i \in \mathbf{A},$$

где $\operatorname{Argmax}(\cdot)$ — оператор взятия множества максимумов функции по аргументу, а A^* принадлежит подмножеству альтернатив \mathbf{A}^* , равнозначных с точки зрения отношения \approx .

5.2.3. Алгоритм выбора оптимальных параметров процессов жизненного цикла проекта СМК

В предыдущем подпараграфе были рассмотрены ЗПР, требующие явного задания множества альтернатив \mathbf{A} . В данном подпараграфе рассмотрим задачу оптимизации, при которой задано множество управляемых переменных, варьирование значениями которых будет приводить к различным исходам. Под оптимизацией предупреждающих действий процесса проекта создания и внедрения СМК будем понимать следующее: имеется множество управляемых причин несоответствий (параметров модели); производится варьирование значениями переменных из этого множества, причем каждый вектор значений представляет собой отдельное предупреждающее действие. Необходимо среди всех возможных комбинаций управляемых параметров (векторов значений) выбрать такую, которая максимизирует целевую функцию f . Теперь дадим формальную постановку.

Постановка задачи. Пусть $\mathbf{Y} = \{Y_k\} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_p\}$ — множество управляемых параметров модели, представляющих собой варьируемые случайные переменные в причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$. Пусть $\mathbf{X} = \{X_j\} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ — множество несоответствий в этой сети, причем \mathbf{X} и \mathbf{Y} — непересекающиеся множества ($\mathbf{X} \cup \mathbf{Y} = \emptyset$), $\mathbf{X} \subset \mathbf{V}$, $\mathbf{Y} \subset \mathbf{V}$, при этом любая Y_k является причиной хотя бы одного несоответствия из \mathbf{X} , т.е.

$$\forall Y_k, Y_k \in \mathbf{Y} \exists p_{Y_k X_j}, X_j \in \mathbf{X} \quad (5.16)$$

где $p_{Y_k X_j}$ — ориентированный путь из Y_k в X_j в графе G .

Обозначим через $\mathbf{y} = \{\tilde{y}_k\} = \{\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_p\}$ конфигурацию множества \mathbf{Y} , которая представляет собой вектор присваиваний каждой переменной Y_k значения \tilde{y}_k , т.е.

$$\mathbf{y} = \{\tilde{y}_k\} = \{\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_p\} = \{Y_1 = \tilde{y}_1, Y_2 = \tilde{y}_2, \dots, Y_p = \tilde{y}_p\}.$$

Если в конфигурации \mathbf{y} какая-либо из переменных не получила

присваивания, то такую конфигурацию будем называть *неполной*; иначе такая конфигурация называется *полной*. Место в конфигурации \mathbf{y} , соответствующее отсутствию означивания, будем отмечать знаком #. Так, если переменные Y_2 и Y_4 не получили означивания, то такая конфигурация будет записана следующим образом:

$$\mathbf{y} = \{\tilde{y}_1, \#, \tilde{y}_3, \#, \tilde{y}_5, \tilde{y}_6, \dots, \tilde{y}_p\}.$$

В этом случае речь идет о конфигурации \mathbf{y}' множества $\mathbf{Y}' \subset \mathbf{Y}$, которое получено на основе исходного множества \mathbf{Y} путем отбрасывания всех переменных, не получивших означивания (в данном случае Y_2 и Y_4), т.е.

$$\mathbf{y} = \mathbf{y}' = \{\tilde{y}_1, \tilde{y}_3, \tilde{y}_5, \tilde{y}_6, \dots, \tilde{y}_p\}, \mathbf{Y}' = \mathbf{Y} \setminus \{Y_2, Y_4\}.$$

В рамках данной монографии при оптимизации рассматривается множество Ω всех различных полных и неполных конфигураций \mathbf{Y} .

Пусть $f(\mathbf{y})$ — целевая функция, оптимального значения которой требуется достичь путем варьирования переменными из \mathbf{Y} (путём перебора всех возможных конфигураций \mathbf{y}). Обозначим через \mathbf{y}^* оптимальную конфигурацию \mathbf{Y} , при которой целевая функция f достигает максимума (или минимума). Пусть также $\text{do}(\mathbf{y})$ — составное корректирующее (предупреждающее) действие (определение 5.3), представляющее собой практическую реализацию варьирования \mathbf{y} . Кроме того, конфигурация \mathbf{y} должна удовлетворять ограничению

$$P(\mathbf{y}) \neq 0. \quad (5.17)$$

В этом случае задача оптимизации предупреждающих действий может быть поставлена следующим образом.

Определение 5.6. *Задача оптимизации предупреждающих действий процесса. Задачей оптимизации предупреждающих действий в причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$ называется пятёрка*

$$\langle \mathbf{Y}, \mathbf{X}, f(\mathbf{y}), \beta, \mathbf{C} \rangle, \quad (5.18)$$

где \mathbf{Y} — множество управляемых параметров модели, представляющих собой варьируемые случайные переменные в причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, $\mathbf{Y} \subset \mathbf{V}$; \mathbf{X} — множество несоответствий в этой сети, $\mathbf{X} \subset \mathbf{V}$, $\mathbf{X} \cup \mathbf{Y} = \emptyset$, а любая $Y_k \in \mathbf{Y}$ удовлетворяет условию (5.16); $f(\mathbf{y})$ — целевая функция; \mathbf{y} — конфигурация \mathbf{Y} , причем \mathbf{y} удовлетворяет ограничению (5.17); β — критерий поиска (max или min); $\mathbf{C} = \{P(\mathbf{y}) \neq 0\}$ — множество ограничений.

Решение задачи (5.18) заключается в нахождении такой конфи-

гурации \mathbf{y}^* , принадлежащей множеству оптимальных конфигураций \mathbf{Y}^* , при которой целевая функция f стремится к максимуму или минимуму (в зависимости от критерия поиска β), т.е.

$$\mathbf{y}^* \in \mathbf{Y}^* = \begin{cases} \operatorname{Argmax}_{\mathbf{y} \in \Omega} f(\mathbf{y}), \beta = \max, \\ \operatorname{Aargmin}_{\mathbf{y} \in \Omega} f(\mathbf{y}), \beta = \min, \end{cases} \quad (5.19)$$

где \mathbf{y} — конфигурация \mathbf{Y} , $\mathbf{y} \in \Omega$; Ω — множество всех различных полных и неполных конфигураций \mathbf{Y} .

Выбор целевой функции. Рассмотрим два вида целевой функции. Первая основана на критерии вероятностной гарантии (5.10), вторая — на критерии ожидаемой полезности (5.14).

Целевая функция на основе упрощенного критерия вероятностной гарантии. Пусть $\dot{\mathbf{x}}$ — целевая конфигурация \mathbf{X} , $\dot{\mathbf{x}} = \{x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^j, \dots, x_2^n\}$, где $x_2^j = \text{ЛОЖЬ}$ означает ненаступление несоответствия X_j из \mathbf{X} . Или, другими словами, $\dot{\mathbf{x}}$ представляет собой событие, отражающее ненаступление всех несоответствий из \mathbf{X} . В данном случае оптимизация предупреждающих действий будет заключаться в максимизации вероятности $P(\dot{\mathbf{x}}|\operatorname{do}(\mathbf{y}))$, а целевая функция будет иметь вид

$$f(\mathbf{y}) = P(\dot{\mathbf{x}}|\operatorname{do}(\mathbf{y})) \rightarrow \max. \quad (5.20)$$

Тогда задача (5.18) будет иметь вид

$$\langle \mathbf{Y}, \mathbf{X}, P(\dot{\mathbf{x}}|\operatorname{do}(\mathbf{y})), \max, \{P(\mathbf{y}) \neq 0\} \rangle,$$

где $\dot{\mathbf{x}}$ — целевая конфигурация \mathbf{X} , означающая ненаступление несоответствий.

Критерий ожидаемой полезности. Рассмотрим многомерную лотерею

$$l_{\mathbf{y}} = \left\{ \begin{array}{cccccc} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_s & \dots & \mathbf{x}_m \\ P(\mathbf{x}_1|\operatorname{do}(\mathbf{y})) & P(\mathbf{x}_2|\operatorname{do}(\mathbf{y})) & \dots & P(\mathbf{x}_s|\operatorname{do}(\mathbf{y})) & \dots & P(\mathbf{x}_m|\operatorname{do}(\mathbf{y})) \end{array} \right\},$$

где \mathbf{x}_s — конфигурация \mathbf{X} ; m — общее число различных конфигураций \mathbf{X} ; $P(\cdot)$ — функция полного совместного распределения для причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$; \mathbf{y} — конфигурация \mathbf{Y} , $\mathbf{y} \in \Omega$; Ω — множество всех различных полных и неполных конфигураций \mathbf{Y} .

Пусть над множеством \mathbf{X} случайных переменных задана многомерная функция полезности, которая каждой конфигурации \mathbf{x}_s множества \mathbf{X} ставит в соответствие некоторое значение полезности $u(\mathbf{x}_s)$. Тогда критерий ожидаемой полезности для конфигурации \mathbf{y} и лотереи

l_y примет вид

$$EU(\mathbf{y}) = EU(l_y) = \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s)P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\mathbf{y})).$$

Пусть для каждой переменной $Y_k \in \mathbf{Y}$ задана одномерная функция полезности $u(y_k)$, означающая стоимость предприятия атомарного корректирующего действия $\text{do}(y_k)$, где y_k — значение Y_k , причем $u(y_k)$ и $u(\mathbf{x}_s)$ измеряются в единой шкале. Как правило, в данном случае $u(y_k) \leq 0$ ($u(y_k)$ — функция потерь). Пусть также $u(y_k)$ не зависит от значений, которые приняли другие переменные из \mathbf{Y} в конфигурации \mathbf{y} , т.е.

$$\forall \mathbf{y} \forall y_k \in \mathbf{y} u(y_k) = \text{const}. \quad (5.21)$$

С учетом условия (5.21) можно обоснованно допустить, что стоимость предприятия составного корректирующего (предупреждающего) действия $\text{do}(\mathbf{y})$ выражается через сумму стоимостей атомарных действий $\text{do}(u(y_k))$, $y_k \in \mathbf{y}$, входящих в него, т.е.

$$u(\mathbf{y}) = \sum_{y_k \in \mathbf{y}} u(y_k).$$

В этом случае целевая функция будет иметь вид

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}) &= EU(\mathbf{y}) + u(\mathbf{y}) = \\ &= \sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s)P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\mathbf{y})) + \sum_{y_k \in \mathbf{y}} u(y_k) \rightarrow \max, \end{aligned} \quad (5.22)$$

а задача (5.18) будет иметь вид

$$\langle \mathbf{Y}, \mathbf{X}, \left(\sum_{s=1}^m u(\mathbf{x}_s)P(\mathbf{x}_s|\text{do}(\mathbf{y})) + \sum_{y_k \in \mathbf{y}} u(y_k) \right), \max, \{P(\mathbf{y}) \neq 0\} \rangle.$$

Снижение размера множества варьируемых параметров на основе измерения причинно-следственного эффекта. Формула (2.26), предназначенная для количественной оценки силы причинно-следственного эффекта, который оказывает одна переменная на другую, может быть применена для снижения множества управляемых параметров при оптимизации. В данном подпараграфе предлагается способ снижения размера множества управляемых переменных \mathbf{Y} с помощью расширенного варианта этой метрики и правила Парето.

Предлагаемый способ может быть применим только тогда, когда

переменные из \mathbf{Y} принимают только два значения, а переменные из \mathbf{X} имеют числовую природу. Когда случайные переменные из \mathbf{X} имеют нечисловую природу, с каждым значением переменной можно сопоставить число из упорядоченного ряда целых чисел вида $1, 2, \dots, n$, где n — число значений рассматриваемой переменной. Расширим метрику (2.26) для оценивания силы причинно-следственного эффекта на множество случайных переменных.

Определение 5.7. *Причинно-следственный эффект.* Пусть \mathbf{X} — множество случайных переменных в причинной байесовой сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$. Пусть Y — случайная переменная в сети $\langle G, P(\mathbf{v}) \rangle$, причем $Y \notin \mathbf{X}$, $Y = \{y_1, y_2\}$. Причинно-следственным эффектом переменной Y на множество случайных переменных \mathbf{X} будем называть сумму

$$CE(\mathbf{X}, Y) = \sum_{i, X_i \in \mathbf{X}} |CE(y_1|X_i)| = \sum_{i, X_i \in \mathbf{X}} |E(X_i | do(y_1)) - E(X_i | do(y_2))|, \quad (5.23)$$

где $|CE(y_1|X_i)|$ — абсолютная величина причинно-следственного эффекта (определение 2.6, гл. 2) вмешательства $do(y_1)$ на переменную X_i ; y_1 — одно из значений Y ; $E(X_i | do(y_j))$ — математическое ожидание случайной величины X_i относительно интервенционного распределения $P_{y_j}(\mathbf{v}) = P_{G_{\bar{Y}}}(\mathbf{v})$, отражающее воздействие атомарного вмешательства $do(y_j)$ (лемма 2.1), при этом $P_{G_{\bar{Y}}}(\mathbf{v})$ рассчитывается по формуле (2.25), $E(X_i | do(y_j)) = E_{P_{G_{\bar{Y}}}}(X_i | y_j)$; $E_{P_{G_{\bar{Y}}}}(X_i | y_j)$ — условное математическое ожидание случайной переменной X_i при условии наступления события $\{Y = y_j\}$, рассчитанное на основе распределения $P_{G_{\bar{Y}}}(\mathbf{v})$, т.е.

$$E_{P_{G_{\bar{Y}}}}(X_i | y_j) = \sum_k x_k^i \cdot P_{G_{\bar{Y}}}(x_k^i | y_j),$$

где x_k^i — значение переменной X_i .

Таким образом, (5.23) запишется в виде

$$\begin{aligned} CE(\mathbf{X}, Y) &= \sum_{i, X_i \in \mathbf{X}} \left| \sum_k x_k^i \cdot P_{G_{\bar{Y}}}(x_k^i | y_1) - \sum_k x_k^i \cdot P_{G_{\bar{Y}}}(x_k^i | y_2) \right| = \\ &= \sum_{i, X_i \in \mathbf{X}} \left| \sum_k x_k^i \left(P_{G_{\bar{Y}}}(x_k^i | y_1) - P_{G_{\bar{Y}}}(x_k^i | y_2) \right) \right|, \end{aligned}$$

где $P_{G_{\bar{Y}}}(\cdot)$ — функция интервенционного распределения (2.25); x_k^i

— k -е значение переменной X_i . Приведенная формула позволяет количественно оценить влияние переменной Y на множество переменных \mathbf{X} .

Согласно *принципу Парето*, большинство видов дефектов вызывается небольшим числом причин [60]. Данный принцип известен также, как *правило «20/80»*, согласно которому, 70–80% доходов принадлежит 20–30% населения [8]. Построив диаграмму Парето для множества варьируемых параметров \mathbf{Y} и значений причинно-следственного эффекта (5.23), можно выбрать только те причины из \mathbf{Y} (подмножество $\tilde{\mathbf{Y}}, \tilde{\mathbf{Y}} \subset \mathbf{Y}$), которые оказывают 80% влияния на множество несоответствий \mathbf{X} . Формально это правило можно записать следующим образом. Пусть $\mathbf{Y} = \{Y_k\} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_p\}$ — множество случайных переменных, упорядоченное по убыванию значения величины $CE(\mathbf{X}, Y_k)$ (формула (5.23)). Обозначим через CE' сумму величин причинно-следственного эффекта всех случайных переменных из \mathbf{Y}

$$CE' = \sum_{k=1}^p CE(\mathbf{X}, Y_k).$$

Обозначим через CE_t , $t \leq p$, кумулятивную сумму причинно-следственных эффектов первых t переменных из упорядоченного множества \mathbf{Y} . Множество первых t переменных из \mathbf{Y} обозначим через $\mathbf{Y}_t = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_t\}$. Кумулятивная сумма CE_t рассчитывается по формуле

$$CE_t = \sum_{k=1}^t CE(\mathbf{X}, Y_k).$$

Определение 5.8. *Множество причин, оказывающих 80% влияния на несоответствия. Множеством причин $\tilde{\mathbf{Y}}, \tilde{\mathbf{Y}} \subset \mathbf{Y}$, оказывающих 80% влияния на множество несоответствий \mathbf{X} , будем называть такое множество $\mathbf{Y}_t = \tilde{\mathbf{Y}} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_t\}$, для которого справедливо*

$$\frac{CE_t}{CE'} \geq 0,8, \quad (5.24)$$

при этом условие (5.24) не выполняется ни для какого другого $t' < t$.

Алгоритм оптимизации предупреждающих действий. Ниже приведён алгоритм оптимизации предупреждающих действий на ос-

нове предложенных методов принятия решений.

Алгоритм 5.1. *Оптимизация предупреждающих действий.*

Вход:

- целевая функция $f(\mathbf{y})$ вида (5.20) или (5.22);
- критерий поиска $\beta = \max$;
- множество ограничений $\mathbf{C} = \{P(\mathbf{y}) \neq 0\}$.

Выход: множество оптимальных конфигураций $\mathbf{Y}^* = \{\mathbf{y}_i^*\}$, представляющих собой оптимальные предупреждающие действия.

1. Определение множества оптимизируемых несоответствий \mathbf{X} и управляемых (варьируемых) переменных \mathbf{Y} , удовлетворяющих (5.16).

2. Сокращение размера множества управляемых переменных до множества $\tilde{\mathbf{Y}}, \tilde{\mathbf{Y}} \subset \mathbf{Y}$ с помощью (5.24);

3. Генерация множества $\mathbf{\Omega}$ всех возможных различных полных и неполных конфигураций $\tilde{\mathbf{y}}$ множества $\tilde{\mathbf{Y}}, \mathbf{\Omega} = \{\tilde{\mathbf{y}}_j\}$, удовлетворяющих ограничению (5.17).

4. Выполнение процедуры максимизации (5.19) функции $f(\mathbf{y}, \mathbf{X})$ по аргументу над множеством $\mathbf{\Omega} = \{\tilde{\mathbf{y}}_j\}$ при $\beta = \max$ и получение множества оптимальных конфигураций \mathbf{Y}^* .

5.2.4. Оптимизация процесса внедрения СМК

Целью оптимизации является устранение (или по крайней мере снижение вероятности возникновения) несоответствий процесса внедрения, приведенных в табл.5.3. В качестве целевой функции использовалась функция (5.20) (упрощенный критерий вероятностной гарантии).

Таблица 5.3

Перечень несоответствий процесса внедрения

Код переменной	Название переменной
М	СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе

Код переменной	Название переменной
C1	Ресурсы расходуются на инициативы, не влияющие на производительность системы
P	У большинства практически нет стимула внедрять СМК
X1	Многие сотрудники противятся переменам, необходимым для успешной работы СМК
I2	Сотрудники разделяют принципы менеджмента качества только на словах
L2	Организация может отказаться от идеи внедрять СМК прежде, чем проявятся значительные результаты
Q	Ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу
G2	Руководство не демонстрирует приверженность принципам менеджмента качества

В табл.5.4 приведены управляемые параметры модели, варьирование значениями которых приводит к той или иной вероятности возникновения несоответствий. Результаты оптимизации приведены в табл.5.5 и на рис.5.7.

Таблица 5.4

Управляемые параметры модели процесса внедрения

Код	Название переменной	Варьируемые значения	Описание реализации варьирования на практике
Y	Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации	ИСТИНА	Внедряемые инициативы в области качества не следует ранжировать по их степени важности для организации
		ЛОЖЬ	Внедряемые инициативы в области качества следует ранжировать по их степени важности для организации
F1	Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение	ИСТИНА	Внедрение СМК следует подкреплять материальным вознаграждением
		ЛОЖЬ	Внедрение СМК не следует подкреплять материальным вознаграждением

Код	Название переменной	Варируемые значения	Описание реализации варьирования на практике
J1	Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию	ИСТИНА	При внедрении СМК следует учитывать внутреннюю мотивацию сотрудников
		ЛОЖЬ	При внедрении СМК не следует учитывать внутреннюю мотивацию сотрудников
R2	Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации	ИСТИНА	Руководство стремится разъяснить сотрудникам их роль в достижении общего успеха организации
		ЛОЖЬ	Руководство не стремится разъяснить сотрудникам их роль в достижении общего успеха организации
F	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей	ИСТИНА	В процессе внедрения СМК руководство отдает приоритет старым, проверенным на практике показателям
		ЛОЖЬ	Руководство обоснованно отказывается от старых показателей, заменяет их на новые показатели, разработанные в процессе внедрения СМК

Таблица 5.5

Результаты оптимизации процесса внедрения СМК

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
23	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,53

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
22	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,40
19	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,34
18	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,29
31	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,11
30	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,11

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
26	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,08
27	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,08
21	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,03
20	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,03
17	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,02

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
16	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,02
7	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,02
6	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,01
3	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,01
2	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	0,01

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
29	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,01
28	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,01
24	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,01
25	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	0,01
14	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
15	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
10	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
11	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
5	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	≈ 0,00
4	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	≈ 0,00

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
1	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	≈ 0,00
32	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина	≈ 0,00
12	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
13	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
8	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Истина; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00

№ альтернативы	Альтернатива	Значение целевой функции ¹
9	Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Истина; Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Истина; Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Истина; Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь; Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Ложь	≈ 0,00
<i>Примечание:</i> ¹ Значение целевой функции (5.20) представляет собой вероятность совместного ненаступления всех несоответствий из табл. 2.5 (т.е. это вероятность события P(M = ЛОЖЬ, C1 = ЛОЖЬ, T1 = ЛОЖЬ, X1 = ЛОЖЬ, I2 = ЛОЖЬ, L2 = ЛОЖЬ, Q = ЛОЖЬ, G2 = ЛОЖЬ)).		

В табл.5.6 приведены вероятности наступления несоответствий для первых 5-ти лучших альтернатив. На рис.5.8–5.13 приведено состояние сети, соответствующее наилучшей альтернативе №23.

Таблица 5.6

Вероятности несоответствий для первых 5 лучших альтернатив

Код несоответствия	Наименование несоответствия	Исходные ¹	Альтернативы					
			23*	22	19	18	31	8 ³
		Апостериорные вероятности наступления несоответствий ² ↓						
M	СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе	0,60	<u>0,12</u>	<u>0,12</u>	<u>0,12</u>	<u>0,12</u>	<u>0,12</u>	0,94
C1	Ресурсы расходуются на инициативы, не влияющие на производительность системы	0,62	<u>0,08</u>	<u>0,08</u>	<u>0,08</u>	<u>0,08</u>	<u>0,08</u>	0,97
P	У большинства практически нет стимула внедрять СМК	0,54	<u>0,03</u>	<u>0,03</u>	0,32	0,32	0,79	0,98
X1	Многие сотрудники противятся переменам, необходимым для успешной работы СМК	0,30	<u>0,18</u>	0,36	0,33	0,42	<u>0,18</u>	0,42
I2	Сотрудники разделяют принципы менеджмента качества только на словах	0,11	<u>0,06</u>	<u>0,06</u>	0,08	0,08	0,11	0,15
L2	Организация может отказаться от идеи внедрять СМК прежде, чем проявятся значительные результаты	0,06	<u>0,01</u>	<u>0,01</u>	0,04	0,04	0,06	0,10
Q	Ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу	0,50	<u>0,03</u>	<u>0,03</u>	0,26	0,26	0,59	0,96

Код несоответствия	Наименование несоответствия	Исходные ¹	Альтернативы					
			23*	22	19	18	31	8 ³
		Апостериорные вероятности наступления несоответствий ² ↓						
G2	Руководство не демонстрирует приверженность принципам менеджмента качества	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>	<u>0,11</u>
Вероятность совместного ненаступления несоответствий →		0,11	0,53	0,40	0,34	0,29	0,11	≈ 0
<p><i>Примечания:</i></p> <p>¹ Исходные вероятности несоответствий до принятия альтернативы (п.д).</p> <p>² Новые вероятности несоответствий после принятия альтернативы, подчеркиванием отмечены минимальные вероятности несоответствий.</p> <p>³ 8-я альтернатива приведена для сравнения как одна из самых худших.</p> <p>* Наилучшая альтернатива.</p>								

Таким образом, наилучшей является **альтернатива №23**, состоящая из следующих атомарных предупреждающих действий:

- руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F) = Ложь;
- руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y) = Ложь;
- система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1) = Ложь;
- сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2) = Ложь;
- система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1) = Истина.

Эта альтернатива максимизирует целевую функцию (5.20) и приводит к минимальным вероятностям наступления указанных в табл.5.3 несоответствий. На основе табл.5.4 альтернатива №23 может быть интерпретирована как предупреждающее действие следующим образом: *«Внедряемые инициативы в области качества следует ранжировать по их степени важности для организации. Внедрение СМК следует подкреплять материальным вознаграждением.»*

Результаты оптимизации, критерий вероятностной гарантии

№ п/п	Описание	Альтернатива	Ожидаемая полезность	Полезность альтернативы	Полезность несоответствию	Вероятность цели
1	Альтернатива 23	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,53
2	Альтернатива 22	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,40
3	Альтернатива 19	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,34
4	Альтернатива 18	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,29
5	Альтернатива 31	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,11
6	Альтернатива 30	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,11
7	Альтернатива 26	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,08
8	Альтернатива 27	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,08
9	Альтернатива 21	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,03
10	Альтернатива 20	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,03
11	Альтернатива 17	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,02
12	Альтернатива 16	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,02
13	Альтернатива 7	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,02
14	Альтернатива 6	{Руководство с трудом отказывается от п...	0,00	0,00	0,00	0,01

Экспорт...

Рис.5.7. Результаты оптимизации (снимок экрана)

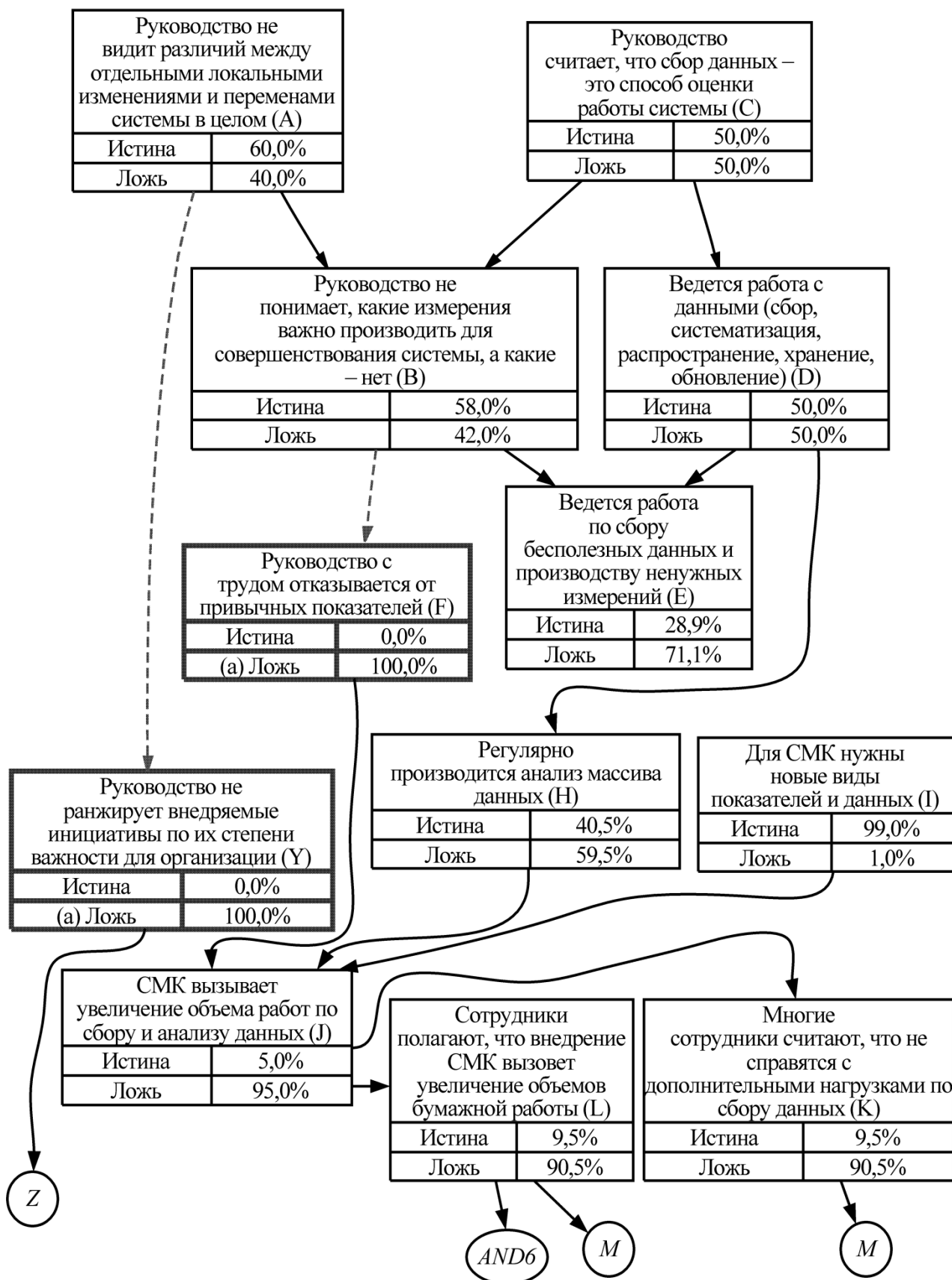


Рис.5.8. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 1 из 6)

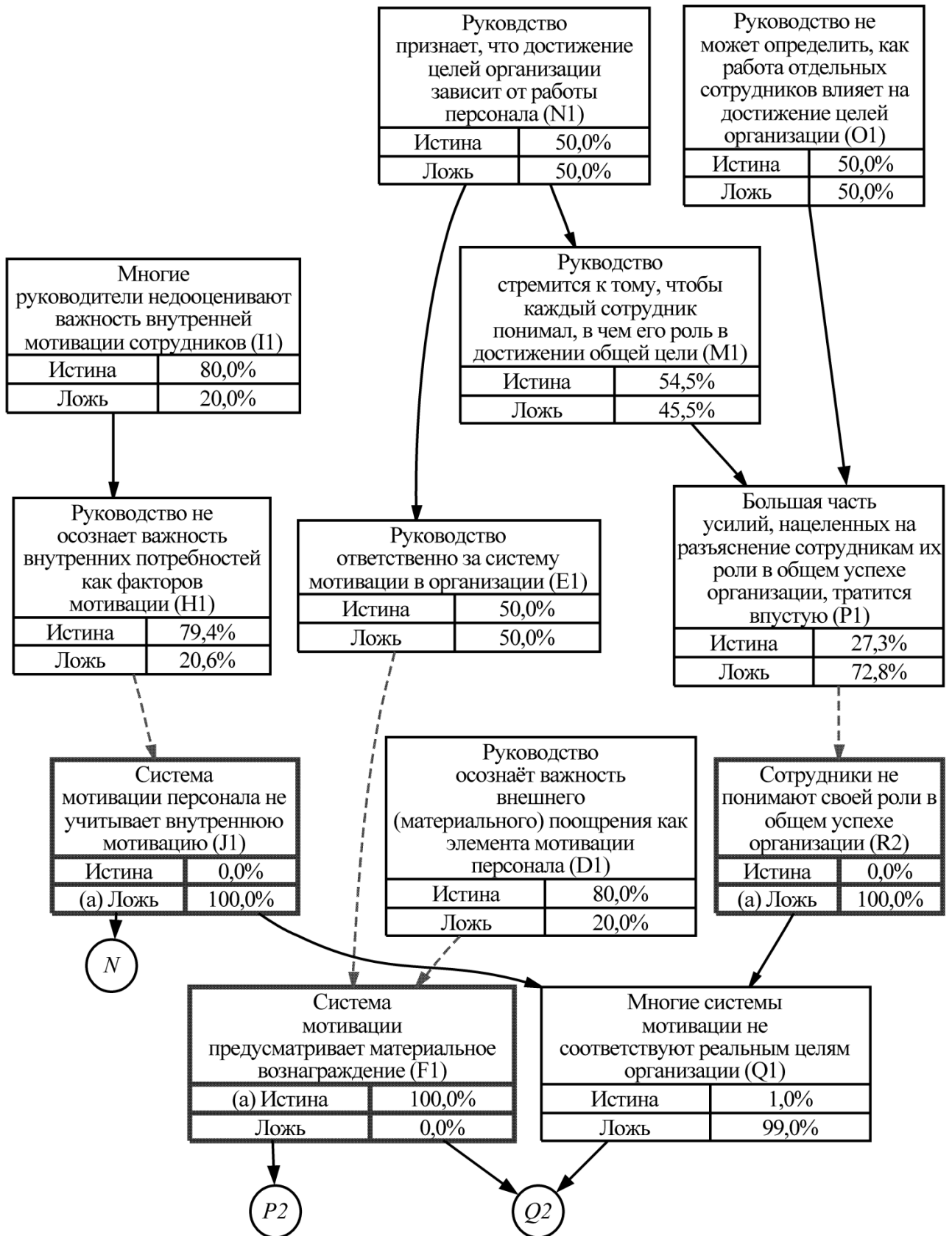


Рис.5.9. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 2 из 6)

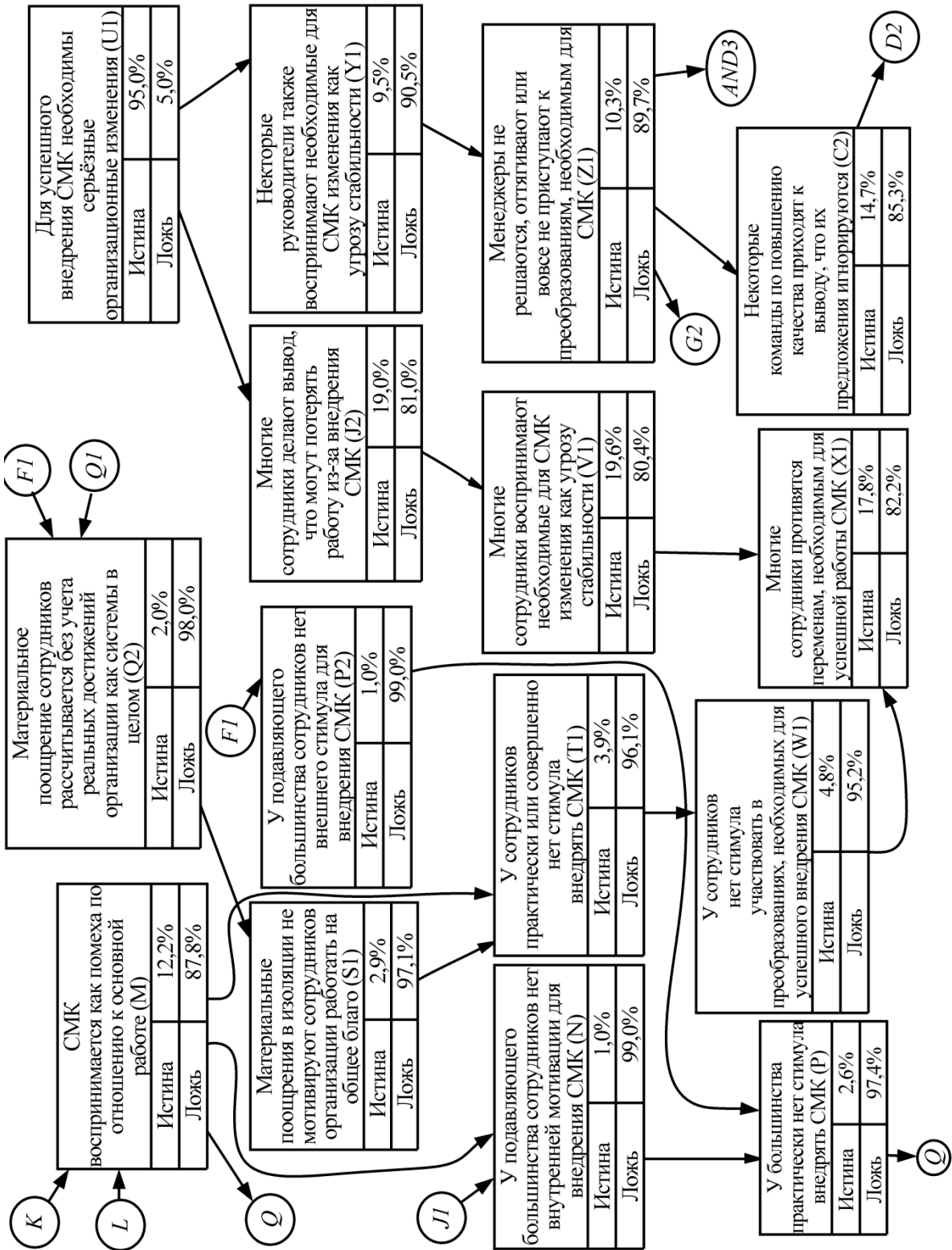


Рис.5.10. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 3 из 6)

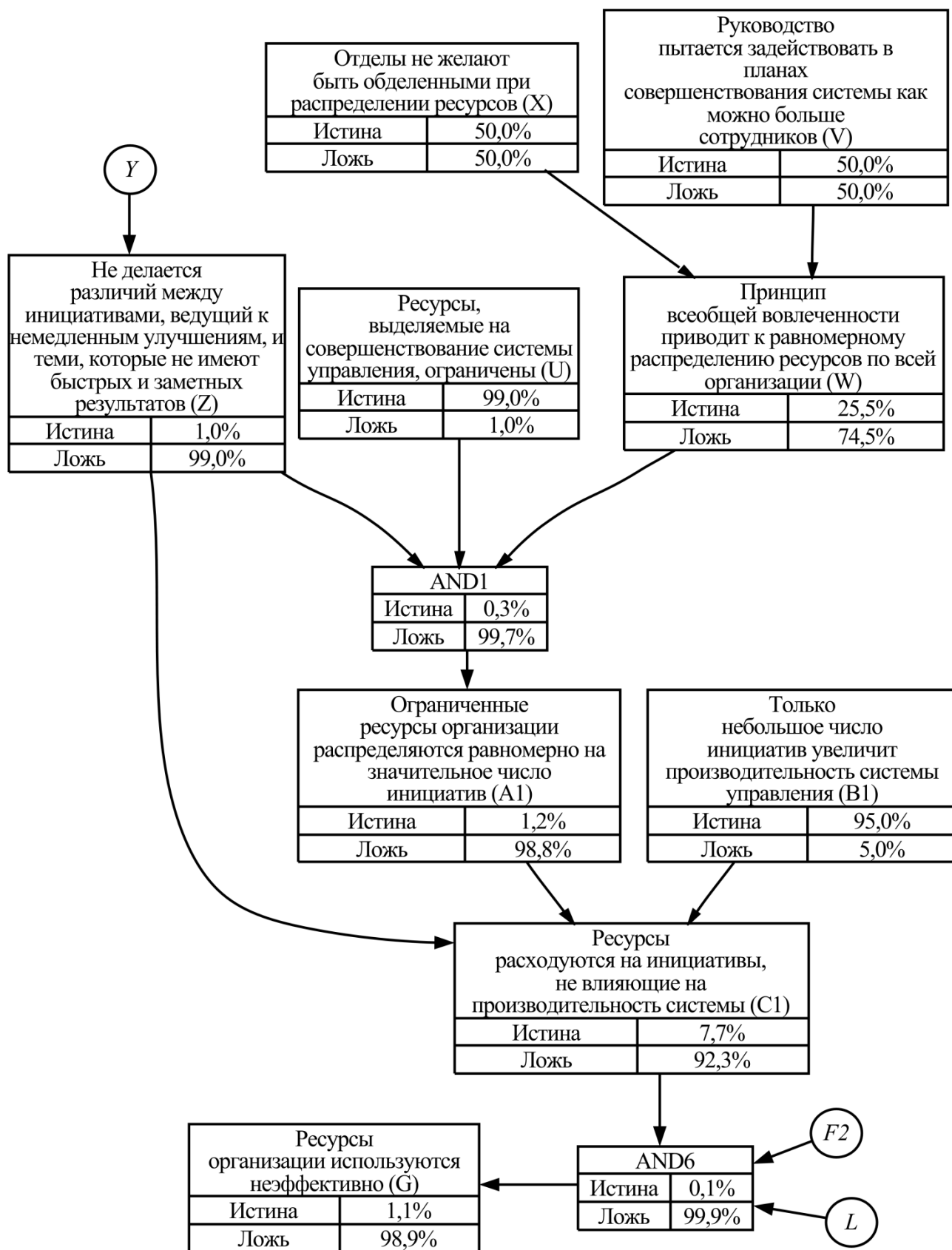


Рис.5.11. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 4 из 6)

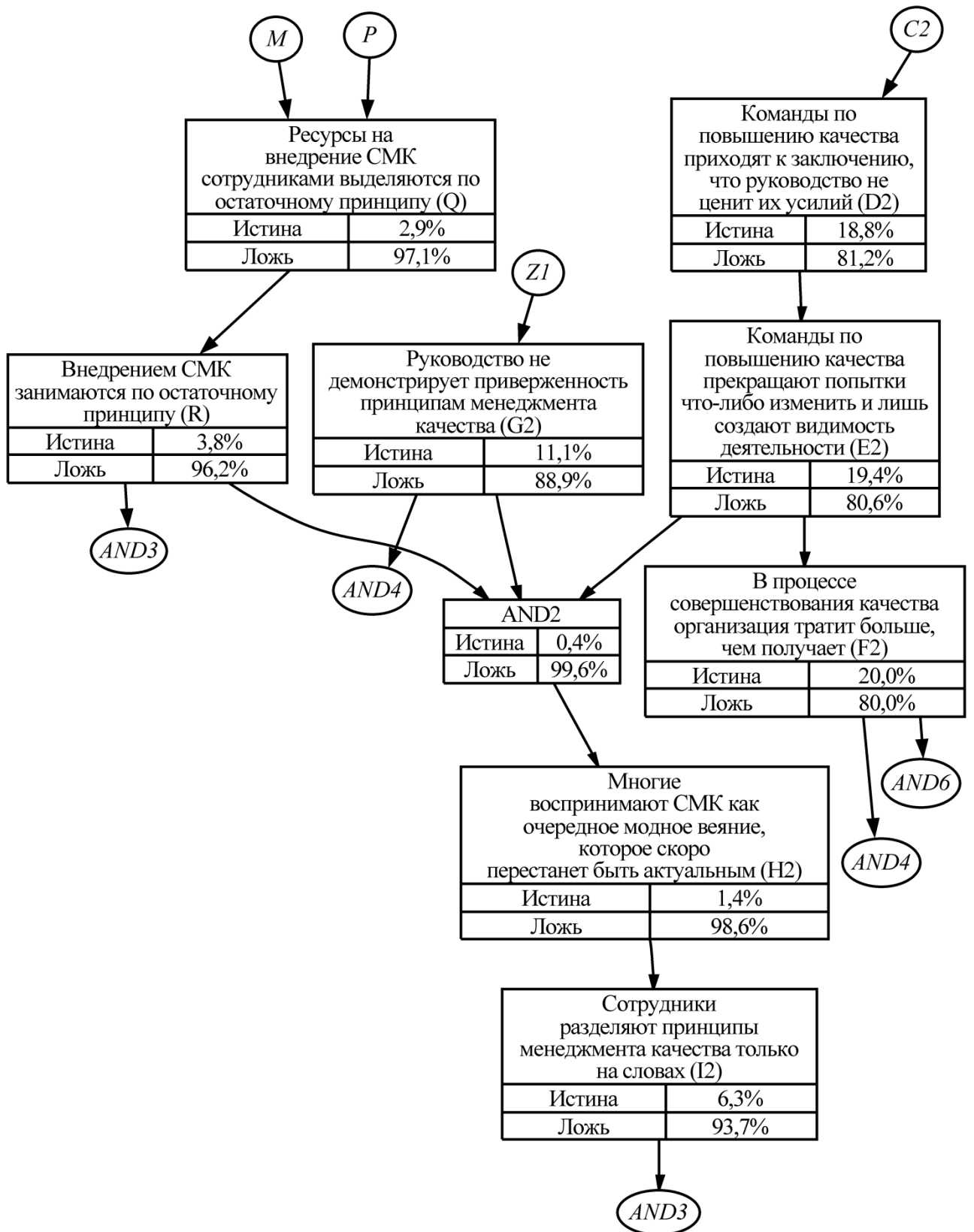


Рис.5.12. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 5 из 6)

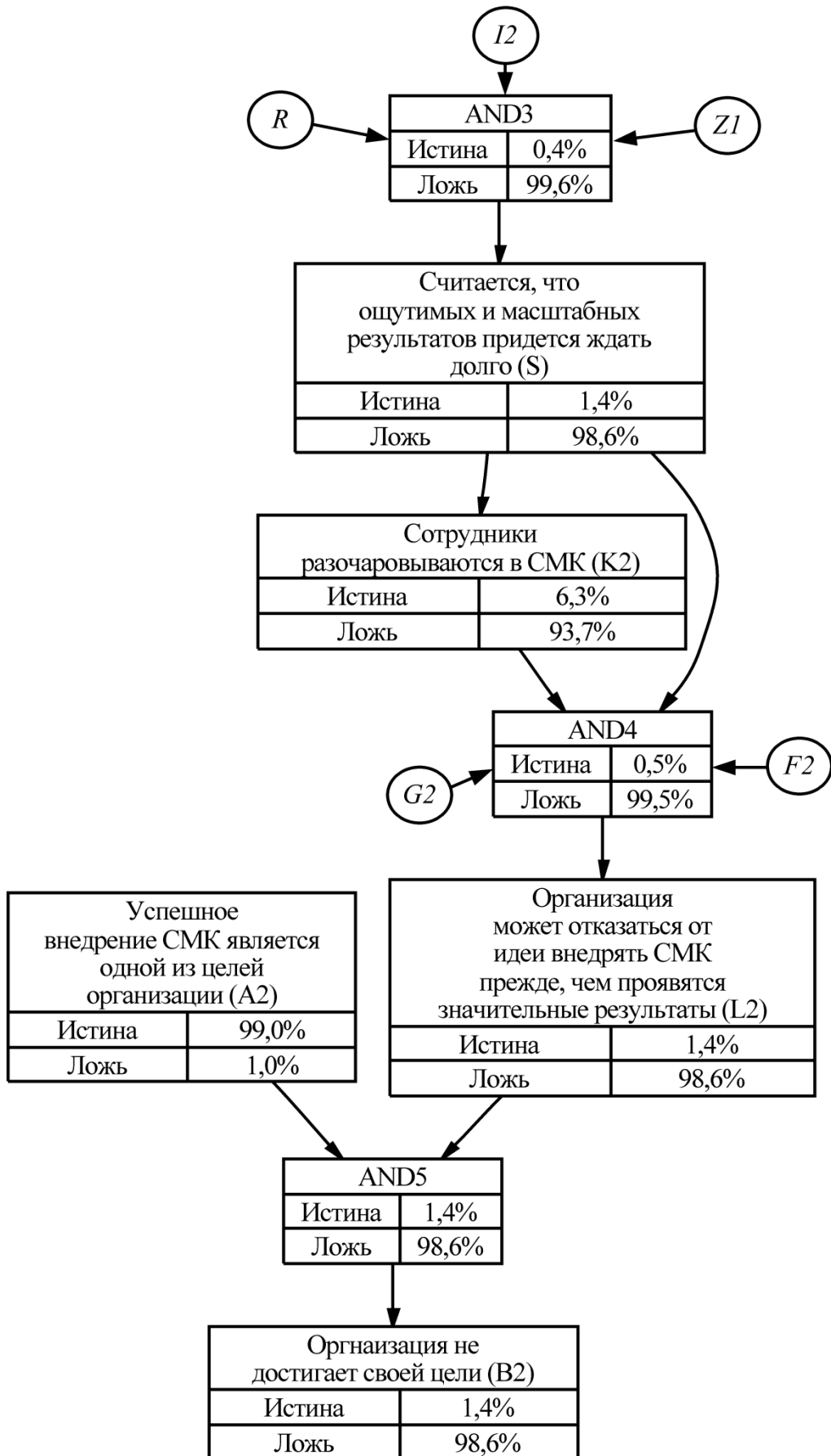


Рис.5.13. Состояние БС, соответствующее наилучшей альтернативе (фрагмент 6 из 6)

При внедрении СМК следует учитывать внутреннюю мотивацию сотрудников. Руководство должно стремиться разъяснять сотрудникам их роль в достижении общего успеха организации. Руководству следует обоснованно отказываться от старых показателей, заменять их на новые, разработанные в процессе внедрения СМК».

В результате исследований были впервые даны формальные определения корректирующего (предупреждающего) действий и коррекции на основе семантики причинных байесовых сетей (через понятие вмешательства $do(\cdot)$), послужившие основой для постановки задач их оптимального выбора и решения этих задач с применением критериев вероятностной гарантии и ожидаемой полезности. На основе разработанных методов принятия решений поставлена и решена задача оптимизации предупреждающих действий, результатом которой является множество автоматически сгенерированных оптимальных предупреждающих действий. Кроме того, предложен метод снижения размера варьируемых параметров на основе применения правила Парето и расчета силы причинно-следственного эффекта.

ГЛАВА 6. ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ МЕТОДА ВЕРОЯТНОСТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ СОЗДАНИЯ СМК НА ПРЕДПРИЯТИИ

Для поддержки вероятностного моделирования и анализа причин несоответствий процессов проекта создания СМК необходима разработка специализированной программной системы (ПС), поскольку возможности существующих программных систем-аналогов [113] недостаточны для решения этой задачи. Разработанная автором ПС «Causal Modeler» предназначена не только для проведения вероятностного анализа и моделирования причин несоответствий, включая прогнозирование и диагностирование несоответствий, их причин и последствий, но и поддержки принятия решений по выработке и выбору корректирующих и предупреждающих действий на основе построенной пользователем модели причинно-следственных связей.

6.1. Функциональные требования к программной системе

На основе материалов, изложенных в гл. 4–5, был определён список из следующих функциональных требований к программной системе вероятностного моделирования причин несоответствий:

1. Создание и редактирование байесовых сетей.
 - 1.1. Создание и редактирование графа причинно-следственных связей БС.
 - 1.2. Редактирование таблиц условных вероятностей.
 - 1.3. Возможность импорта и экспорта БС в формате .xdsl.
2. Проведение вероятностного и причинного-следственного вывода (рассуждений).
 - 2.1. Редактирование множества переменных свидетельства и вмешательства.
 - 2.2. Расчет запросов со свидетельством, включая прогнозирование, диагностирование (абдукцию) и попутное объяснение (трансдукцию).
 - 2.3. Расчет вероятности свидетельства, апостериорного максимума (MAP) и наиболее вероятного объяснения (MPE).
 - 2.4. Расчет запросов с вмешательством, включая атомарное и составное вмешательство.
3. Визуализация байесовой сети.
 - 3.1. Отрисовка графа БС в различных режимах визуализации.

- 3.2. Вывод на экран таблиц условных (априорных) и апостериорных вероятностей.
- 3.3. Визуализация результатов расчета вероятностных и причинно-следственных запросов.
4. Обучение байесовой сети на основе статистических данных.
 - 4.1. Экспорт исходных данных в текстовом формате с разделителем.
 - 4.2. Обучение БС на основе данных с помощью алгоритма IC с настраиваемыми параметрами обучения.
 - 4.3. Обучение БС на основе данных с помощью алгоритма IC₂ с настраиваемыми параметрами обучения.
 - 4.4. Проведение бенчмаркинга алгоритмов, включая сравнение временной и вычислительной эффективности, сравнение результатов обучения.
5. Поддержка принятия решений по выбору оптимальных предупреждающих (корректирующих) действий.
 - 5.1. Редактирование множества альтернатив.
 - 5.2. Редактирование множества несоответствий.
 - 5.3. Редактирование множества управляемых параметров.
 - 5.4. Задание функций полезности.
 - 5.5. Редактирование параметров алгоритмов принятия решений.
 - 5.6. Поддержка принятия решений по выбору оптимальных предупреждающих действий из множества альтернатив на основе критерия вероятностной гарантии и ожидаемой полезности.
 - 5.7. Визуализация результатов принятия решений с возможностью экспорта в текстовый файл.
 - 5.8. Поддержка проведения оптимизации предупреждающих действий.
 - 5.9. Поддержка возможности сокращения множества управляемых параметров на основе метода Парето (формула (5.24)).
6. Системные функции.
 - 6.1. Обработка исключительных ситуаций.
 - 6.2. Редактирование параметров приложения.

На рис.6.1 приведена UML-диаграмма прецедентов (вариантов использования) системы.

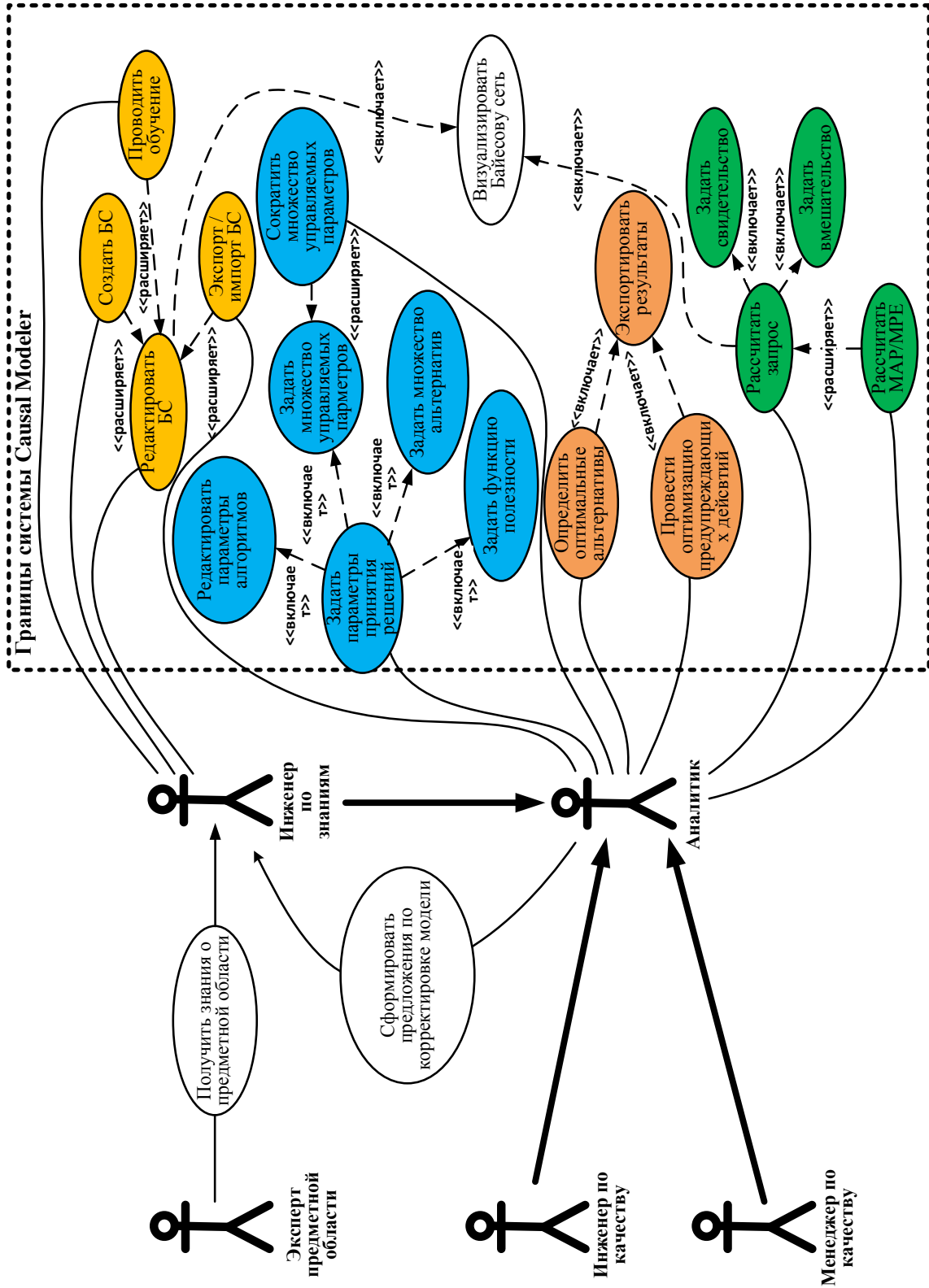


Рис.6.1. Диаграмма прецедентов (use-case) программной системы

В системе выделено два типа пользователей: аналитик и инженер по знаниям. Аналитик имеет доступ ко всем функциям системы, кроме функций, связанных с созданием или изменением модели. В качестве аналитика могут выступать инженер и менеджер по качеству. Основная задача инженера по знаниям — построение адекватной модели на основе знаний экспертов и статистических данных, а также проведение обучения модели на основе данных, инженер по знаниям наследует возможности аналитика. Поскольку аналитик не имеет доступа к редактированию модели, он формирует запросы на изменения модели инженеру по знаниям, который корректирует модель. Также в задачи инженера по знаниям входит получение знаний о предметной области у экспертов с целью построения и корректировки на их основе байесовой сети.

6.2. Описание архитектуры программной системы

На рис.6.2 приведена UML-диаграмма компонентов системы. Система состоит из трех компонентов:

- *модуль вероятностного вывода и визуализации*: создание и редактирование байесовых сетей, проведение вероятностного и причинного-следственного вывода, визуализация байесовой сети;
- *модуль обучения*: обучение байесовой сети на основе статистических данных;
- *модуль поддержки принятия решений*: поддержка принятия решений по выбору оптимальных предупреждающих действий и оптимизация предупреждающих действий.

Система взаимодействует с функциями, предоставляемыми сторонними библиотеками с открытым исходным кодом: SMILE.dll для проведения вероятностного вывода [132], wingraphviz.dll для визуализации графов [147] и alglibnet.dll — кроссплатформенная библиотека математического анализа и обработки числовых данных [74] (перечисленные библиотеки распространяются по лицензии GPL и другим лицензиям, разрешающим некоммерческое использование).

Общая архитектура системы «Causal Modeler» приведена на рис.6.3. Инженер по знаниям путем опроса экспертов, а также на основе накопленной информации о функционировании бизнес-процессов (например, процессов производства и пр.) разрабатывает с использованием ПС «Causal Modeler» модель причинно-следственных связей.

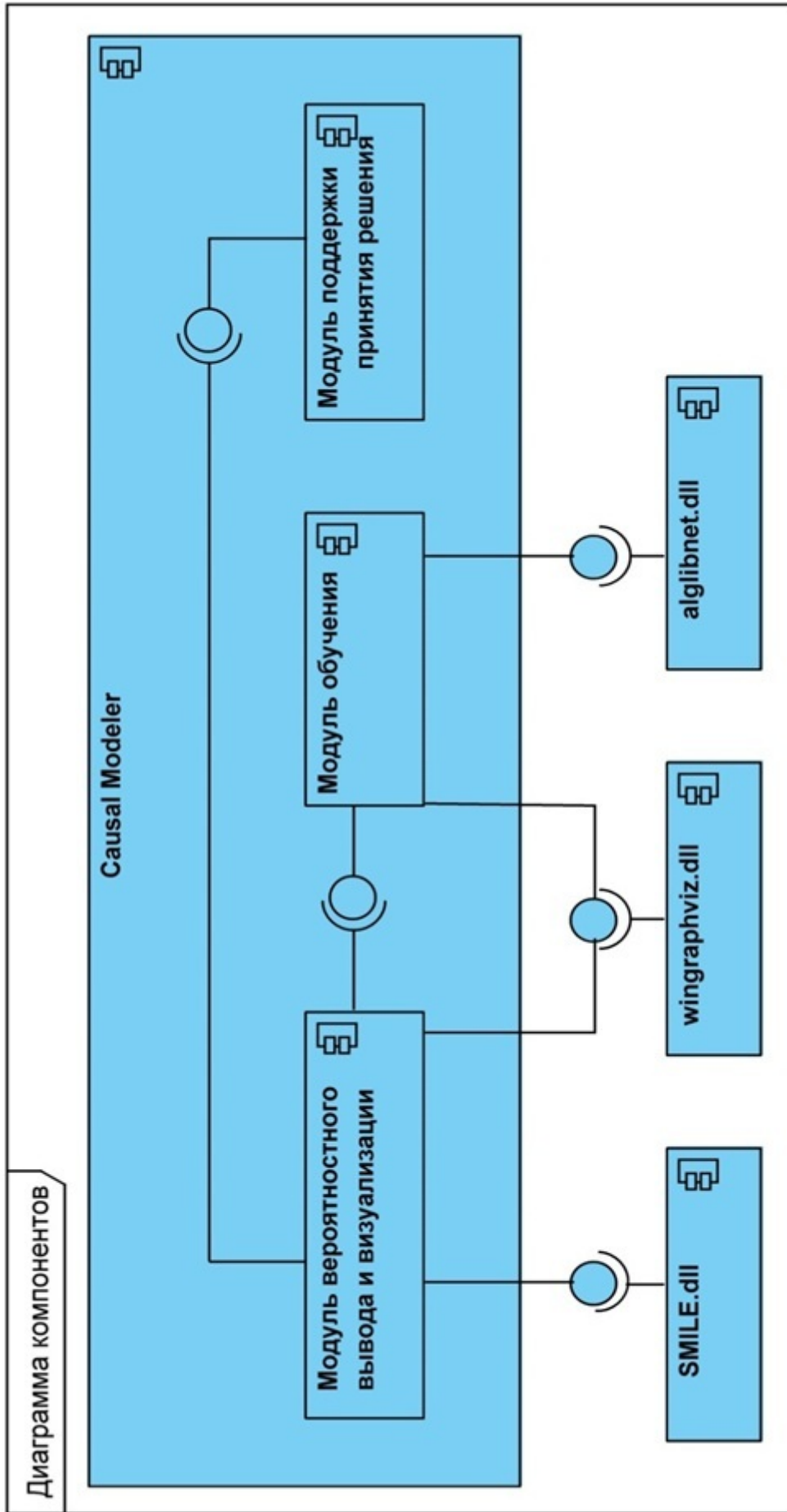


Рис.6.2. Диаграмма компонентов программной системы

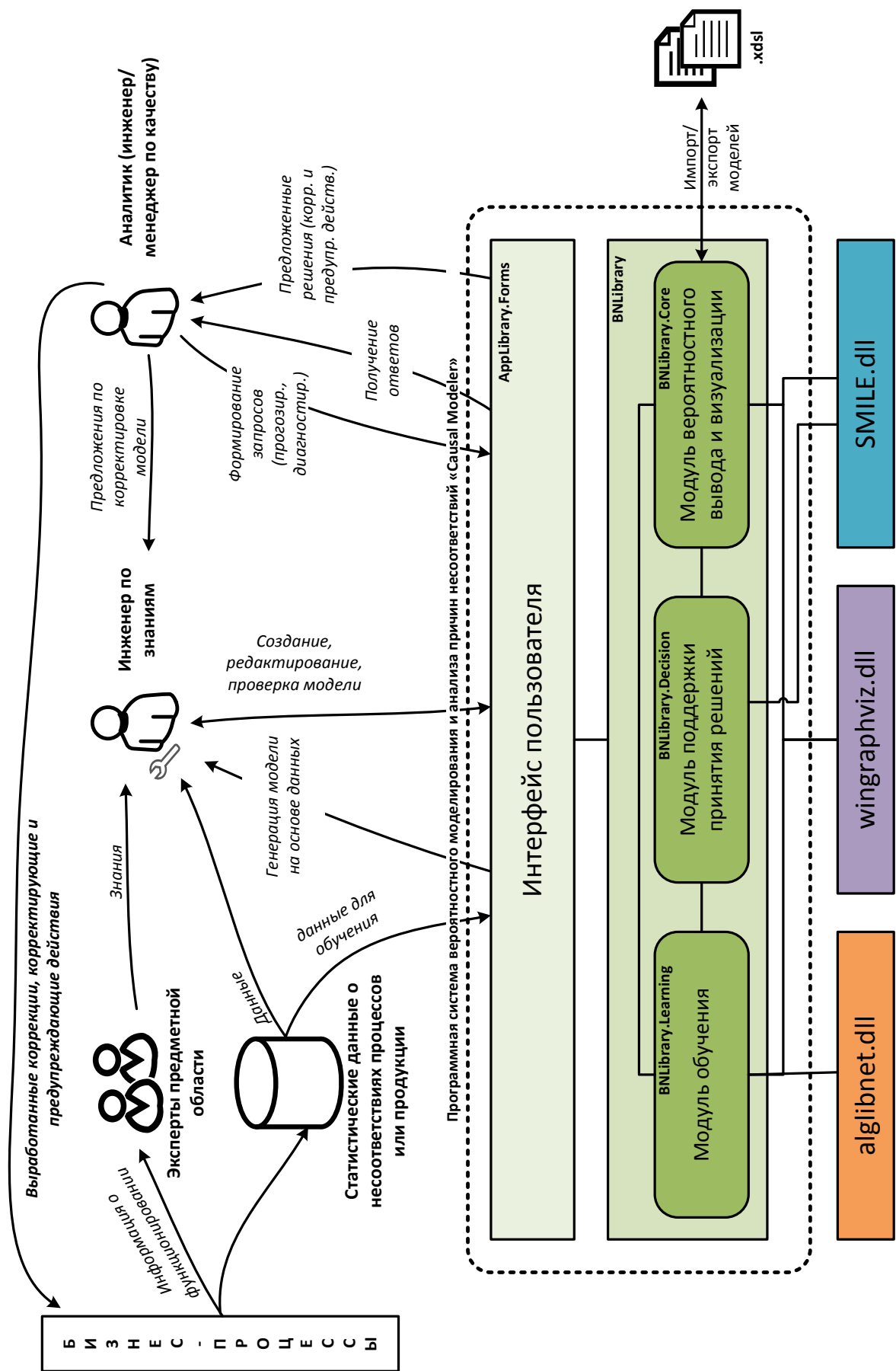


Рис.6.3. Общая архитектура программной системы «Causal Modeler»

В качестве исходных данных могут выступать процент дефектов, гистограммы, контрольные листки, диаграммы Парето, данные контрольных карт и другие.

От инженера по знаниям требуется знание основ математического аппарата байесовых сетей, методики построение байесовой сети для анализа причин несоответствий, а также знание предметной области. Инженер по знаниям должен уметь выявлять противоречия в данных, согласовывать экспертные мнения, проводить опросы и анкетирование экспертов. Как правило, инженер по знаниям использует знания экспертов для построения структуры причинно-следственных связей (графа байесовой сети), а статистические данные — для расчёта таблиц условных вероятностей.

Если статистических данных недостаточно, то инженер по знаниям получает недостающие вероятности у экспертов (в данном случае речь идет о субъективных ожиданиях (степенях доверия)). Если в распоряжении инженера по знаниям достаточно статистической информации о несоответствиях, их причинах и последствиях, то он может использовать их для автоматизированного построения байесовой сети на основе данных (используя алгоритм IC_2). Также в задачи инженера по знаниям входит проверка модели путем формирования запросов и получения ответов от модели. Если результаты вероятностного вывода, по мнению инженера и экспертов, не соответствуют действительности, то модель корректируется.

Аналитик, в роли которого может выступать инженер или менеджер по качеству, является основным пользователем, для которого предназначена система. Аналитик формирует запросы и получает ответы от модели (например, прогнозирование, диагностирование и пр.), задает параметры принятия решений и с помощью программной системы получает оптимальные предупреждающие действия. Если результаты расчёта запросов и предложенные решения не удовлетворяют аналитика, он предлагает инженеру по знаниям улучшить модель. На основе предложенных системой корректирующих и предупреждающих действий аналитик формирует реальные действия и осуществляет их с целью устранения несоответствий. Одобренные и принятые корректирующие и предупреждающие действия должны, если это необходимо, найти отражение в модели причинно-следственных связей (как правило, модель строится заново, если возникает необходимость в дальнейшем совершенствовании процесса и устранении других несоответствий).

6.3. Разработка алгоритмов

В гл. 4 приводился текст алгоритма IC_2 для выявления структуры причинно-следственных связей на основе данных (рис.6.4). Рассмотрим подробнее две процедуры: выявление множества отношений условной независимости с помощью G-теста и ориентирование ребер на основе информации об иерархии причин. Блок-схема первой процедуры приведена на рис.6.5. Условная независимость выявляется для каждой пары переменных. После того, как проверена безусловная независимость, проверяется условная независимость с постепенным увеличением размера обуславливающего множества $S_{V_i V_j}^k$ (формула (4.3)). Алгоритм завершается после того, как были рассмотрены все пары вершин и все обуславливающие множества с размером от 1 до \tilde{s} . Если условная или безусловная независимость подтверждается G-тестом (4.3) с уровнем значимости α , то пара вершин и соответствующее ей обуславливающее множество добавляется во множество M_I , иначе происходит переход к следующему обуславливающему множеству и, при необходимости, к следующей паре вершин.

Блок-схема процедуры ориентирования ребер приведена на рис.6.6. В этом алгоритме используется флаг S , сигнализирующий о завершении алгоритма: как только ни одного ребра в графе не было ориентировано, то значение S устанавливается в ЛОЖЬ, а алгоритм завершается. Если хотя бы одно ребро в графе было ориентировано, то $S = \text{ИСТИНА}$, а алгоритм начинается заново, перебирая оставшиеся ребра. На рис.6.7 приведена блок-схема алгоритма выбора оптимального предупреждающего действия на основе критерия вероятностной гарантии. Алгоритм последовательно перебирает множество предупреждающих действий (п.д, альтернатив), представленных в виде вмешательств.

Для каждой альтернативы запускается процедура вероятностного вывода в байесовой сети и рассчитываются апостериорные вероятности всех переменных после предпринятия п.д, в том числе рассчитывается и вероятность целевого события \mathcal{X}^4 . Как только были последовательно просмотрены все альтернативы, рассчитывается максимальная вероятность целевого события.

⁴ В программе эта вероятность хранится вместе с соответствующей ей альтернативой, поэтому после перебора всех альтернатив с каждой из них будет связана апостериорная вероятность целевого события (на блок-схеме этот процесс не показан)

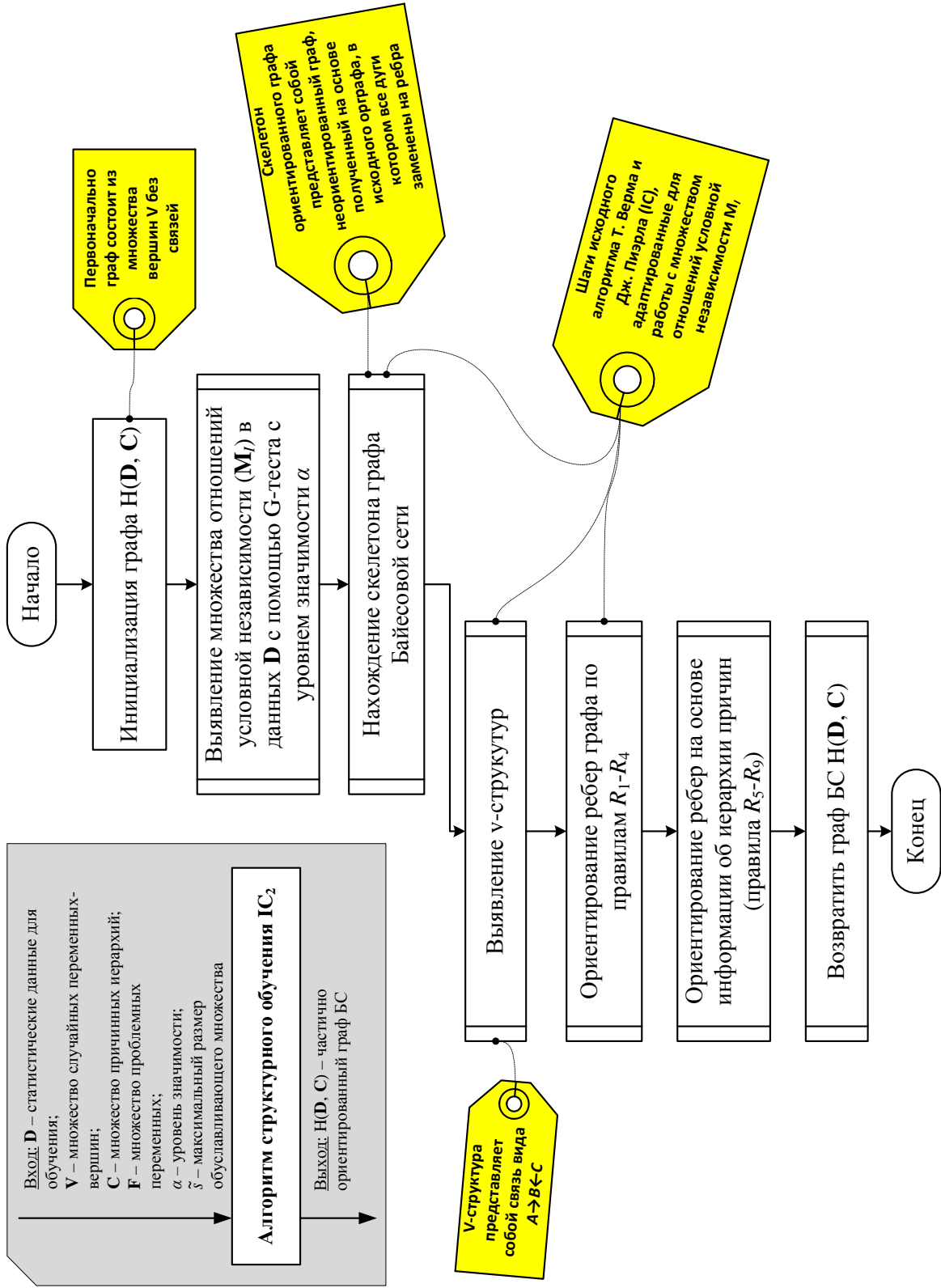


Рис.6.4. Алгоритм IC_2

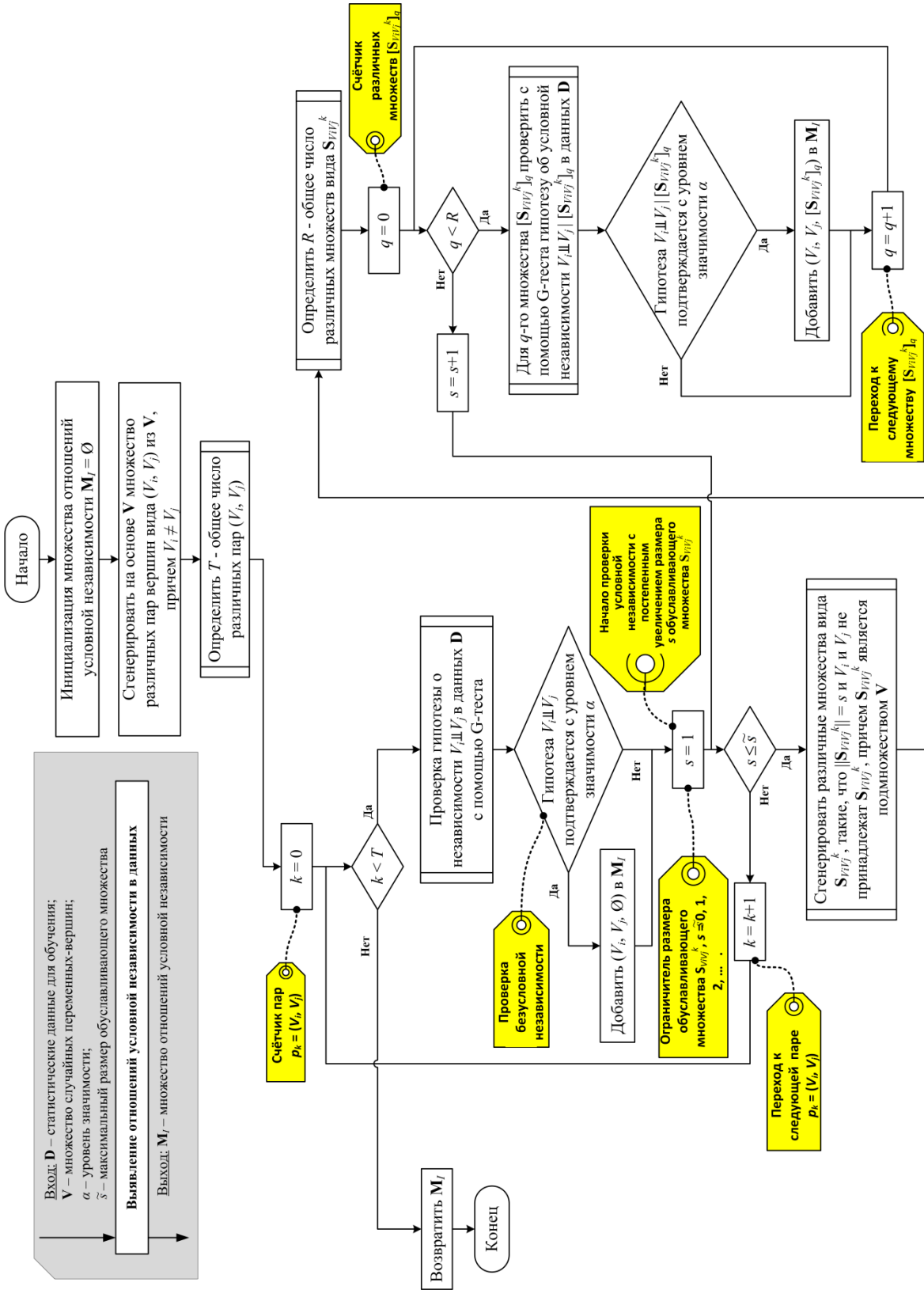


Рис.6.5. Алгоритм выявления отношений условной независимости

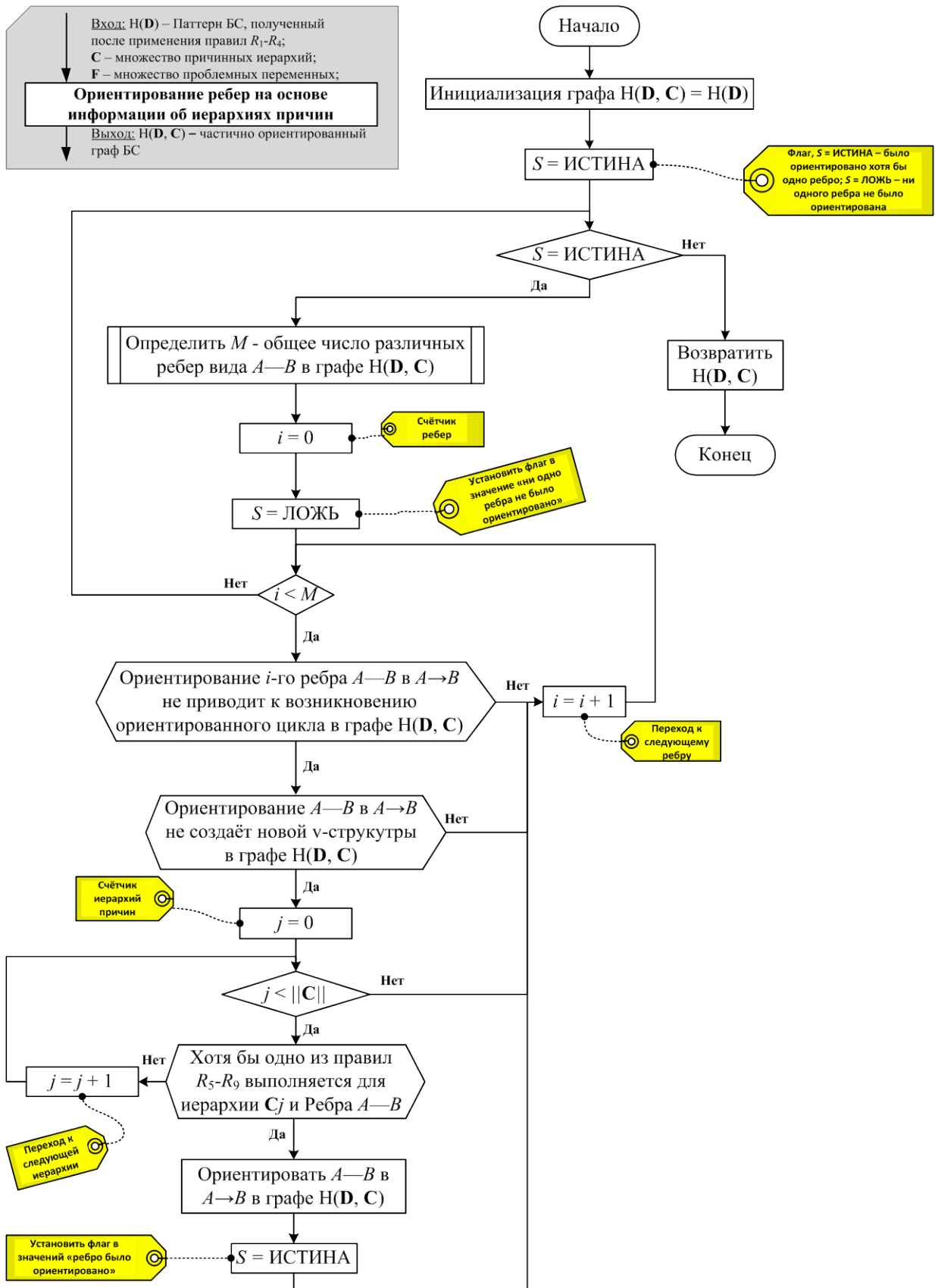


Рис.6.6. Алгоритм ориентирования ребер на основе информации

об иерархии причин

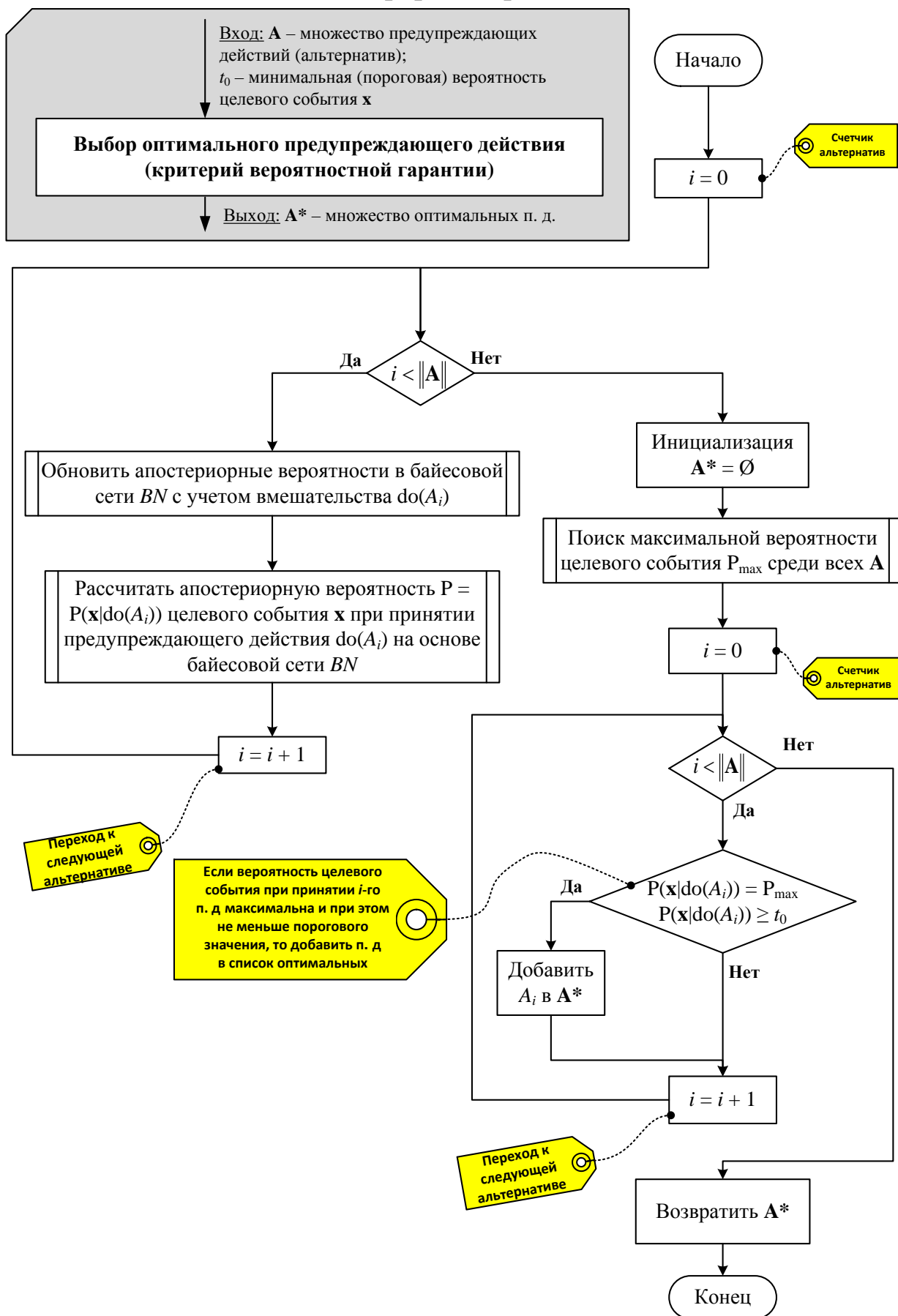


Рис.6.7. Алгоритм выбора оптимального предупреждающего

действия на основе критерия вероятностной гарантии

Затем заново перебираются все альтернативы и для каждой из них проверяется условие: апостериорная вероятность целевого события равна максимальной и не меньше порогового значения вероятности t_0 . Если условие выполняется, то альтернатива (п.д) считается оптимальной и помещается во множество оптимальных альтернатив A^* . По сходной схеме функционирует алгоритм выбора оптимального предупреждающего действия на основе критерия ожидаемой полезности (рис.6.8).

На рис.6.9 приведена блок-схема алгоритма оптимизации предупреждающих действий. Процедура сокращения множества управляемых параметров на основе правила Парето (определение 5.8, формула (5.24)) приведена на рис.6.10.

6.4. Разработка библиотеки классов

В качестве языка разработки системы был выбран объектно-ориентированный язык программирования C# (платформа .NET), система создавалась с использованием интегрированной среды разработки Microsoft Visual Studio 2010. Программная система «Causal Modeler» является объектно-ориентированной и включает несколько библиотек классов (пространств имён).

– *BNLibrary* предназначена для работы с байесовыми сетями, включает подпространства имен *BNLibrary.Core*, *BNLibrary.Decision* и *BNLibrary.Learning* и библиотеку пользовательских исключений.

– *AppLibrary.Form* содержит описание классов (форм) интерфейса пользователя.

– *CausalModeler* содержит основной класс приложения *Program* с методом *Main()*.

Пространство имён *BNLibrary.Core* включает следующие классы:

- *Arithmetic* — статический класс для генерации сочетаний и размещений.
- *BayesianNetwork* — класс для работы с байесовыми сетями.
- *Evidence* — класс для работы со свидетельством и вмешательством.
- *BNLibraryException* — базовый класс исключительных ситуаций.
- *Graph* — класс для работы с графами.

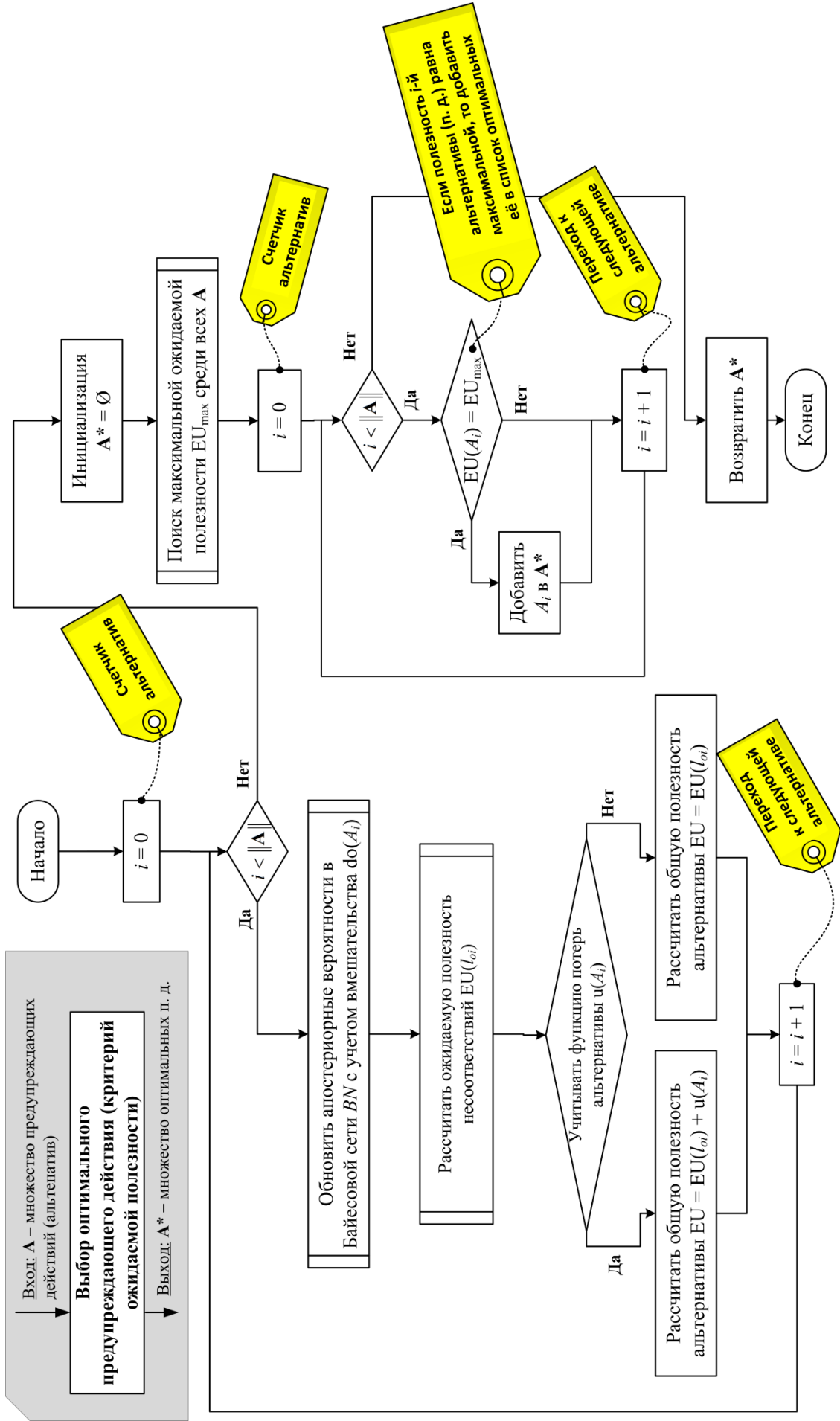


Рис.6.8. Алгоритм выбора оптимального предупреждающего действия на основе критерия ожидаемой полезности

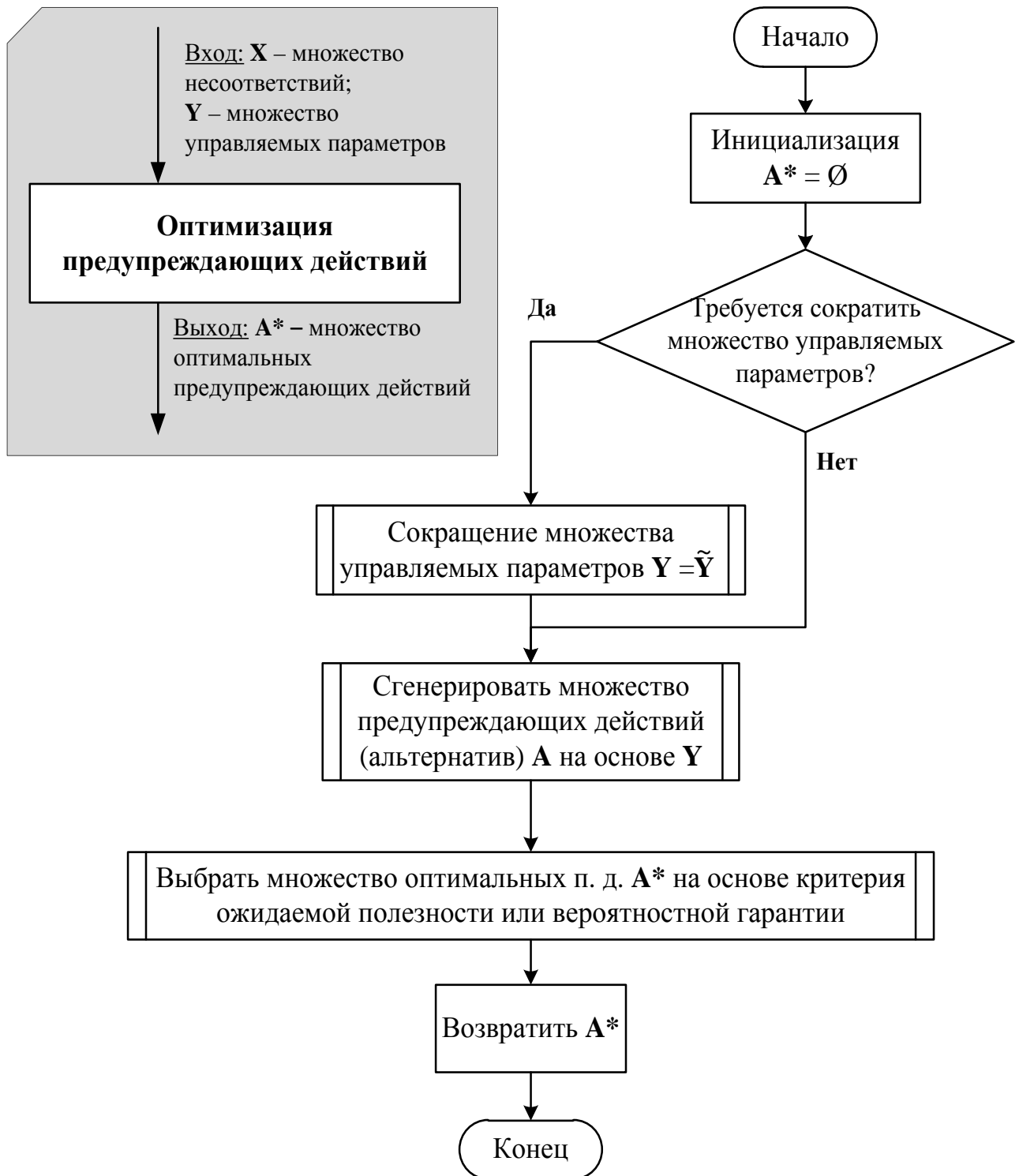


Рис.6.9. Алгоритм оптимизации предупреждающих действий

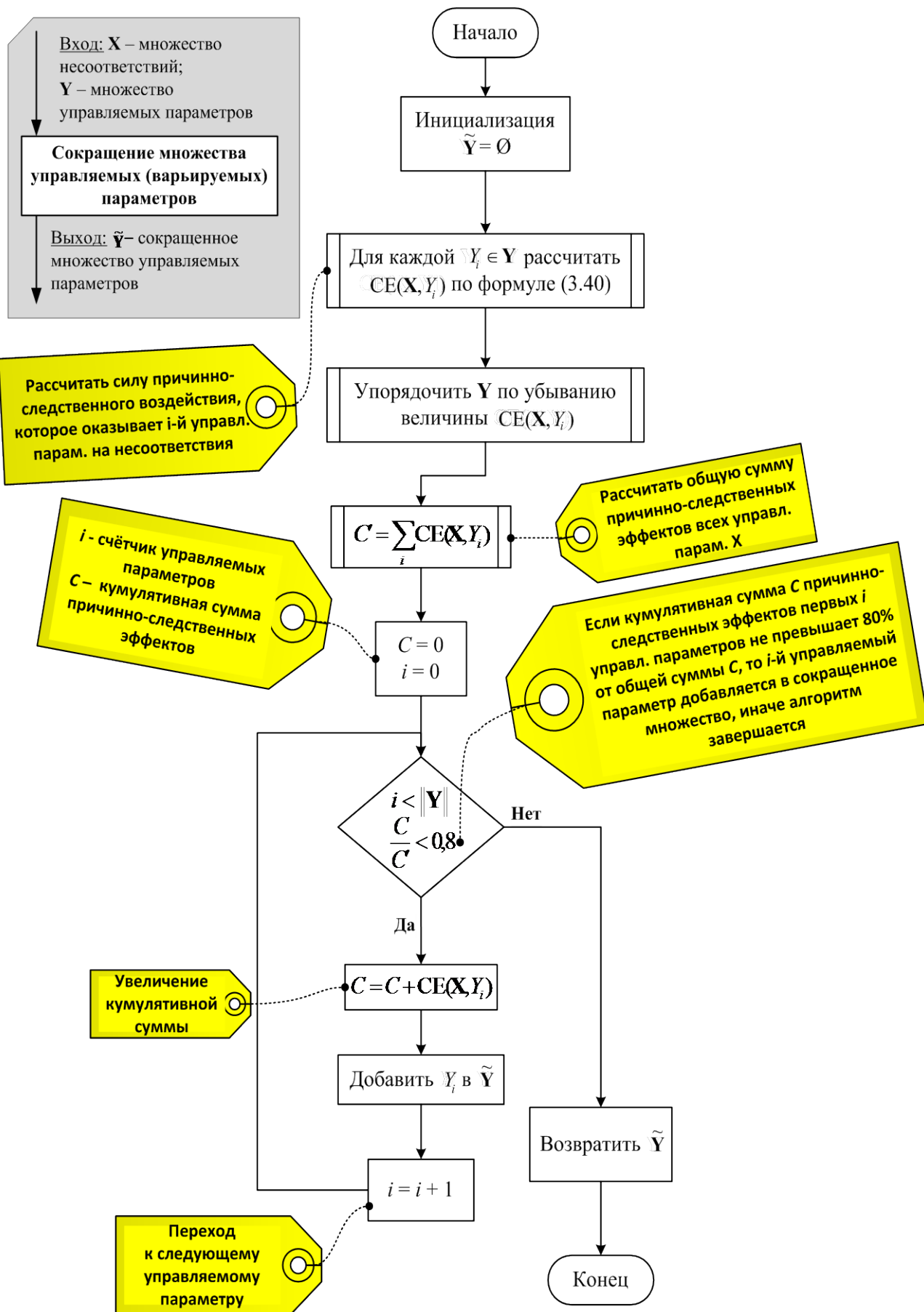


Рис.6.10. Алгоритм сокращения множества управляемых параметров

- `GraphError` — структура, содержащая информацию об ошибках алгоритмов обучения.
- `Pair` — класс-шаблон, представляющий собой пару значений любого типа.

Пространство имен *BNLibrary.Decision* включает следующие классы для поддержки принятия решений:

- `Alternative` — класс для работы с альтернативой.
- `DecisionResult` — класс для хранения информации о результатах принятия решений.
- `AposterioriStructure` — класс для хранения апостериорных вероятностей.
- `Optimization` — статический класс для проведения оптимизации.
- `DecisionMaking` — класс, осуществляющий оценку и выбор наилучших альтернатив.
- `UtilityFunction` — класс для хранения функций полезности.

Пространство имен *BNLibrary.Learning* содержит следующие классы для проведения обучения байесовых сетей на основе данных:

- `DataVariable` и `DataVariableInt` — классы для хранения информации о переменных.
- `CausalStructure` — класс для хранения информации о причинных иерархиях (для обучения по алгоритму IC₂).
- `IndependenceRelation` — класс для хранения отношений условной независимости.
- `LearningData` — основной класс для проведения обучения на основе данных.

Пространство имен *AppLibrary.Form* содержит следующие классы экранных форм:

- `AboutForm` — окно «О программе».
- `AddEvidenceElementForm` — окно редактирования элемента свидетельства.
- `AlternativesListForm` — окно редактирования списка альтернатив.
- `DecisionResultsForm` — окно для отображения результатов принятия решений.
- `EditDictionaryForm` — окно редактирования словаря.

- EditUtilityFunctionForm — окно редактирования функций полезности.
- EvidenceEditForm — окно редактирования свидетельства.
- MainForm — главное окно программы.
- NetworkViewerForm — окно отображения сети.
- NewAlternativeForm — окно создания новой альтернативы.
- NodesListForm — окно выбора переменных.
- SettingsForm — окно редактирования параметров приложения.
- UtilityFuntionListForm — окно редактирования списка функций полезности.

6.5. Описание возможностей программной системы «Causal Modeler»

Основные функции программной системы доступны через меню главного окна программы (рис.6.11), часто используемые команды вынесены на панель инструментов (рис.6.12). После открытия файла байесовой сети (п. Файл → Открыть) отображается окно с графом сети (рис.6.13). Для задания свидетельства используется пункт меню Моделирование → Запросы → Свидетельство (рис.6.14). Для задания вмешательства — п. Моделирование → Запросы → Вмешательство (рис.6.15).

В настройках программы (п. Инструменты → Параметры) могут быть заданы различные способы отрисовки сети (полное, только вершины, априорные вероятности, апостериорные вероятности, вершины и значения, функции полезности, рис.6.16). Для проведения вероятностного вывода с учетом введенного свидетельства или вмешательства следует воспользоваться п. Моделирование → Запросы → Обновить, или горячей клавишей F5.

Список несоответствий редактируется с помощью п. Решения → Несоответствия (рис.6.17). Для редактирования списка альтернатив следует воспользоваться п. Решения → Выбор предупреждающих действий → Альтернативы. Для задания целевого события (метод вероятной гарантии) используется п. Решения → Целевое событие. Для выбора оптимальных предупреждающих действий следует воспользоваться п. Решения → Выбор предупреждающих действий → Рассчитать (рис.6.18–6.20). Для редактирования списка управляемых параметров следует воспользоваться п. Решения → Оптимизация → Управляемые параметры. Функции полезности редактируются с помощью п. Решения → Атомарные полезности (рис.6.21–6.22).

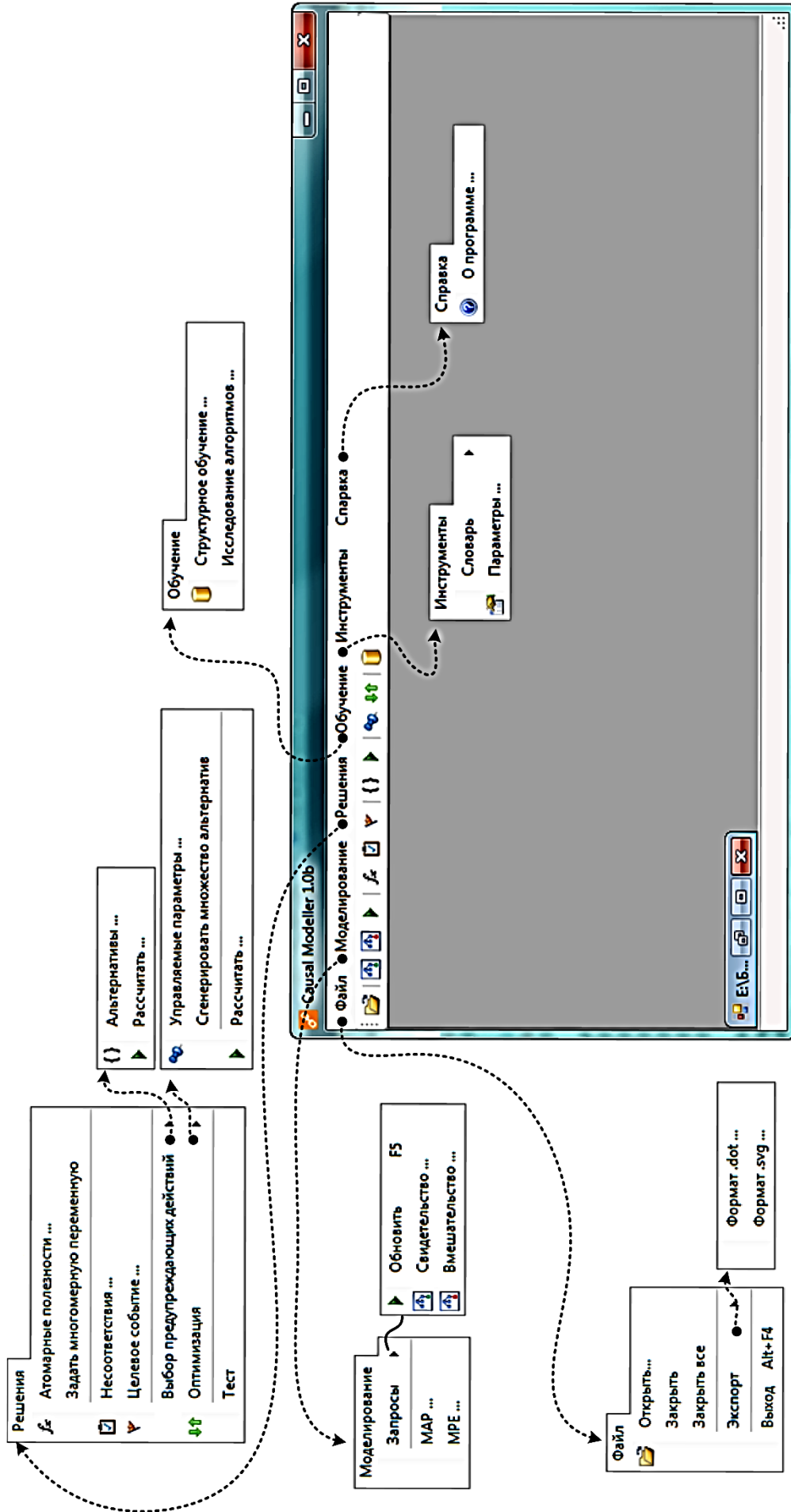


Рис.6.11. Г. Главное окно программы с развернутыми меню

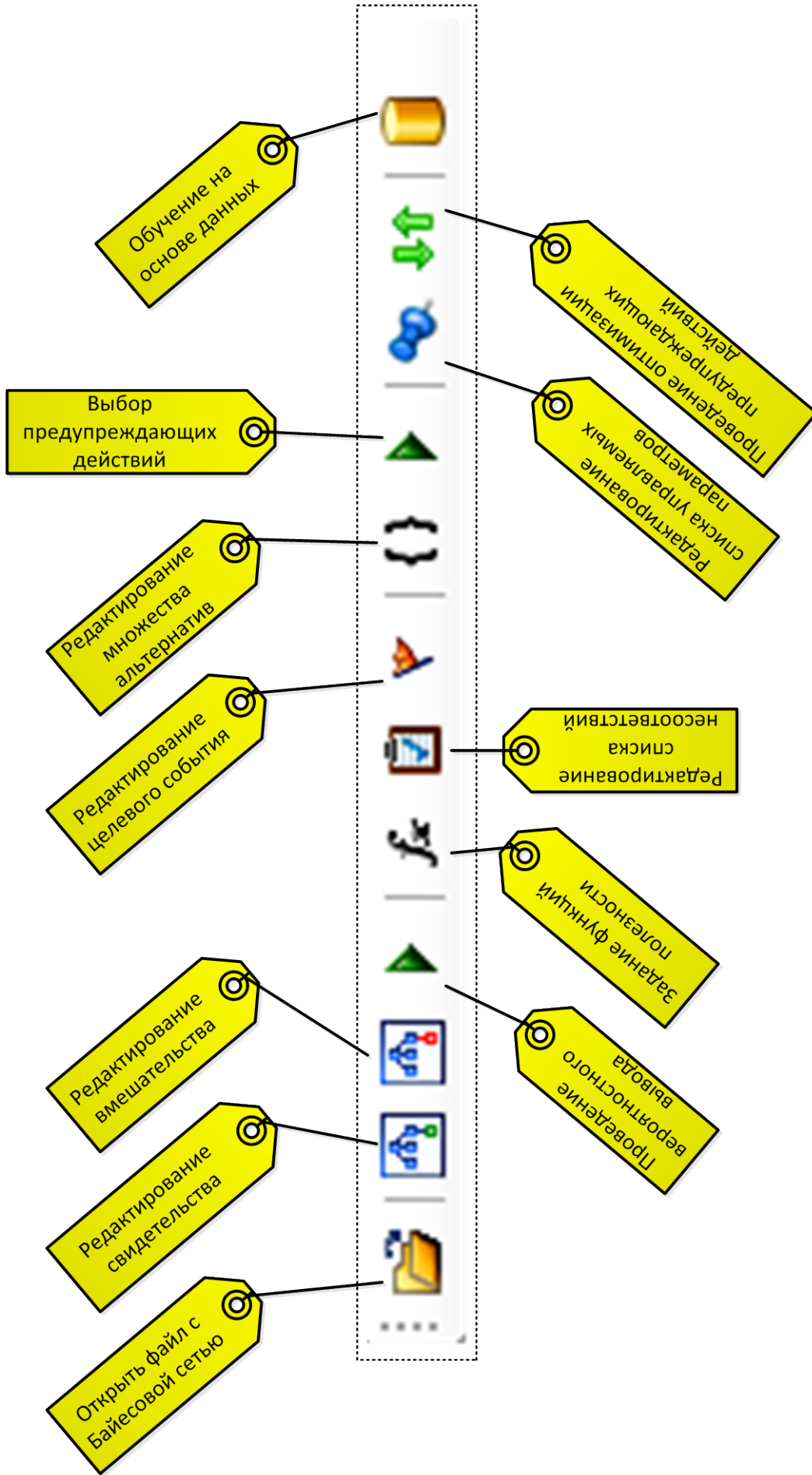


Рис.6.12. Панель инструментов

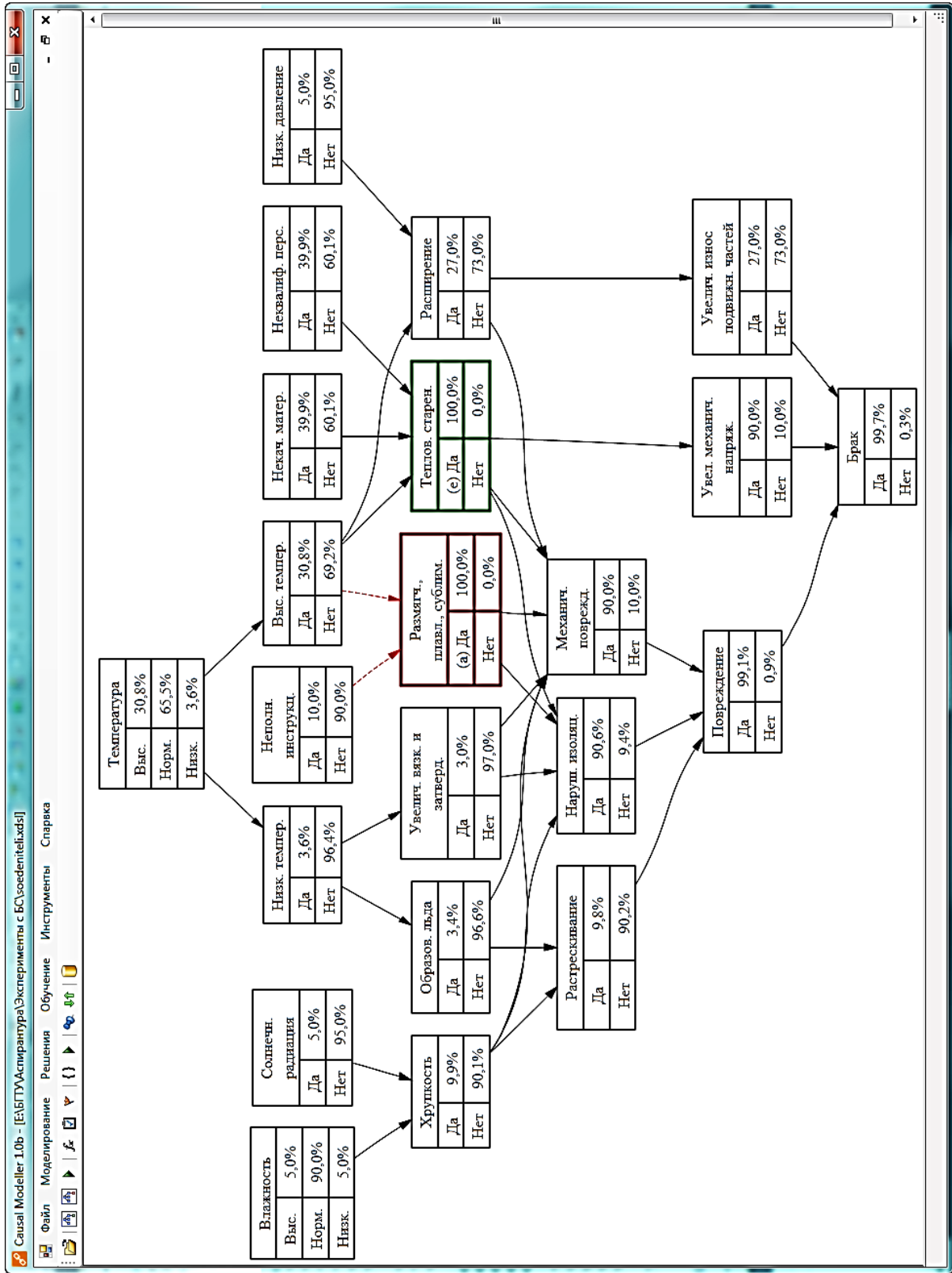


Рис.6.13. Окно просмотра сети (снимок экрана)

Для проведения оптимизации следует воспользоваться п. Решение → Оптимизация → Рассчитать (рис.6.23). Для изменения настроек приложения, включая параметры алгоритмов принятия решения, следует воспользоваться п. Инструменты → Параметры (рис.6.24).

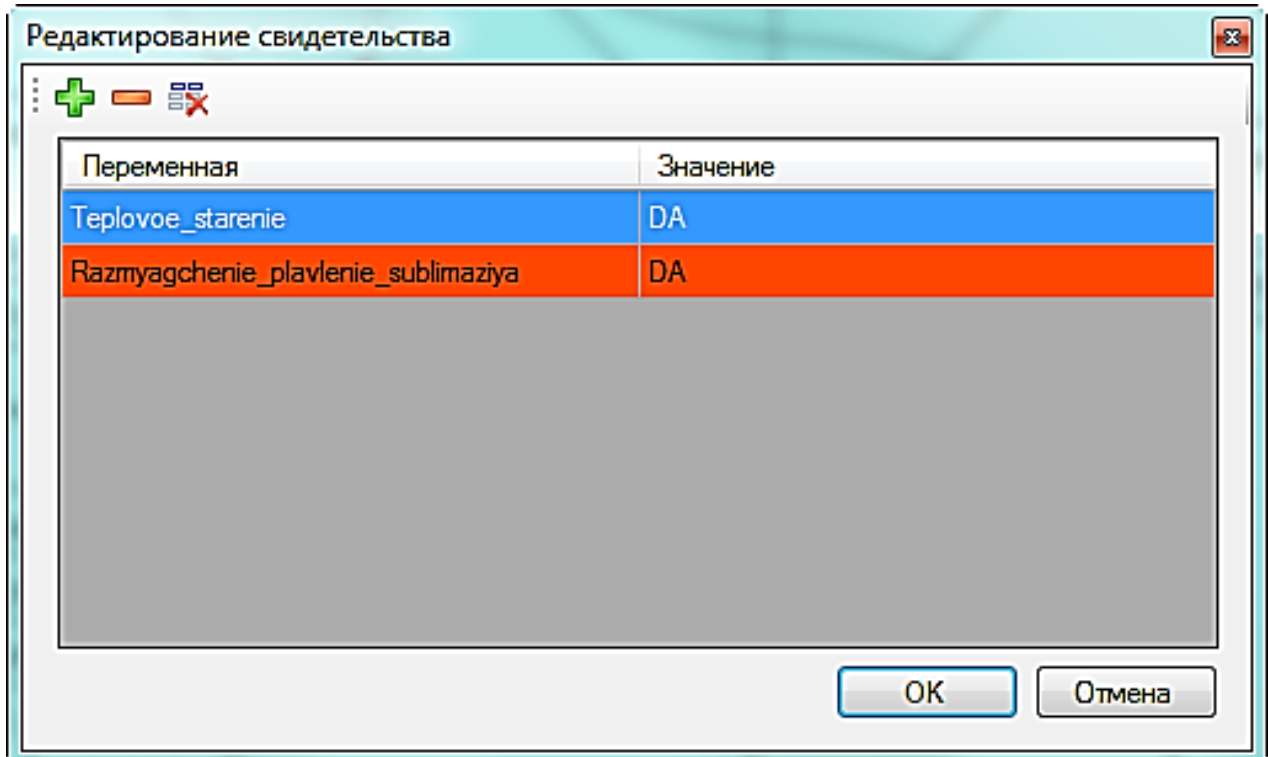


Рис.6.14. Окно редактирования свидетельства

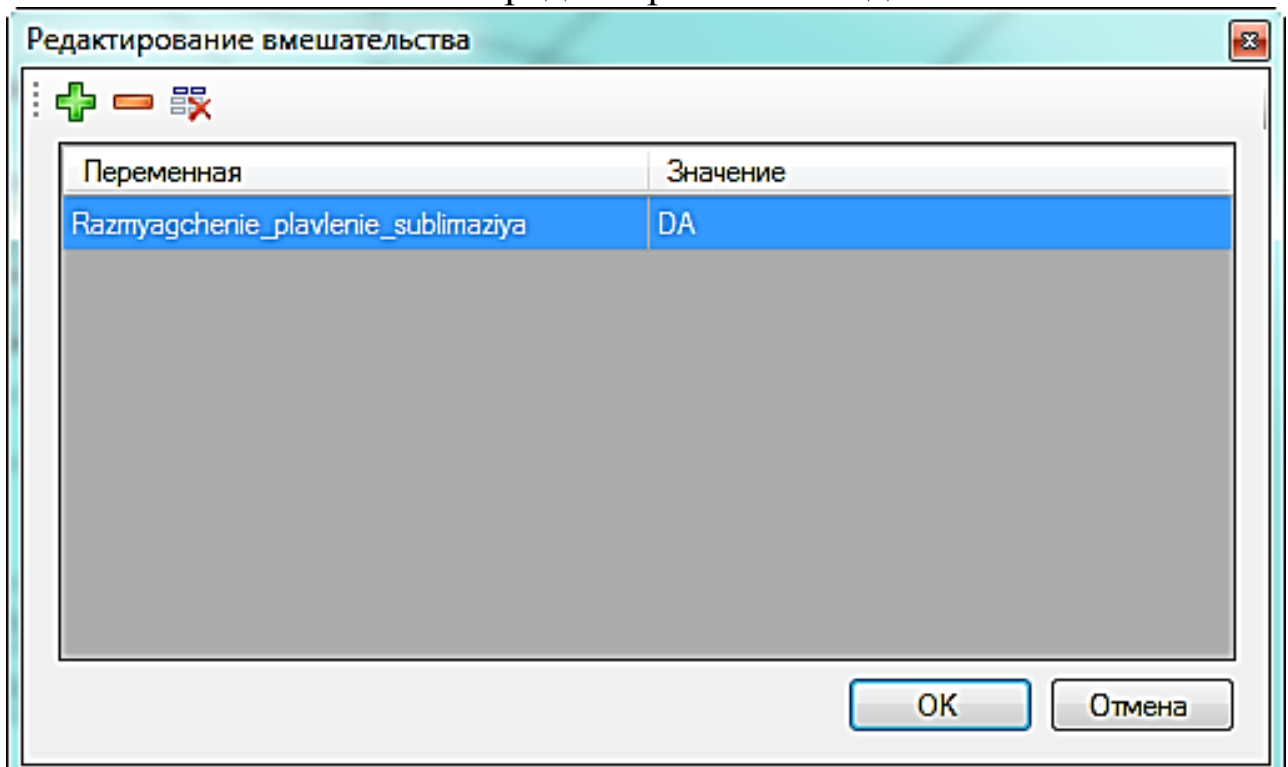


Рис.6.15. Окно редактирования вмешательства



Рис.6.16. Режимы отображения сети (снимок экрана)

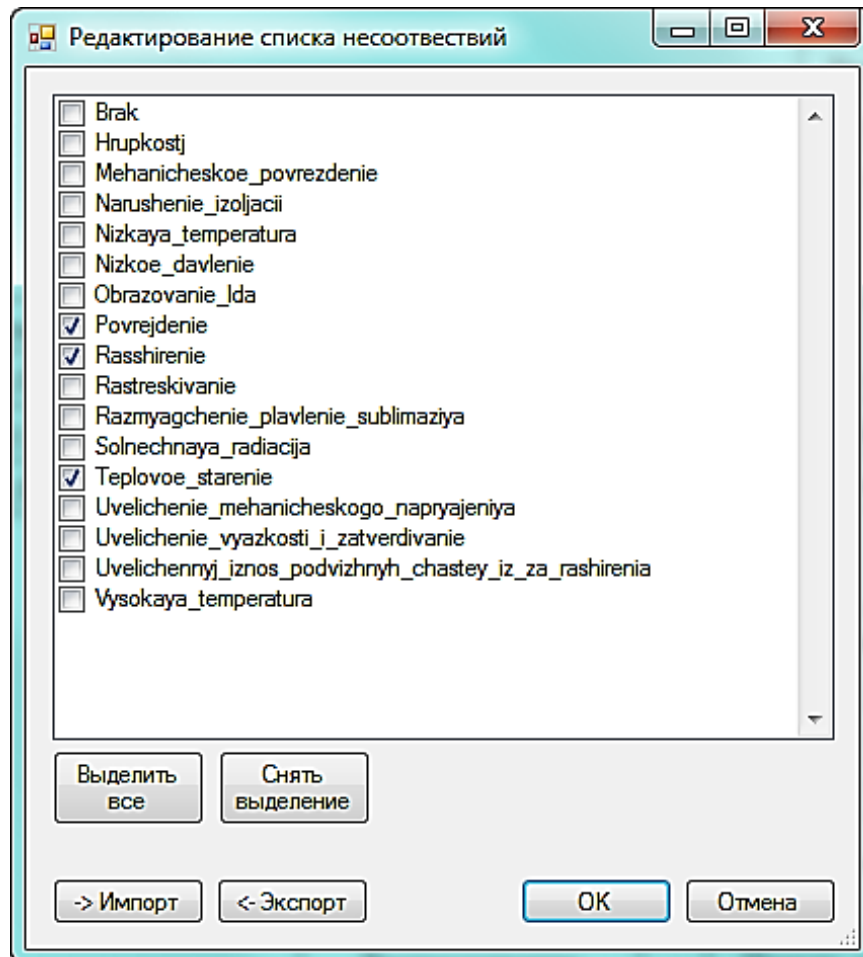


Рис.6.17. Окно редактирования списка несоответствий

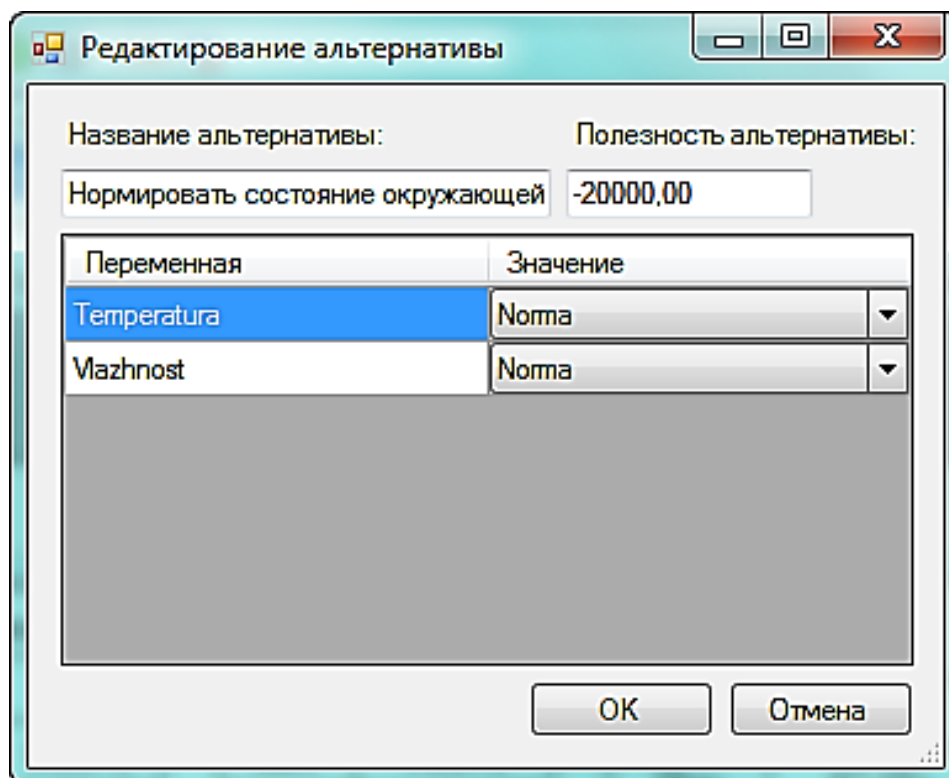


Рис.6.18. Окно редактирования альтернативы

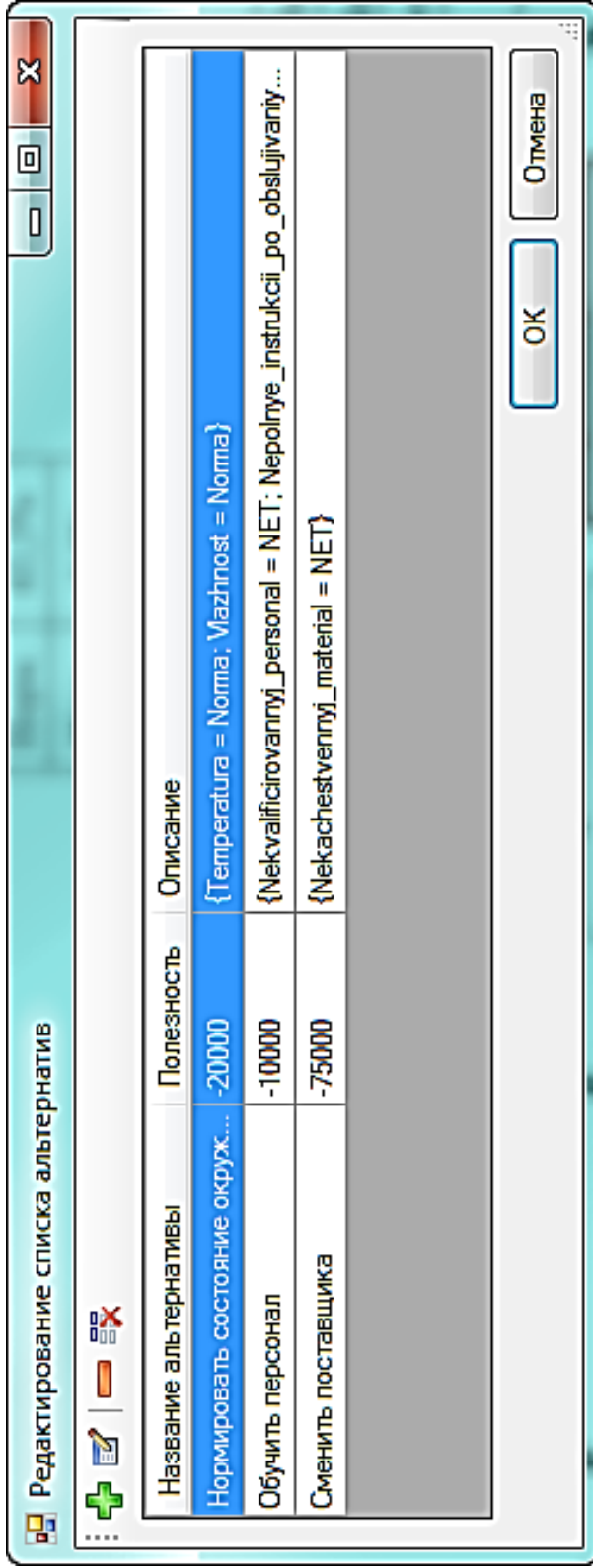


Рис.6.19. Окно редактирования списка альтернатив

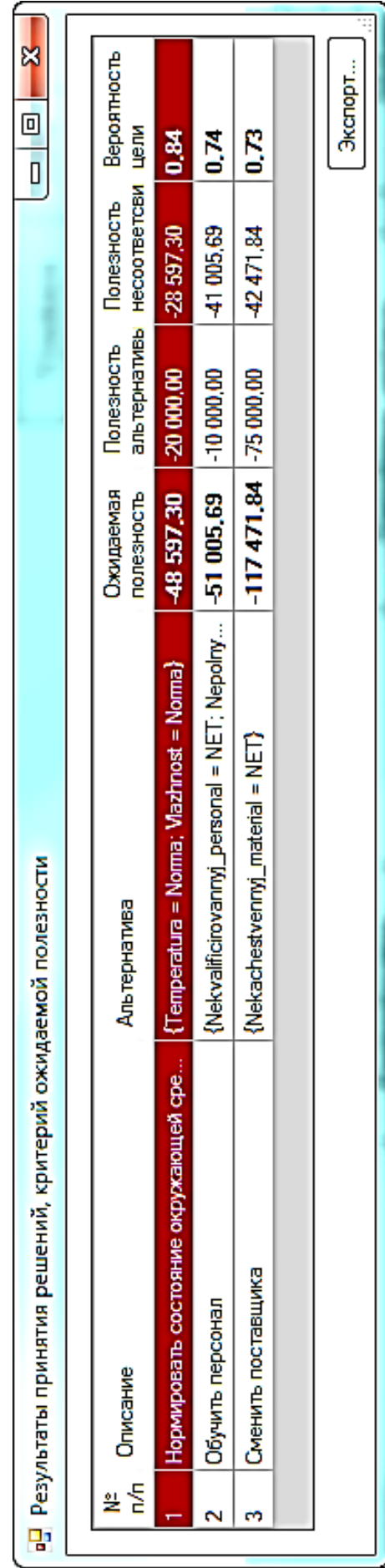


Рис.6.20. Результаты выбора предупреждающих действий



Рис.6.21. Окно редактирования списка функций полезности

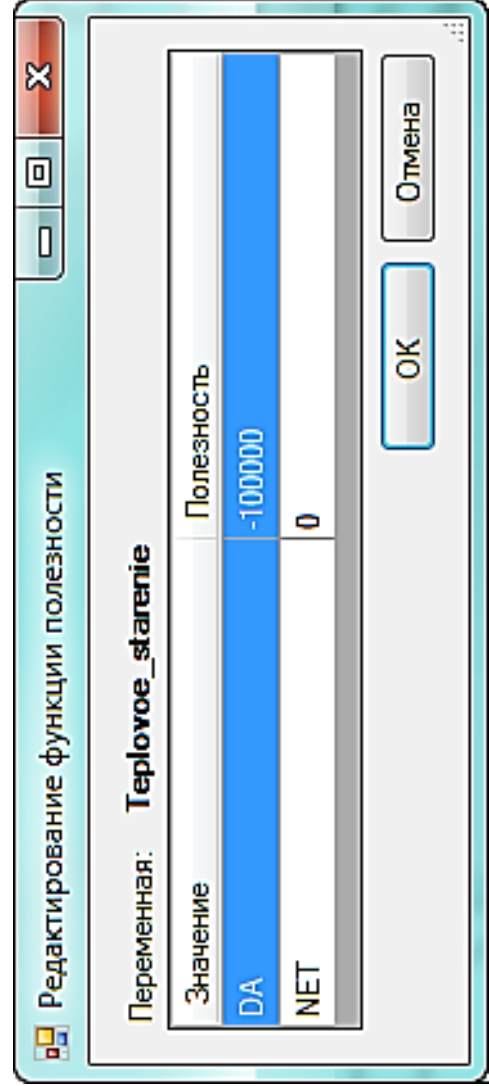


Рис.6.22. Окно редактирования функции полезности

Результаты оптимизации, критерий ожидаемой полезности

№ п/п	Описание	Альтернатива	Ожидаемая полезность	Полезность альтернативы	Полезность несоответствий	Вероятность цели
1	Альтернатива 39	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-143 382.50	-135 000.00	-8 382.50	0.95
2	Альтернатива 35	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-151 975.75	-125 000.00	-26 975.75	0.76
3	Альтернатива 50	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-162 845.09	-10 000.00	-152 845.09	0.00
4	Альтернатива 66	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-162 845.09	-10 000.00	-152 845.09	0.00
5	Альтернатива 48	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-162 881.43	0.00	-162 881.43	0.00
6	Альтернатива 64	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-162 881.43	0.00	-162 881.43	0.00
7	Альтернатива 34	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-164 260.62	-50 000.00	-114 260.62	0.38
8	Альтернатива 38	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-164 905.76	-60 000.00	-104 905.76	0.47
9	Альтернатива 32	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-171 752.57	-40 000.00	-131 752.57	0.30
10	Альтернатива 54	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-172 794.21	-20 000.00	-152 794.21	0.00
11	Альтернатива 70	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-172 794.21	-20 000.00	-152 794.21	0.00
12	Альтернатива 52	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-172 838.98	-10 000.00	-162 838.98	0.00
13	Альтернатива 68	{Температура = Низкая; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujiva...}	-172 838.98	-10 000.00	-162 838.98	0.00
14	Альтернатива 36	{Температура = Норма; Nepolnye_instrukcii_po_obslyujvani...}	-174 249.10	-50 000.00	-124 249.10	0.38

Экспорт...

Рис. 6.23. Результаты оптимизации предупреждающих действий

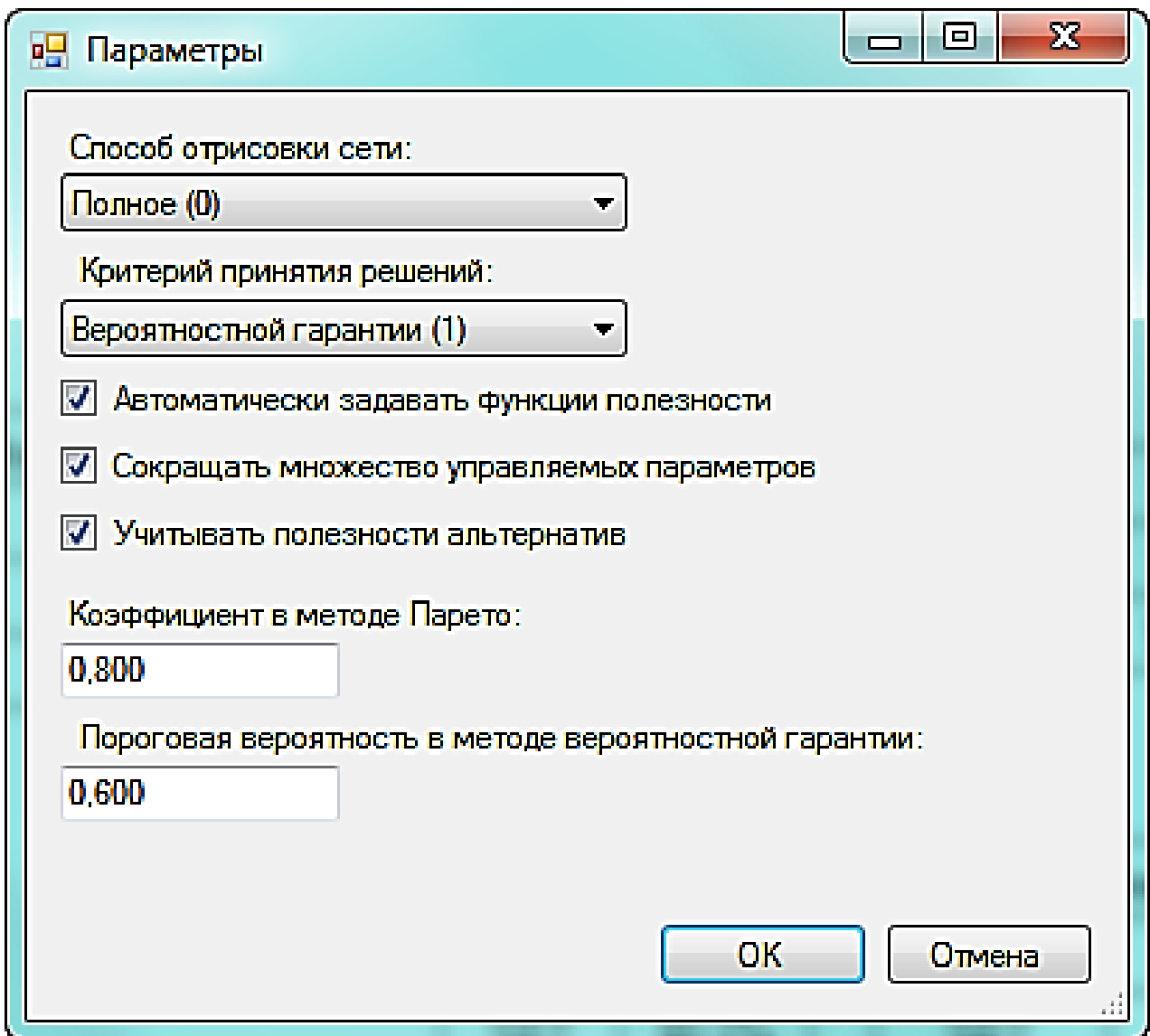


Рис.6.24. Окно настроек приложения

В результате исследований была разработана программная система вероятностного моделирования причин несоответствий «Causal Modeler», разработаны и реализованы необходимые алгоритмы. Созданное алгоритмическое и программное обеспечение необходимо для функционирования полученных в гл. 4–5 методов, методик и моделей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В монографии описаны результаты исследований, в ходе которых было разработано научно-методическое обеспечение анализа и моделирования причин несоответствий проекта создания СМК на основе байесовых сетей, а также поддержки принятия решений по устранению несоответствий на основе выработки и выбора корректирующих и предупреждающих действий, включающее:

- методику построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий в экспертном режиме с использованием статистических данных;

- алгоритм автоматизированного построения байесовой сети для анализа и моделирования причин несоответствий на основе статистических данных;

- методы принятия решений по выработке и выбору корректирующих и предупреждающих действий и оптимизации предупреждающих действий на основе байесовой сети;

- алгоритм оптимизации предупреждающих действий процессов проекта создания СМК.

Предложенная методика построения байесовой сети позволяет построить в экспертном режиме причинную байесову сеть для анализа и моделирования причин несоответствий процессов проекта. Имеется возможность в единой модели учитывать как статистическую информацию о несоответствиях, так и знания экспертов, формально представленные в виде графа G и субъективных вероятностей в $P(\mathbf{v})$.

Предложенное улучшение алгоритма IC позволяет выявить частично ориентированный граф причинной байесовой сети с большим количеством дуг, чем может выявить оригинальный алгоритм IC. Преимуществом предложенного алгоритма является возможность учета дополнительной причинно-следственной информации в терминах причинных иерархий. Сущность этих иерархий отражает специфику проблемной области, для которой строится байесова сеть. Кроме того, с использованием математического аппарата причинных байесовых сетей впервые даны формальные определения типов причин несоответствий, применяемых в методологии анализа корневых причин.

В результате исследований впервые были даны формальные определения корректирующего (предупреждающего) действия и коррекции на основе семантики причинных байесовых сетей (через по-

нятие вмешательства $do(\cdot)$), послужившие основой для постановки задач их оптимального выбора и решения этих задач с применением критериев вероятностной гарантии и ожидаемой полезности. На основе разработанных методов принятия решений поставлена и решена задача оптимизации предупреждающих действий, результатом которой является множество автоматически сгенерированных оптимальных предупреждающих действий. Кроме того, предложен метод снижения размера варьируемых параметров на основе применения правила Парето и расчета силы причинно-следственного эффекта.

В результате исследований была разработана программная система вероятностного моделирования причин несоответствий проекта создания СМК «Causal Modeler», разработаны и реализованы необходимые алгоритмы, а также проведено исследование эффективности алгоритма структурного обучения IC_2 . В целом предложенный алгоритм IC_2 позволяет выявить частично ориентированный граф причинной байесовой сети с большим (в 1,5–3 раза) числом дуг, чем это может сделать алгоритм IC . Созданное алгоритмическое и программное обеспечение необходимо для функционирования разработанных методов, методик и моделей.

На основе опроса экспертов и существующих методик внедрения СМК была построена и проверена на адекватность модель процесса внедрения СМК. Полученная модель является адекватной предметной области: ответы, полученные от модели, соответствуют ответам экспертов, поэтому модель может частично заменить специалиста эксперта при внедрении СМК. Полученное в результате оптимизации процесса предупреждающее действие позволяет резко снизить вероятности возникновения несоответствий, возникающих в процессе внедрения СМК.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Адлер, Ю.П. Птица феникс российского качества / Ю.П. Адлер // Стандарты и качество. – 2009. – №4. – С. 52-55
2. Александровская, Л.Н. Современные методы обеспечения безотказности сложных технических систем: учебник / Л.Н. Александровская, А.П. Афанасьев, А.А. Лисов. – М.: Логос, 2001. – 208 с.
3. Алексеев, В. Проблемы «рыбы», плавающей на поверхности / по материалам статьи Curse of the Super-fish-al by Martin Hedley, опубликованной в журнале Quality Progress, July 2005/ подготовил В. Алексеев; Martin Hedley // Методы менеджмента качества. – 2006. – №2. – С.44-45
4. Аскарлов, Е.С. Причина и следствие в теории достижения нормативного качества / Е.С. Аскарлов // Методы менеджмента качества. – 2010. – №5. – С.34-38
5. Балукова, М.В. 8D и «Шесть сигм» на саратовских предприятиях / М.В. Балукова // Методы менеджмента качества. – 2006. – №2. – С.50-52
6. Биргер, И.А. Техническая диагностика / И.А. Биргер. – М.: Машиностроение, 1978. – 240 с.
7. Версан, В. Кризис в стандартизации систем менеджмента. Причины. Пути выхода /В. Версан // Стандарты и качество. – 2009. – №3. – С.78-83
8. Всеобщее управление качеством: учебник для вузов / О. П. Глудкин, Н. М. Горбунов, А. И. Гуров, Ю. В. Зорин; под ред. О. П. Глудкина. – М.: Радио и связь, 1999. – 600 с.
9. Гараедаги, Дж. Системное мышление: как управлять хаосом и сложными процессами: Платформа для моделирования архитектуры бизнеса / Дж. Гараедаги; пер. с англ. Е.И. Недбальской; науч. ред. Е.В. Кузнецова. – Минск: Гревцов Букс, 2010. – 480 с.
10. Глазунов, А.В. Если невозможно установить точную причину несоответствий / А.В. Глазунов // Методы менеджмента качества. – 2002. – №1. – С.41
11. Голдрат, Э. Цель. Процесс непрерывного совершенствования = The Goal: A Process of Ongoing Improvement / Элияху М. Голдрат, Джефф Кокс. – Минск: Попурри, 2009. — 496 с.
12. Голдрат, Э. Цель. Процесс непрерывного улучшения. Цель-2. Дело не в везенье = It's Not About Luck / Элия М. Голдратт, Джефф Кокс. — М.: Манн, Иванов и Фербер, 2011. — 280 с.
13. Горленко, О.А. Создание систем менеджмента качества в

организациях: монография / О.А. Горленко, В.В. Мирошников. – М.: Машиностроение-1, 2002. – 126 с.

14. Городецкий, В.И. Алгебраические байесовские сети – новая парадигма экспертных систем / В.И. Городецкий // Юбилейный сборник трудов институтов Отделения информатики, вычислительной техники и автоматизации РАН– М.: РАН, 1993. – Т. 2.– С. 120–141

15. ГОСТ 27.310-95. Надежность в технике. Анализ видов, последствий и критичности отказов. Основные положения.

16. ГОСТ Р 51814.2-2001. Системы качества в автомобилестроении. Метод анализа видов и последствий потенциальных дефектов

17. Гутнер, Г.Б. Причина и следствие / Г.Б. Гутнер // Новая философская энциклопедия: в 4 т. / Ин-т философии РАН; Нац. обществ.-науч. фонд; предс. научно-ред. совета В.С. Степин. – М.: Мысль, 2000–2001. – Режим доступа: <http://iph.ras.ru/elib/2444.html>

18. Деминг, Э. Выход из кризиса: Новая парадигма управления людьми, системами и процессами / Э. Деминг; пер. с англ. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2007. – 370 с.

19. Детмер, У. Теория ограничений Голдратта. Системный подход к непрерывному совершенствованию / У. Детмер. – М.: Альпина Паблишер, 2010. – 422 с.

20. Егоров, А.М. Аналитические методы анализа влияния факторов на качество продукции / А.М. Егоров // Методы менеджмента качества. – 2008. – №12. – С.32-33

21. Егоров, А.М. Графические методы анализа влияния факторов на качество продукции / А.М. Егоров // Методы менеджмента качества. – 2008. – №11. – С.42-43

22. Ешин, С.В. Автоматизация прогнозирования спроса на потребительские товары на основе применения байесовых сетей доверия / С.В. Ешин // Информационные системы и технологии 2009: тез. докл. II науч. техн. конф. студентов, аспирантов и молодых специалистов. – Обнинск, 2009. – С. 101-103

23. Ешин, С.В. Вероятностное моделирование процесса разработки систем менеджмента качества в организациях / С.В. Ешин // Материалы Региональной научной конференции студентов и аспирантов «Достижения молодых ученых Брянской области»: посвящ. 80-летию Брянского государственного технического университета / под. ред. И.А. Лагерева. — Брянск: БГТУ, 2010. — С. 164-166

24. Ешин, С.В. Применение байесовых сетей доверия для прогнозирования характеристик систем менеджмента качества / С.В. Ешин // Актуальные проблемы менеджмента в России. Проблемы развития экономического анализа и бухгалтерского учета в условиях финансового кризиса: сборник материалов Всероссийской научно-практической конференции, Тольятти, 3-5 марта 2010 г. / отв. ред. Е.В. Никифорова: в 2-х т. — Тольятти, 2010. — Т. 1. — Ч. 2. — С. 65-68
25. Ешин, С.В. Процессно-проектный подход к разработке систем менеджмента качества в организациях / С.В. Ешин // Материалы Международной научно-практической конференции «Достижения молодых ученых в развитии инновационных процессов в экономике, науке, образовании»: [Текст] + [Электронный ресурс] / под ред. И.А. Лагерева. — Брянск: БГТУ, 2010. — С. 78–80. — Режим доступа: <http://www.elibrary.ru>
26. Исикава, К. Японские методы управления качеством / К. Исикава. — М.: Экономика, 1988. — 199 с.
27. Кане, М.М. Системы, методы и инструменты менеджмента качества: учебное пособие / М.М. Кане, Б.В. Иванов, В.Н. Корешков, А.Г. Схиртладзе. — СПб.: Питер, 2008. — 560 с.
28. Конев, К. Будущее менеджмента качества в свете мирового кризиса / К. Конев // Стандарты и качество. — 2009. — №5. — С.64-67
29. Кузнецов, Л.А. Автоматизация методики анализа причин брака / Д.А. Кузнецов, Н. Дорин // Методы менеджмента качества. — 2011. — №2. — С.46-53
30. Кузнецов, Л.А. Анализ невыполнения требований многомерного качества / Л.А. Кузнецов // Методы менеджмента качества. — 2008. — №6. — С.41-49
31. Кузнецов, Л.А. Применение методов проверки гипотез для выявления причин снижения качества / Л.А. Кузнецов // Методы менеджмента качества. — 2011. — №1. — С.42-46
32. Кузнецов, Л.А. Структуризация причин появления дефектной продукции многоэтапных производств / Л.А. Кузнецов, М.Г. Журавлева, М.В. Болдырев // Труды конф. «Технические и программные средства систем управления, контроля и изменения» (октябрь 2010 г., г. Москва). — М., 2010. — С.751-761
33. Кузнецов, Л.А. Функции когерентности для выявления причин снижения качества / Л. А. Кузнецов // Методы менеджмента качества. — 2011. — № 5 . — С. 46-50
34. Кузьмин, А.М. Методика Кепнера–Трего / А.М. Кузьмин,

Е.А. Высоковская // Методы менеджмента качества. – 2011. – №7. – С. 35

35. Лapidус, В.А. Всеобщее качество в российских компаниях / В.А. Лapidус. – М.: ОАО "Типография "Новости", 2002. – 430 с.

36. Ларичев, О.И. Теория и методы принятия решений: учебник / О.И. Ларичев. – М.: Логос, 2000. – 296 с.

37. Математические модели организаций: учебное пособие / А.А. Воронин, М.В. Губко, С.П. Мишин, Д.А. Новиков. – М.: ЛЕ-НАНД, 2008. – 360 с.

38. Машиностроение. Энциклопедия. Надежность машин. Т.IV-3 / В.В. Ключев, В.В. Болотин, Ф.Р. Соснин и др.; под общ. ред. В.В. Ключева. – М.: Машиностроение, 2003. – 592 с.

39. Мирошников, В.В. Применение байесовых сетей доверия для моделирования качества процессов проектного менеджмента / В.В. Мирошников, С.В. Ешин // Менеджмент качества продукции и услуг: материалы 3-й Междунар. науч.-техн. конф. (27-28 апр. 2010 г., г. Брянск) / под ред. О.А. Горленко: в 2 т. – Брянск, 2010. – Т. 1. – С.48-52

40. Митина, О.В. Моделирование латентных изменений с помощью структурных уравнений / О.В. Митина // Экспериментальная психология: ежеквартальный научный журнал / ред. К.М. Корепанова. – М., – 2008. – №1. – С.131-148

41. Михайлова, Н.В. О качестве систем качества / Н.В. Михайлова // Методы менеджмента качества. – 2001. – №6. – С. 11-16

42. Михайлова, М.Р. Техника поуровневого поиска первопричин проблем качества / М.Р. Михайлова, Н.С. Поздеева // Методы менеджмента качества. – 2002. – №1. – С.11-13

43. Мишин, В.М. Управление качеством: учебник для студентов вузов, обучающихся по специальности «Менеджмент организации» (061100) / В.М. Мишин – 2-е изд. перераб. и доп. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2005. – 463 с.

44. Московское отделение Project Management Institute. Официальный сайт [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://pmi.ru>

45. Нейман, Д. Теория игр и экономическое поведение / Д. Нейман, О. Моргенштерн. – М.: Наука, 1970. – 707 с.

46. Новиков, Д.А. Теория управления организационными системами / Д.А. Новиков. – М.: МПСИ, 2005. – 584 с.

47. Ньюэлл, М.В. Управление проектами для профессионалов. Руководство по подготовке к сдаче сертификационного экзамена /

М.В. Ньюэл. – М.: КУДИЦ-ПРЕСС, 2008. — 416 с.

48. О’Коннор, Дж. Искусство системного мышления: необходимые знания о системах и творческом подходе к решению проблем / Дж. О’Коннор, И. Макдермотт. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2006. – 256 с.

49. Панов, А.Н. Как победить в конкурентной борьбе. Гармоничная система качества — основа эффективного менеджмента / А.Н. Панов. – М.: РИА «Стандарты и качество», 2003. – 272 с.

50. Подвесовский, А.Г. Применение байесовых сетей в задачах анализа и прогнозирования спроса / А.Г. Подвесовский, С.В. Ешин // Вестник Брянского государственного технического университета, 2011. – №1(29). – С. 61–70

51. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход (AIMA): [пер. с англ.] / С. Рассел, П. Норвиг. –2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. – 1424 с.

52. Рейхенбах, Г. Направление времени / Г. Рейхенбах; пер. с англ. –2-е изд.– М.: Едиториал УРСС, 2003. – 360 с.

53. Розен, В.В. Математические модели принятия решений в экономике: учебное пособие / В.В. Розен. – М.: Книжный дом «Университет», Высшая школа, 2002. – 288 с.

54. Руководство к своду знаний по управлению проектами (Руководство РМВОК). – 4-е изд. – Newtown Square: Project management Institute (PMI), 2008. – 463 с.

55. Савинкина, В.А. Анализ корневых причин / по материалам статьи Root Cause Analysis vs. Shallow Cause Analysis by Robert J. Latino, опубликованной на сайте www.reliability.com подготовила В.А. Савинкина; Robert J. Latino // Методы менеджмента качества. – 2008. – №8. – С. 51-53

56. Сажин, Ю.В. К вопросу о результативности СМК в России / Ю.В. Сажин, Н.П. Плетнева //Методы менеджмента качества. – 2008. – №3. – С.20-23

57. Свиткин М.З. Практические аспекты внедрения стандартов ИСО серии 9000:2000 / М.З. Свиткин // Стандарты и качество. – 2003. – №1

58. Семь инструментов качества в японской экономике. – М.: Издательство стандартов, 1990. – 88 с.

59. Смирнов, Г.А. Оккам Уильям. / Г.А. Смирнов // Новая философская энциклопедия: в 4 т. /Ин-т философии РАН; Нац. обществ.-науч. фонд; предс. научно-ред. совета В.С. Степин. – М.:

Мысль, 2000–2001. – Режим доступа: <http://iph.ras.ru/elib/2167.html>

60. Статистические методы повышения качества: [пер. с англ.] / под ред. Х. Кумэ. – М.: Финансы и статистика, 1990. – 304 с.

61. Терехов, С. Введение в байесовы сети / С. Терехов // Лекции по нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2003. – Ч.1. – С. 149-187.

62. Тулупьев, А.Л. Байесовские сети: логико-вероятностный подход / А. Л. Тулупьев, С.И. Николенко, А.В. Сироткин. – СПб.: Наука, 2006. – 607 с

63. Управление качеством продукции. Инструменты и методы менеджмента качества: учебное пособие / С. В. Пономарев, С. В. Мищенко, В. Я. Белобрагин, В. А. Самородов, Б. И. Герасимов, А. В. Трофимов, С. А. Пахомова, О. С. Пономарева. – М.: РИА «Стандарты и качество», 2005. – 248 с.

64. Фефелов, А.А. Использование байесовских сетей для решения задачи поиска места и типа отказа сложной технической системы / А.А. Фефелов // Автоматика, автоматизация, электротехнические комплексы и системы. – 2007. – №2 (20). – С. 87–93.

65. Фунтов, В.Н. Основы управления проектами в компании / В.Н. Фунтов. — 2-е изд., доп. — СПб.: Питер, 2008. — 336 с

66. Хейс, Д. Причинный анализ в статистических исследованиях / Д. Хейс. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 255 с.

67. Червяков, И.В. Использование методов технической диагностики для поиска причин несоответствий / И.В. Червяков // Методы менеджмента качества. – 2009. – №4. – С.40-43

68. Шамшев, А.Б. Автоматизированное топологическое проектирование вычислительных сетей на основе байесовских сетей доверия / А.Б. Шамшев // Дис ... канд. техн. наук: 05.13.12. – Ульяновск: УГТУ, 2000. – 279 с.

69. Шестаков А.Л. Особенности национального менеджмента / А.Л. Шестаков // Стандарты и качество. – 1999. – №10. – С. 40-47

70. Шестаков, А.Л. Методы внедрения систем, или скупой платит дважды / А.Л. Шестаков // Методы менеджмента качества. – 2008. – №8. – С. 14-18

71. Шичков, Н.А. Методы разработки, внедрения на предприятии и подготовки к сертификации Системы Менеджмента Качества на основе МС ИСО 9001:2000: учебное пособие / Н.А. Шичков. – СПб: Учебно-методический центр «Регистр-Консалтинг», 2004. – 68 с.

72. Шрагенхайм, Э. Управленческие дилеммы: теория ограни-

чений в действии / Эли Шрагенхайм; пер. с англ. — М.: Альпина Бизнес Букс, 2007. — 288 с.

73. Alessi, G. Models of Proximate and Ultimate Causation in Psychology. / G. Alessi // *American Psychologist*. — 1992. — Vol. 47(11). — PP. 1359-1370

74. Alglib. Кроссплатформенная библиотека для проведения математического и числового анализа и обработки данных // Официальный сайт проекта Alglib. — Режим доступа: <http://www.alglib.net>.

75. Andersen, B. Root cause analysis: simplified tools and techniques / B. Andersen, T. Fagerhaug. — American Society for Quality, Quality Press, 2006. — 240 p

76. Bareinboim, E. Local Characterizations of Causal Bayesian Networks / E. Bareinboim, C. Brito, J. Pearl // *Proceedings of the 2nd International IJCAI Workshop on Graph Structures for Knowledge Representation and Reasoning (GKR 2011)*, 2011. — P.6-11.

77. Beaver, J. A life cycle software quality model using Bayesian belief networks / J. Beaver. — Ph.D. dissertation, Orlando: University of Central Florida. — 2006. — 301 p.

78. Cartwright, N. Nature's Capacities and Their Measurements / N. Cartwright. — Oxford University Press, 1994. — 280 p.

79. Cooper, G.F. Computational Complexity of Probabilistic Inference using Bayesian Belief Networks / G.F. Cooper // *Artificial Intelligence*, 1990. — №42(2). — P. 393–405

80. Cox, D.R. Causality: Some Statistical Aspects / D.R. Cox // *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*, 1992. — Vol. 155, №2. — P. 291–301. — Режим доступа: <http://yaroslavvb.com/papers/fisher.pdf>

81. Darwiche, A. Modeling and Reasoning with Bayesian Networks / A. Darwiche. — Cambridge University Press, 2009. — 526 p

82. Davis, G. Bayesian reconstruction of traffic accidents / G. Davis // *Law, Probability and Risk*, 2003. — №2. — P. 69–89

83. Dawid, A. Influence diagrams for causal modeling and inference / A. Dawid // *International Statistical Review*, 2002. — №70. — P. 161–189

84. De Campos, Bayesian networks and information retrieval: an introduction to the special issue / L.M. Luis M. de Campos, Juan M. Fernández-Luna, Juan F. Huete // *Information Processing & Management*. — Elsevier, 2004. — №40. — P. 727–733.

85. Diez, F.J. DIAVAL, a Bayesian expert system for echocardiog-

raphy / F.J. Diez, J. Mira, E. Iturralde, S. Zubillaga *Artificial Intelligence in Medicine*, Elsevier Science B.V, 1997. – №10 (1). – P. 59–73

86. Druzdzel, M.J. Causality in Bayesian belief network / M.J. Druzdzel, H.A. Simon // *Proceedings of the 9th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, D. Heckerman, A. Mamdani (ed.). – San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993. – P. 3–11

87. Eells, E. Probabilistic causality and the question of transitivity / E. Eells, E. Sober // *Philosophy of Science*. – 1983. – №50. – PP.35-57

88. Ericson, C. Fault Tree analysis – A History / C. Ericson // *Proceedings of the 17th International System Safety Conference*, 1999. – p.1-9

89. Failure Modes and Effects Analysis (FMEA) [Электронный ресурс] / American Society for Quality. – Режим доступа: <http://asq.org/learn-about-quality/process-analysis-tools/overview/fmea.html>

90. Fenton, N. Using Bayesian networks to predict software defects and reliability // N. Fenton, M. Neil, D. Marquez // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Risk and Reliability*, 2008. – Vol. 222. – P. 701-712

91. Francis, R.C. Causes, proximate and ultimate / R.C. Francis // *Biol. Phil.* – 1990. – No. 5. – PP. 401-415

92. Friedman, N. Using Bayesian Networks to Analyze Expression Data / N. Friedman, M. Linial, I. Nachman, D. Pe'er // *Journal of Computational Biology*. – NY: Mary Ann Liebert, Inc., 2000. – №7 (3/4). – P. 601–620

93. Good, I.J. A causal calculus (II) / I.J. Good // *British Journal for the Philosophy of Science*. – 1961. – №11. – PP.305-318

94. Good, I.J. The amalgamation and geometry of two-by-two contingency tables / I.J. Good, Y. Mittal // *Ann. of St.*, 1987. – Vol. 15, №2. – P. 697–711

95. Heckerman, D. A Tutorial on Learning With Bayesian Networks. Technical Report MSR-TR-95-06 / D. Heckerman. – Redmond, WA: Microsoft Research, Advanced Technology Division, Microsoft Corporation, 1995. – 58 P.

96. Heckerman, D. Decision-theoretic foundations for causal reasoning / D. Heckerman, R. Shachter // *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1995. – №3. – P. 405–430

97. Heuristics, Probability and Causality. By Contributors to Judea Pearl's Festschrift / Edited by Rina Dechter, Hector Geffner, and Joseph Y. Halpern. – College Publications, 2010. – 580 p.

98. Hitchcock, C. Probabilistic Causation / C. Hitchcock // *The*

Stanford Encyclopedia of Philosophy, Edward N. Zalta (ed.). – 2010. – Режим доступа: <http://plato.stanford.edu/archives/fall2010/entries/causation-probabilistic>

99. Holland, P.W. Statistics and causal inference / P.W. Holland // Journal of the American Statistical Associations. – 1986. – №81(396). – PP.945-960

100. ISO Survey 2008 [Электронный ресурс] /International Standardization Organization. – Режим доступа: <http://www.iso.org/iso/survey2008.pdf>

101. ITIL. Service Operation. – London:TSO, 2007. – 250 p.

102. Juran, J.M. Juran's quality handbook / J.M. Juran, A. Blanton Godfrey. – 5th Ed. –McGraw-Hill, New York, 1998. – 1730 p.

103. Kepner, C. The New Rational Manager / C. Kepner, B. Tregoe. – New Jersey: Princeton Research Press, 1981. – 254 p.

104. Kim, D. Bayesian Belief Network-based Advisory System Development for Steam Generator Replacement Project Management / D. Kim. – Ph. D. dissertation, Massachusetts: MIT. – 2002. – 194 p.

105. Kjørulff, U. Bayesian Networks and Influence Diagrams. A Guide to Construction and Analysis / Uffe B. Kjørulff, Anders L. Madsen. – New York: Springer, 2008. – 303 p.

106. Koller, D. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques / D. Koller, N. Friedman. – Cambridge, London: MIT Press, 2009. – 1207 p

107. Launch Control Safety Study / H.A. Watson // Section VII Vol 1. – Bell Labs, NJ, Murray Hill, 1961

108. Lauritzen, S. Graphical models for causal inference. / S. Lauritzen, D. Cox, O. Barndorff-Nielsen, C. Kluppelberg // Complex Stochastic Systems. – London/Boca Raton: Chapman and Hall, CRC Press, 2000. – P. 67–112

109. Lauritzen, S.L. Impedence properties of directed Markov fields / S.L. Lauritzen, A.P. Dawid, B. Larsen, H.G. Leimer // Networks, 1990. – №20. – P. 491–505

110. Long, A. Beauty and the Beast –Use and Abuse of Fault Tree as a Tool [Электронный ресурс] / A. Long. – 10 p. – Режим доступа: <http://www.fault-tree.net/papers/long-beauty-and-beast.pdf>

111. Meek, C. Causal inference and causal explanation with background knowledge / C. Meek // Proceedings of the 11th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-95). – San Francisco: Morgan Kaufmann, 1995. – P. 403–441

112. Mellor, D.H. The Facts of Causation / D.H. Mellor. –

Routledge, 1995. – 251 p

113. Murphy, K. Software Packages for Graphical Models. Bayesian Networks [Электронный ресурс] / K. Murphy. – University of British Columbia. – Режим доступа: <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Bayes/bnsoft.html>

114. Neil, M. Building large-scale Bayesian networks / M. Neil, N. Fenton, L. Nielson // Journal The Knowledge Engineering Review. – 2000. – Volume 15 Issue 3. – P. 257–284.

115. Neil, M. Predicting software quality using Bayesian belief networks / M. Neil, N.E. Fenton // Proceedings of the 21st Annual Software Eng. Workshop. – NASA Goddard Space Flight Centre, 1996. – P. 217-230

116. Ohno, T. Toyota production system: beyond larger-scale production / T. Ohno, foreword: N. Bodek. – Portland, OR: Productivity Press, 1988. – 152 p.

117. Pearl, J. A Probabilistic Calculus of Actions / J. Pearl // Proceedings of the 10th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-94). – Morgan Kaufman, San Mateo, CA, 1994 – P. 454–462

118. Pearl, J. A theory of inferred causation / J. Pearl, T. Verma // Principles of Knowledge Representation and Reasoning: Proceedings of the Second International Conference. – San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1991. – P. 441–452

119. Pearl, J. Causal inference in statistics: An overview / J. Pearl // Statistics Surveys, 2009. – Vol. 3. – P. 96–146

120. Pearl, J. Causality: Models, Reasoning and Inference / J. Pearl. – Cambridge University Press. – 2-nd edition, 2009. – 464 p

121. Pearl, J. Comments on Seeing and Doing / J. Pearl // International Statistical Review, 2001. – 70(2). – P. 207–209. Режим доступа: http://ftp.cs.ucla.edu/pub/stat_ser/r283a.pdf

122. Pearl, J. Fusion, Propagation and Structuring in Belief Networks / J. Pearl. – Artificial Intelligence, 1986. – Vol. 29, №3. – P. 241-288

123. Pearl, J. Graphs, Causality, and Structural Equation Models / J. Pearl // Sociological Methods & Research. – Sage Publication, 1998. – Vol. 25, № 2. – P. 226–284

124. Pearl, J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems / J. Pearl. – San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988. – 520 p

125. Pearl, J. Reasoning with cause and effect / J. Pearl // AI Magazine. – American Association for Artificial Intelligence (AAAI), 2002. – Volume 23, Number 1. – P. 95–111

126. Rambaud, L. 8D Structured Problem Solving: A Guide to Creating High Quality 8D Reports / L. Rambaud. – PHRED Solutions, 2006. – 148 p.

127. Rebane, G. The recovery of causal poly-trees from statistical data / G. Rebane, J. Pearl // Proceedings of the Third Workshop on Uncertainty in AI. – Seattle, WA, 1987. – P. 222-228

128. Reliability Engineer Certification Body of Knowledge Brochure / American Society for Quality. – Режим доступа: <http://asq.org/pdf/certification/inserts/cre-insert-2009.pdf>

129. Selection and use of the ISO 9000 family of standards [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.iso.org/iso/iso_9000_selection_and_use-2009.pdf

130. Shoham, Y. Reasoning About Change: Time and Causation from the Standpoint of Artificial Intelligence / Y. Shoham. – The MIT Press, 1987. – 200 p.

131. Skyrms, B. Causal Necessity: Pragmatic Investigation of the Necessity of Laws / B. Skyrms. – Yale University Press, 1980. – 176 p.

132. SMILE reasoning engine for graphical probabilistic model // Decision Systems Laboratory (DSL), University of Pittsburgh. – Режим доступа: <http://genie.sis.pitt.edu>

133. Smith, G.F. Quality Problem Solving / G.F. Smith. – American Society for Quality, Quality Press, 1998. – 325 p

134. Sperber, W.H. Happy 50th Birthday to HACCP: Retrospective and Prospective / W.H. Sperber, R.F. Stier // FoodSafety magazine. – 2009. – Dec.2009; Jan.2010. – PP.42, 44-46

135. Spirtes, P. Causation, Prediction, and Search / P. Spirtes, C. Glymour, R. Scheines. – New York: Springer-Verlag, 1993. – 565 p

136. Suppes, P. A Probabilistic Theory of Causality / P. Suppes. – Amsterdam: North Holland Pub. Co, 1970. – 130 p.

137. Tague, N.R. Quality Toolbox / N.R. Tague. – 2nd Ed. – American Society for Quality, Quality Press, 2005. – 558 p.

138. The DMAIC Methodology [Электронный ресурс] / American Society for Quality. – Режим доступа: <http://asq.org/learn-about-quality/six-sigma/overview/dmaic.html>

139. Thierry, B. Integrating proximate and ultimate causation: Just one more go! / B. Thierry // Current Science. – 2005. – Vol. 89, No. 7. – PP.1180-1183

140. Tian, J. A New Characterization of the Experimental Implications of Causal Bayesian Networks / J. Tian, J. Pearl // Proceedings of the

8th National Conference on Artificial Intelligence. – AAAI Press, The MIT Press: CA, Menlo Park, 2002. – P. 574-579.

141. Tversky, A. Causal schemas in judgments under uncertainty / A. Tversky, D. Kahneman // *Progress in Social Psychology*. – Hillsdale, NJ, 1980. – P. 49–72

142. Verma, T. An algorithm for deciding if a set of observed independencies has a causal explanation / T. Verma, J. Pearl // *Proceedings of the 8th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. – Stanford, CA: Morgan Kaufmann, 1992. – P. 323-330

143. Verma, T. Equivalence and synthesis of causal models / T. Verma, J. Pearl // *Proceedings of the Sixth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. – Cambridge, MA, 1990. – P. 220–227

144. Wagner, S. A Bayesian Network Approach to Assess and Predict Software Quality Using Activity-Based Quality Models / S. Wagner // *Information and Software Technology*, 2010. – Vol. 52, №11. – P. 1230-1241

145. Wang, H. Software project level estimation model framework based on Bayesian belief networks / H. Wang, F. Peng, C. Zhang, A. Pietschker // *6th International Conference on Quality Software (QSIC'06)*. – Beijing, 2006. – P. 209-218

146. Wermuth, N. On Block-Recursive Linear Regression Equations / N. Wermuth // *Revista Brasileira de Probabilidade e Estatística*, 1992. – №6. – P. 1–56. – Режим доступа: http://www.math.chalmers.se/~wermuth/pdfs/86-95/Wer92_On_block-recursive_linear.pdf

147. Wingraphviz. Страница проекта визуализации графов на sourceforge.net // Sourceforge.net. – Режим доступа: <http://wingraphviz.sourceforge.net/wingraphviz>

148. Wright, S. Correlation and causation / S. Wright // *Journal of Agricultural Research*. – 1921. – №20. – PP. 557–585

149. Sokal, R.R. Biometry: the principles and practice of statistics in biological research / R.R. Sokal, F.J. Rolf. – New York: Freeman. – 3-rd edition, 1994. – 880 p.

ПРИЛОЖЕНИЯ

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Таблицы условных вероятностей (фрагменты условных распределений) для байесовой сети, моделирующей несоответствия процесса внедрения системы менеджмента качества (рис.5.1–5.6)

Успешное внедрение СМК является одной из целей организации (A2)	
P(Истина)	99,0%
P(Ложь)	1,0%

Считается, что ощутимых и масштабных результатов придется ждать долго (S)		
AND3	Истина	Ложь
P(Истина)	99,0%	1,0%
P(Ложь)	1,0%	99,0%

Руководство считает, что сбор данных – это способ оценки работы системы (C)	
P(Истина)	50,0%
P(Ложь)	50,0%

Отделы не желают быть обделенными при распределении ресурсов (X)	
P(Истина)	50,0%
P(Ложь)	50,0%

Для СМК нужны новые виды показателей и данных (I)	
P(Истина)	99,0%
P(Ложь)	1,0%

Ресурсы организации используются неэффективно (G)		
AND6	Истина	Ложь
P(Истина)	99,0%	1,0%
P(Ложь)	1,0%	99,0%

Организация не достигает своей цели (B2)		
AND5	Истина	Ложь
P(Истина)	100,0%	0,0%
P(Ложь)	0,0%	100,0%

Продолжение прил. А

Сотрудники разделяют принципы менеджмента качества только на словах (I2)			
Многие воспринимают СМК как очередное модное веяние, которое скоро перестанет быть актуальным (H2)	Истина	Ложь	
	Р(Истина)	99,0%	5,0%
	Р(Ложь)	1,0%	95,0%

Руководство не видит различий между отдельными локальными изменениями и переменами системы в целом (A)	
Р(Истина)	60,0%
Р(Ложь)	40,0%

Ограниченные ресурсы организации распределяются равномерно на значительное количество инициатив (A1)		
AND1	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Руководство не ранжирует внедряемые инициативы по их степени важности для организации (Y)			
Руководство не видит различий между отдельными локальными изменениями и переменами системы в целом (A)	Истина	Ложь	
	Р(Истина)	99,0%	5,0%
	Р(Ложь)	1,0%	95,0%

Руководство с трудом отказывается от привычных показателей (F)			
Руководство не понимает, какие измерения важно производить для совершенствования системы, а какие – нет (B)	Истина	Ложь	
	Р(Истина)	99,0%	1,0%
	Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Руководство пытается задействовать в планах совершенствования системы как можно больше сотрудников (V)	
Р(Истина)	50,0%
Р(Ложь)	50,0%

Руководство не демонстрирует приверженность принципам менеджмента качества (G2)			
Менеджеры не решаются, оттягивают или вовсе не приступают к преобразованиям, необходимым для СМК (Z1)	Истина	Ложь	
	Р(Истина)	99,0%	1,0%
	Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Некоторые руководители также воспринимают необходимые для СМК изменения как угрозу стабильности (Y1)		
Для успешного внедрения СМК необходимы серьёзные организационные изменения (U1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	10,0%	0,0%
Р(Ложь)	90,0%	100,0%

Менеджеры не решаются, оттягивают или вовсе не приступают к преобразованиям, необходимым для СМК (Z1)

Некоторые руководители также воспринимают необходимые для СМК изменения как угрозу стабильности (Y1)		
Р(Истина)	Истина	Ложь
	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Некоторые команды по повышению качества приходят к выводу, что их предложения игнорируются (C2)

Менеджеры не решаются, оттягивают или вовсе не приступают к преобразованиям, необходимым для СМК (Z1)		
Р(Истина)	Истина	Ложь
	99,0%	5,0%
Р(Ложь)	1,0%	95,0%

Команды по повышению качества приходят к заключению, что руководство не ценит их усилий (D2)

Некоторые команды по повышению качества приходят к выводу, что их предложения игнорируются (C2)		
Р(Истина)	Истина	Ложь
	99,0%	5,0%
Р(Ложь)	1,0%	95,0%

Руководство осознаёт важность внешнего (материального) поощрения как элемента мотивации персонала (D1)

Р(Истина)	80,0%
Р(Ложь)	20,0%

Регулярно производится анализ массива данных (H)

Ведется работа с данными (сбор, систематизация, распространение, хранение, обновление) (D)		
Р(Истина)	Истина	Ложь
	80,0%	1,0%
Р(Ложь)	20,0%	99,0%

Команды по повышению качества прекращают попытки что-либо изменить и лишь создают видимость деятельности (E2)

Команды по повышению качества приходят к заключению, что руководство не ценит их усилий (D2)		
Р(Истина)	Истина	Ложь
	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Продолжение прил. А

В процессе совершенствования качества организация тратит больше, чем получает (F2)			
Команды по повышению качества прекращают попытки что-либо изменить и лишь создают видимость деятельности (E2)	Истина	Ложь	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%	99,0%

СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе (M)			
Многие сотрудники считают, что не справятся с дополнительными нагрузками по сбору данных (K)	Истина	Ложь	Ложь
Сотрудники полагают, что внедрение СМК вызовет увеличение объемов бумажной работы (L)	Истина	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	70,0%	70,0%
Р(Ложь)	1,0%	30,0%	30,0%

У большинства практически нет стимула внедрять СМК (P)			
У подавляющего большинства сотрудников нет внутренней мотивации для внедрения СМК (N)	Истина	Ложь	Ложь
У подавляющего большинства сотрудников нет внешнего стимула для внедрения СМК (P2)	Истина	Ложь	Истина
Р(Истина)	99,0%	80,0%	80,0%
Р(Ложь)	1,0%	20,0%	20,0%

Руководство не может определить, как работа отдельных сотрудников влияет на достижение целей организации (O1)	
Р(Истина)	50,0%
Р(Ложь)	50,0%

Многие системы мотивации не соответствуют реальным целям организации (Q1)			
Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1)	Истина	Ложь	Ложь
Сотрудники не понимают своей роли в общем успехе организации (R2)	Истина	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	60,0%	80,0%
Р(Ложь)	1,0%	40,0%	20,0%

У подавляющего большинства сотрудников нет внешнего стимула для внедрения СМК (P2)			
Система мотивации предусматривает материальное вознаграждение (F1)	Истина	Ложь	Ложь
Р(Истина)	1,0%	99,0%	99,0%
Р(Ложь)	99,0%	1,0%	1,0%

У сотрудников нет стимула участвовать в преобразованиях, необходимых для успешного внедрения СМК (W1)			
У сотрудников практически или совершенно нет стимула внедрять СМК (T1)	Истина	Ложь	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%	99,0%

Продолжение прил. А

У подавляющего большинства сотрудников нет внутренней мотивации для внедрения СМК (N)					
СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе (M)	Истина	Истина	Ложь	Ложь	Ложь
Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1)	Истина	Ложь	Истина	Ложь	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%	30,0%	1,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%	70,0%	99,0%	99,0%

Многие воспринимают СМК как очередное модное веяние, которое скоро перестанет быть актуальным (H2)	
AND2	Ложь
Р(Истина)	99,0%
Р(Ложь)	1,0%

Ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу (Q)					
СМК воспринимается как помеха по отношению к основной работе (M)	Истина	Истина	Ложь	Ложь	Ложь
У большинства практически нет стимула внедрять СМК (P)	Истина	Ложь	Истина	Ложь	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%	70,0%	1,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%	30,0%	99,0%	99,0%

Внедрением СМК занимаются по остаточному принципу (R)		
Ресурсы на внедрение СМК сотрудниками выделяются по остаточному принципу (Q)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Многие сотрудники делают вывод, что могут потерять работу из-за внедрения СМК (J2)		
Для успешного внедрения СМК необходимы серьезные организационные изменения (U1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	20,0%	0,0%
Р(Ложь)	80,0%	100,0%

Руководство не осознает важность внутренних потребностей как факторов мотивации (H1)		
Многие руководители недооценивают важность внутренней мотивации сотрудников (I1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Многие сотрудники воспринимают необходимые для СМК изменения как угрозу стабильности (V1)		
Многие сотрудники делают вывод, что могут потерять работу из-за внедрения СМК (J2)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Продолжение прил. А

Многие сотрудники считают, что не справятся с дополнительными нагрузками по сбору данных (К)		
СМК вызывает увеличение объема работ по сбору и анализу данных (J)	Истина	Ложь
Р(Истина)	95,0%	5,0%
Р(Ложь)	5,0%	95,0%

Сотрудники разочаровываются в СМК (К2)		
Считается, что ощутимых и масштабных результатов придется ждать долго (S)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	5,0%
Р(Ложь)	1,0%	95,0%

Организация может отказаться от идеи внедрять СМК прежде, чем проявятся значительные результаты (L2)		
AND4	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Руководство ответственно за систему мотивации в организации (E1)		
Руководство признает, что достижение целей организации зависит от работы персонала (N1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	90,0%	10,0%
Р(Ложь)	10,0%	90,0%

Система мотивации персонала не учитывает внутреннюю мотивацию (J1)		
Руководство не осознает важность внутренних потребностей как факторов мотивации (N1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	1,0%
Р(Ложь)	1,0%	99,0%

Руководство стремится к тому, чтобы каждый сотрудник понимал, в чем его роль в достижении общей цели (M1)		
Руководство признает, что достижение целей организации зависит от работы персонала (N1)	Истина	Ложь
Р(Истина)	99,0%	10,0%
Р(Ложь)	1,0%	90,0%

Ресурсы, выделяемые на совершенствование системы управления, ограничены (U)		
Р(Истина)	99,0%	
Р(Ложь)	1,0%	

Для успешного внедрения СМК необходимы серьёзные организационные изменения (U1)		
Р(Истина)	95,0%	
Р(Ложь)	5,0%	
Руководство признает, что достижение целей организации зависит от работы персонала (N1)		
Р(Истина)	50,0%	
Р(Ложь)	50,0%	
Только небольшое число инициатив увеличит производительность системы управления (B1)		
Р(Истина)	95,0%	
Р(Ложь)	5,0%	
Ведется работа с данными (сбор, систематизация, распространение, хранение, обновление) (D)		
Руководство считает, что сбор данных – это способ оценки работы системы (С)		Истина Ложь
Р(Истина)		99,0% 1,0%
Р(Ложь)		1,0% 99,0%
Сотрудники полагают, что внедрение СМК вызовет увеличение объемов бумажной работы (L)		
СМК вызывает увеличение объема работ по сбору и анализу данных (J)		Истина Ложь
Р(Истина)		95,0% 5,0%
Р(Ложь)		5,0% 95,0%
Многие руководители недооценивают важность внутренней мотивации сотрудников (П)		
Р(Истина)	80,0%	
Р(Ложь)	20,0%	

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Результаты вероятностного вывода (апостериорные вероятности и фрагменты графа БС), полученные при проверке адекватности модели (табл. 5.2)

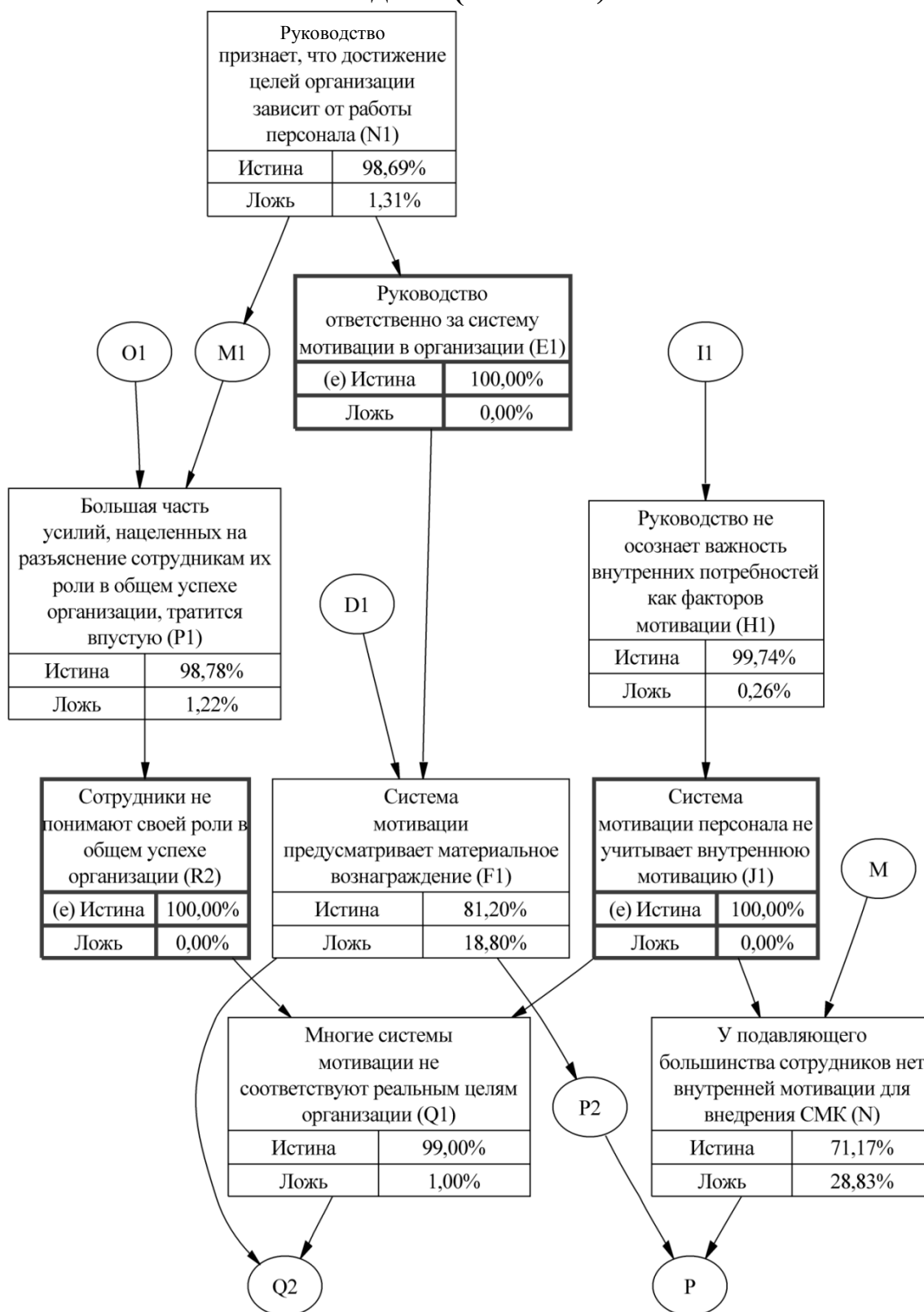


Рис.1. Результаты расчета запроса №1

Продолжение прил. Б

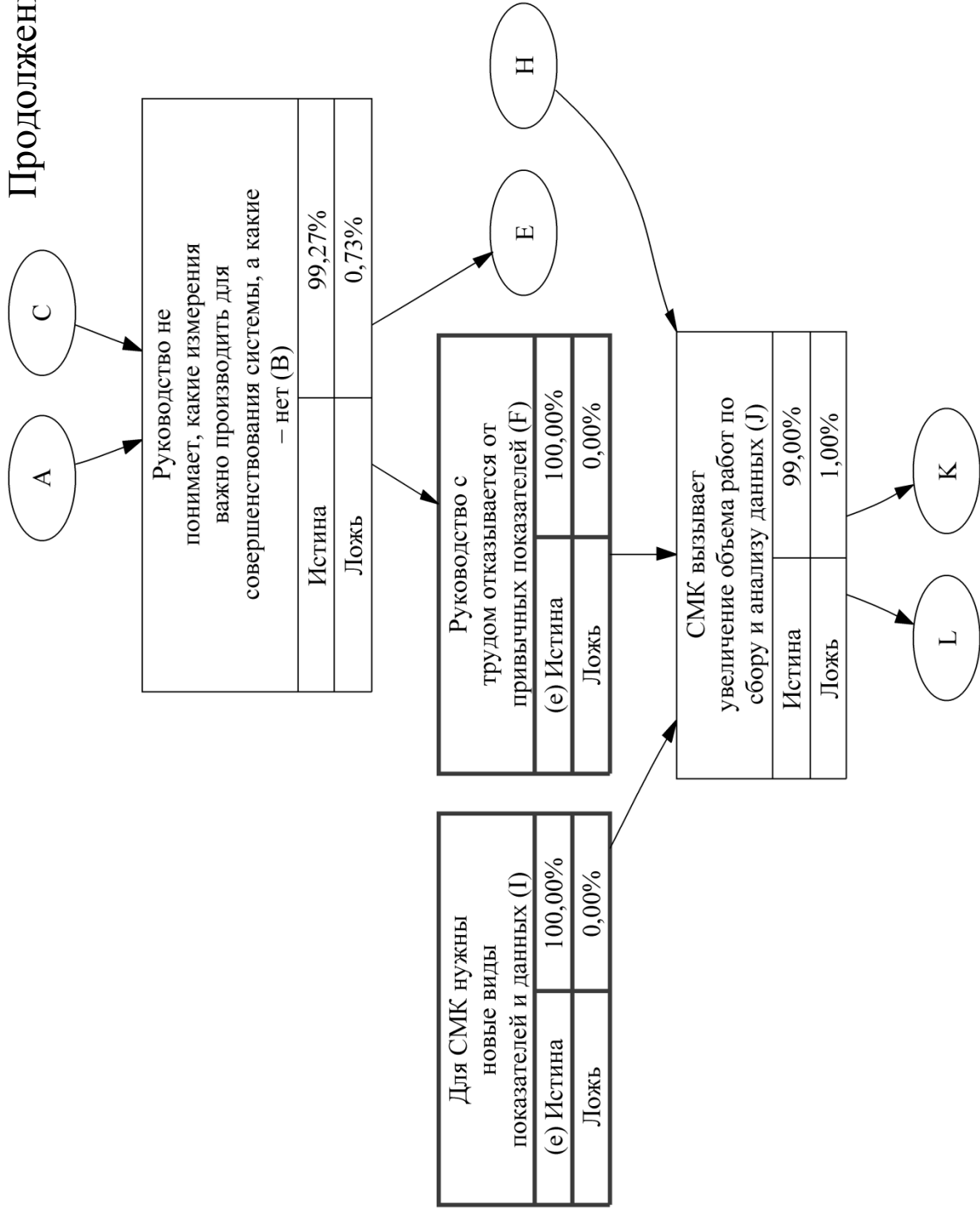


Рис.2. Результаты расчета запроса №2

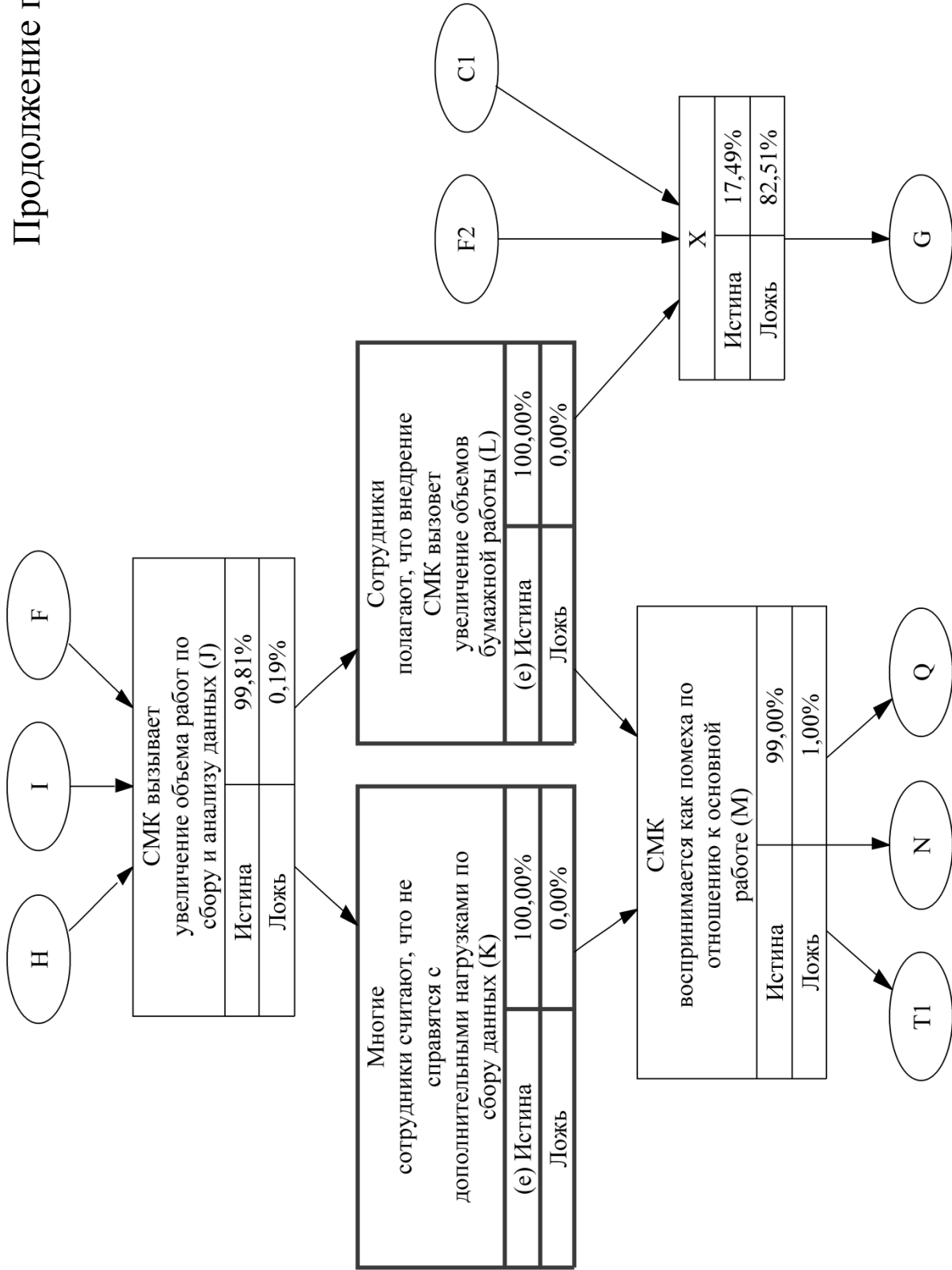


Рис.3. Результаты расчета запроса №3

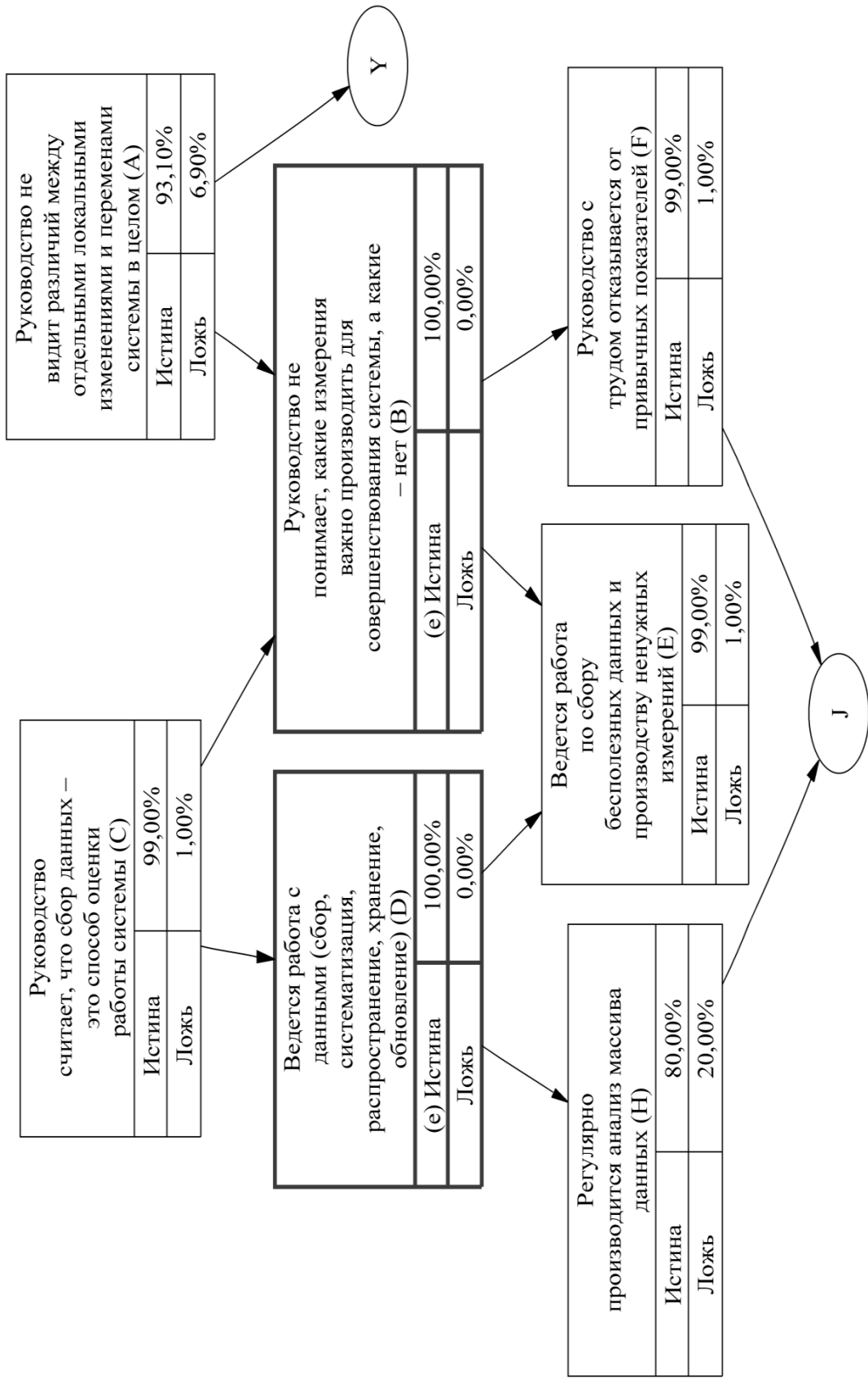


Рис.4. Результаты расчета запроса №4

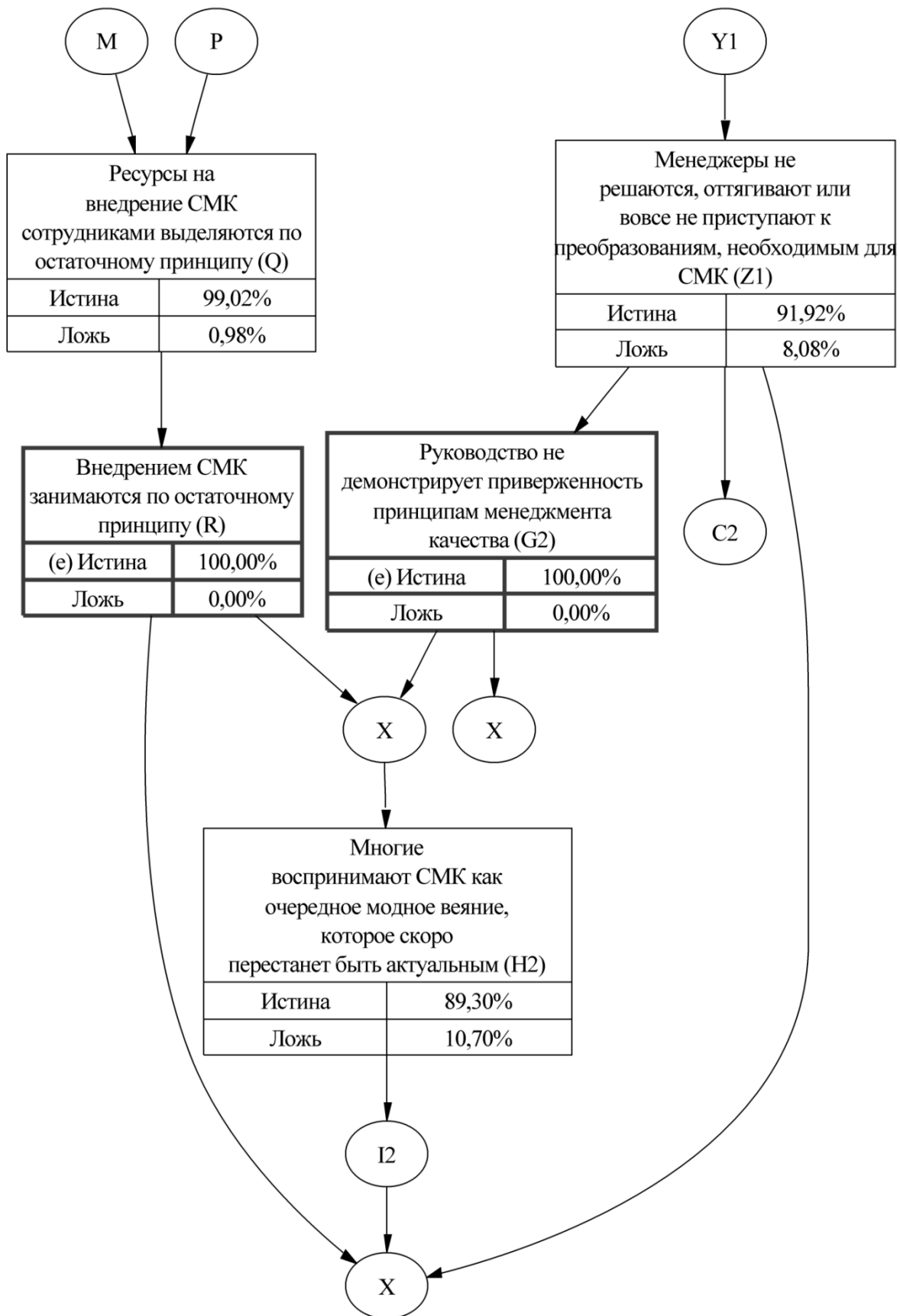


Рис.5. Результаты расчета запроса №5

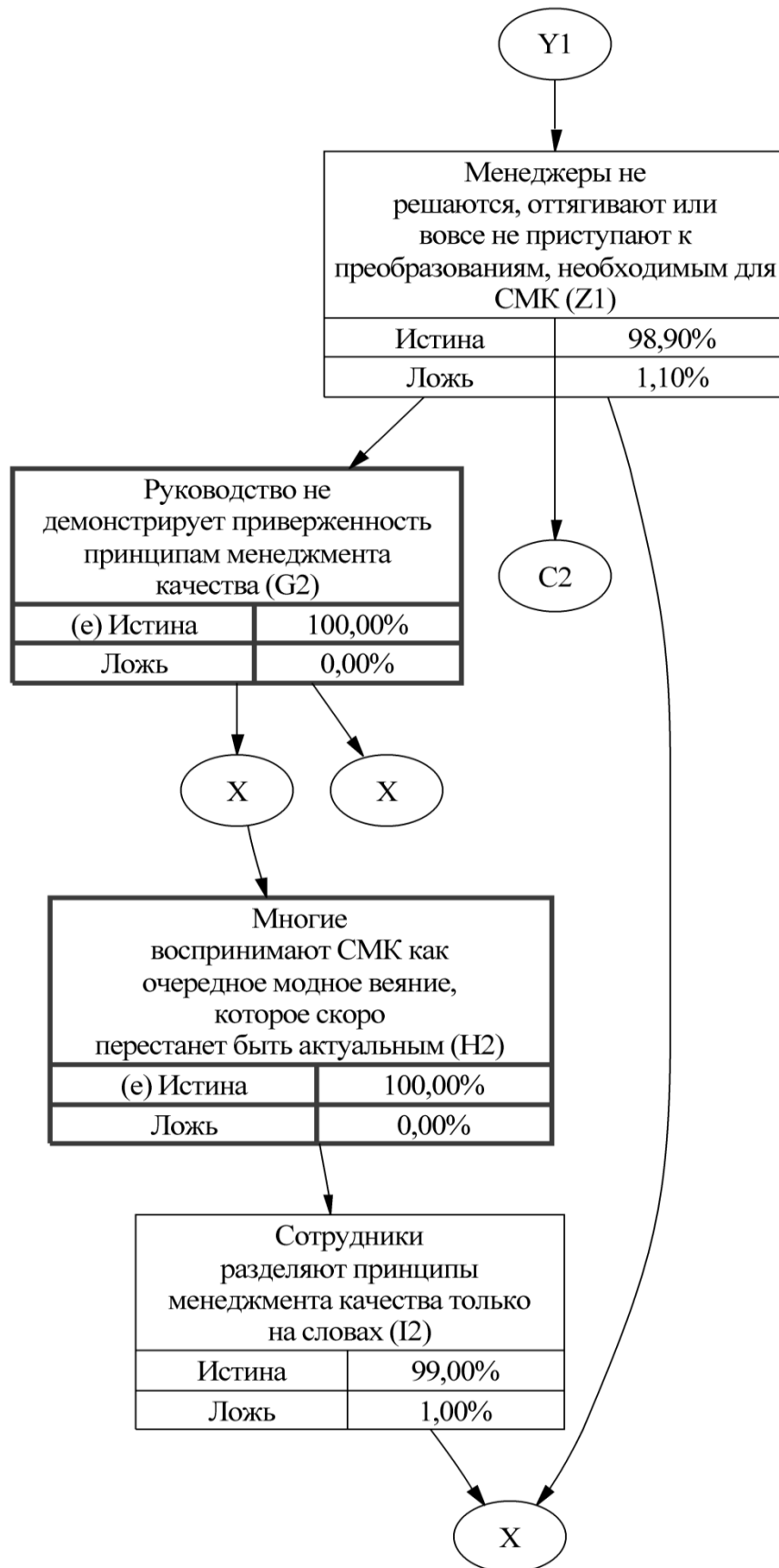


Рис.6. Результаты расчета запроса №6

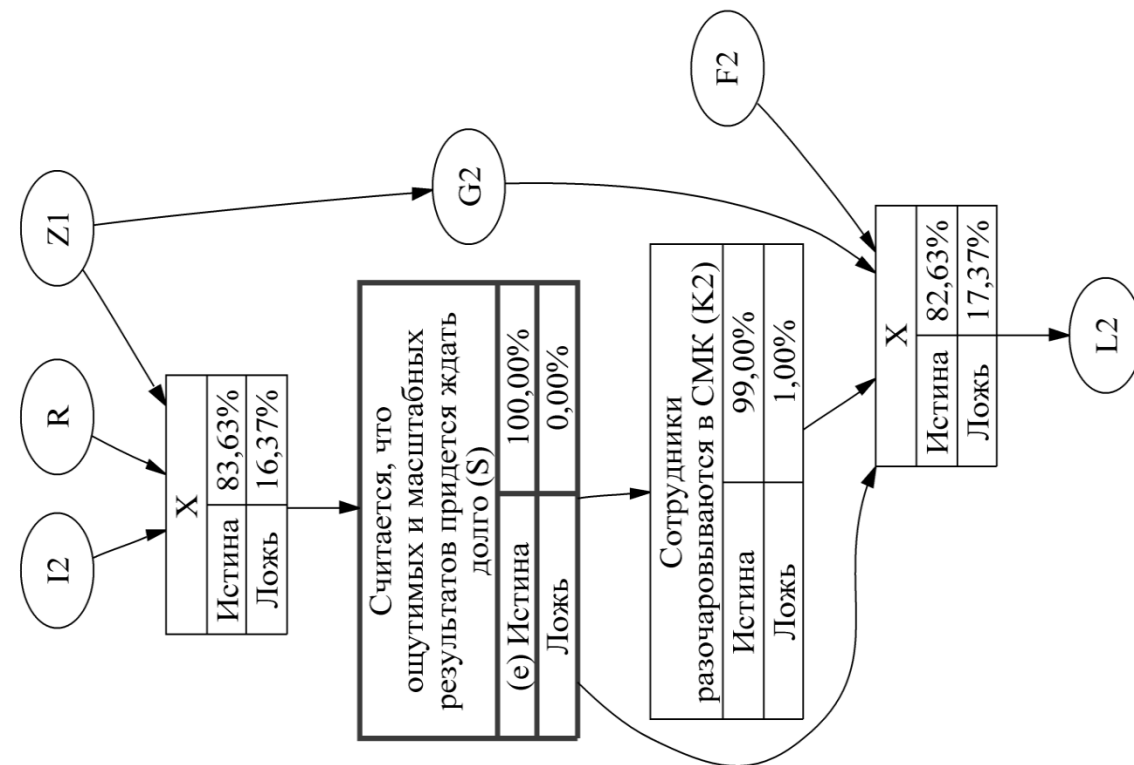


Рис. 7. Результаты расчета запроса №7

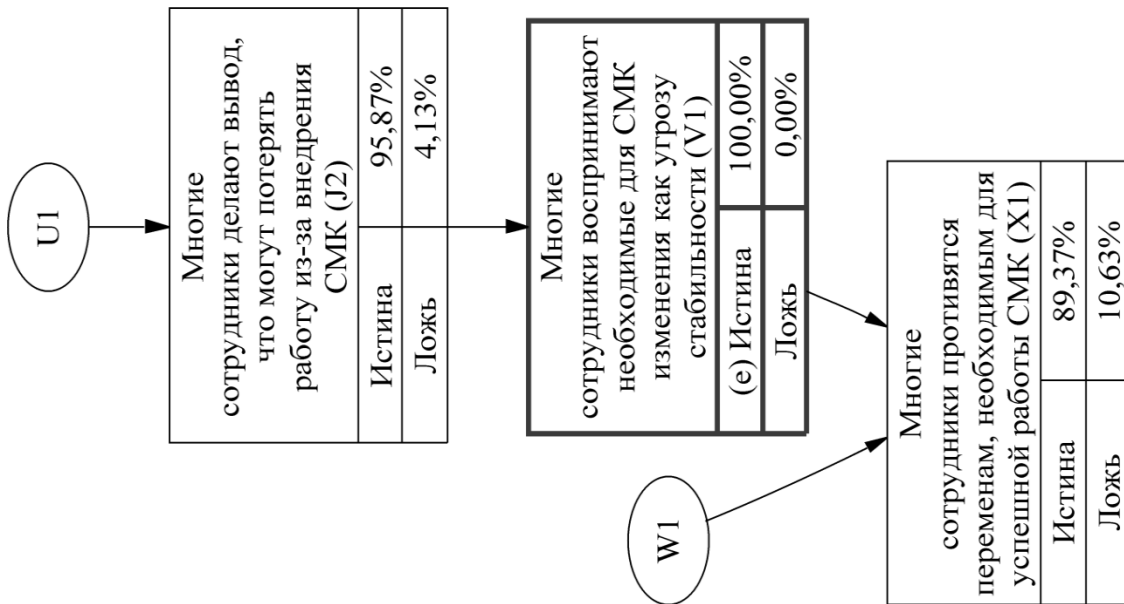


Рис.8. Результаты расчета запроса №8

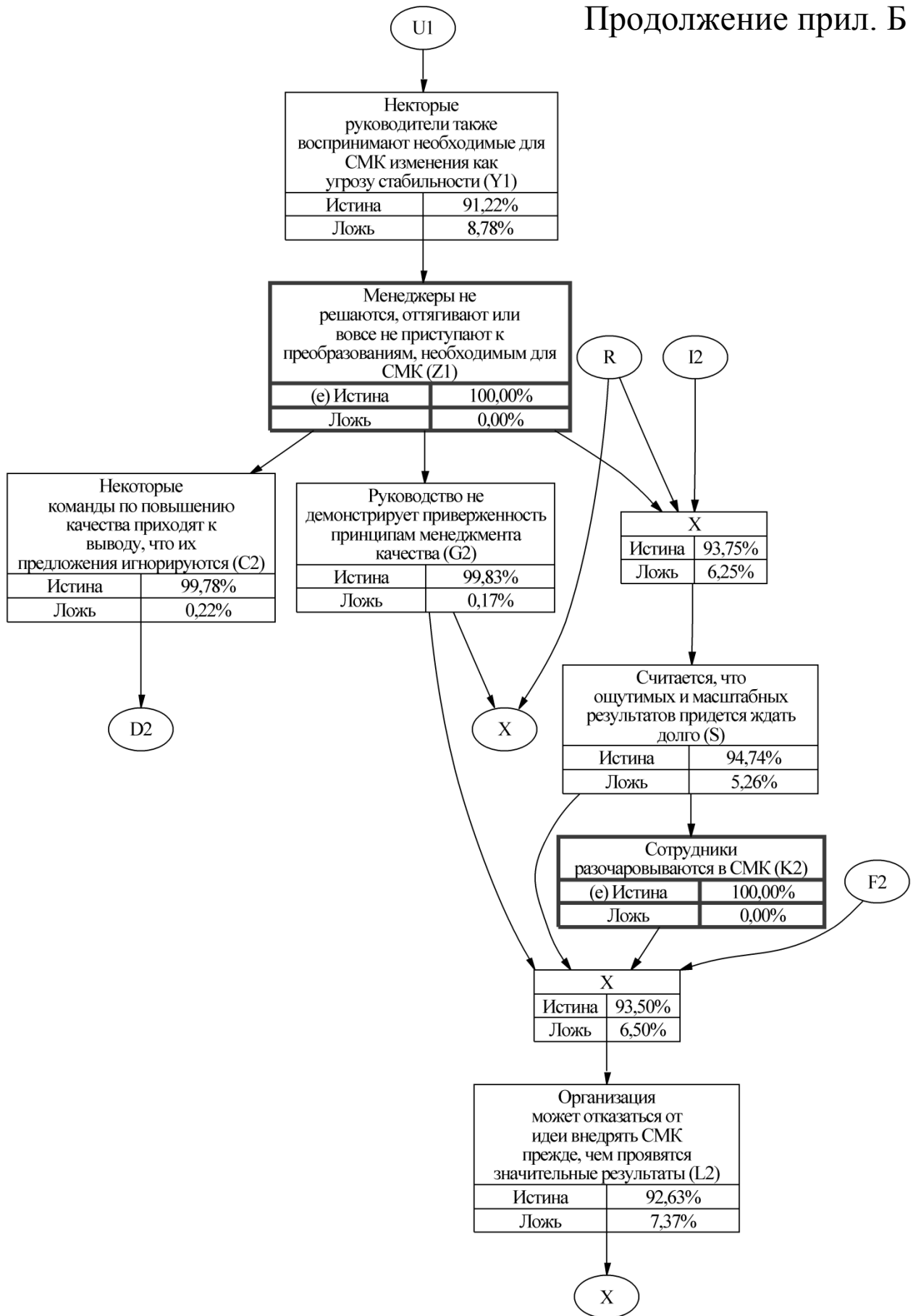


Рис.9. Результаты расчета запроса №9

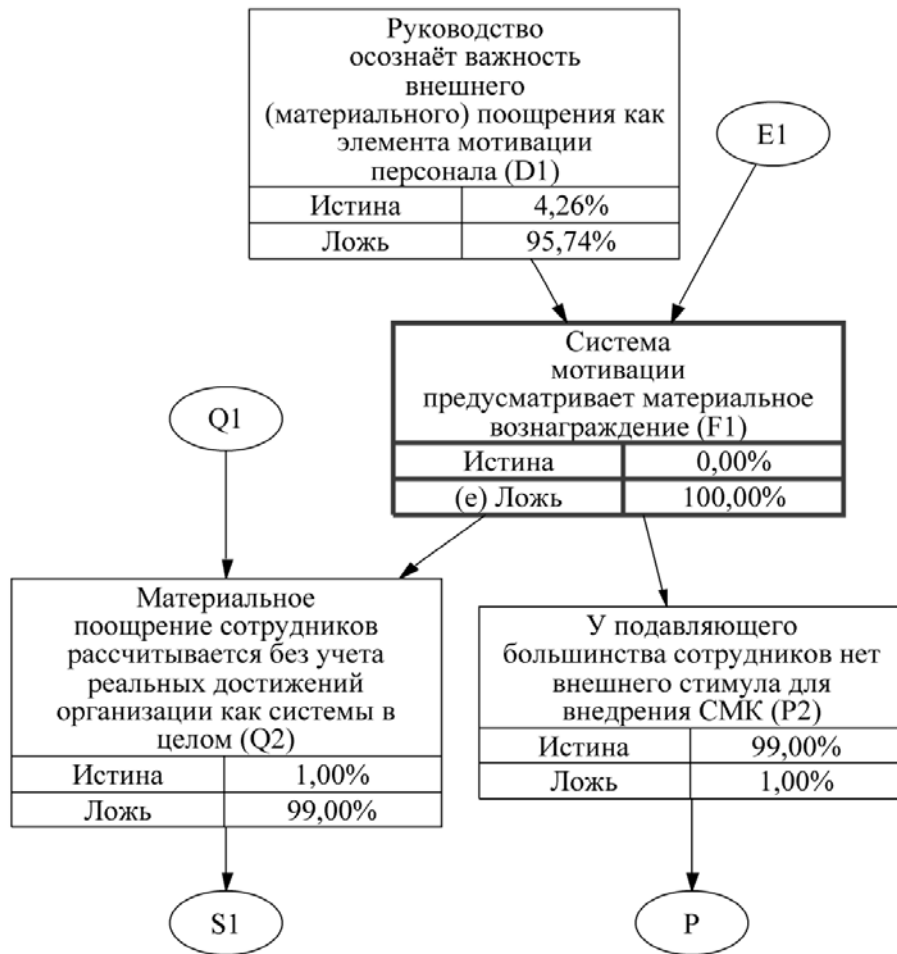


Рис.10. Результаты расчета запроса №10

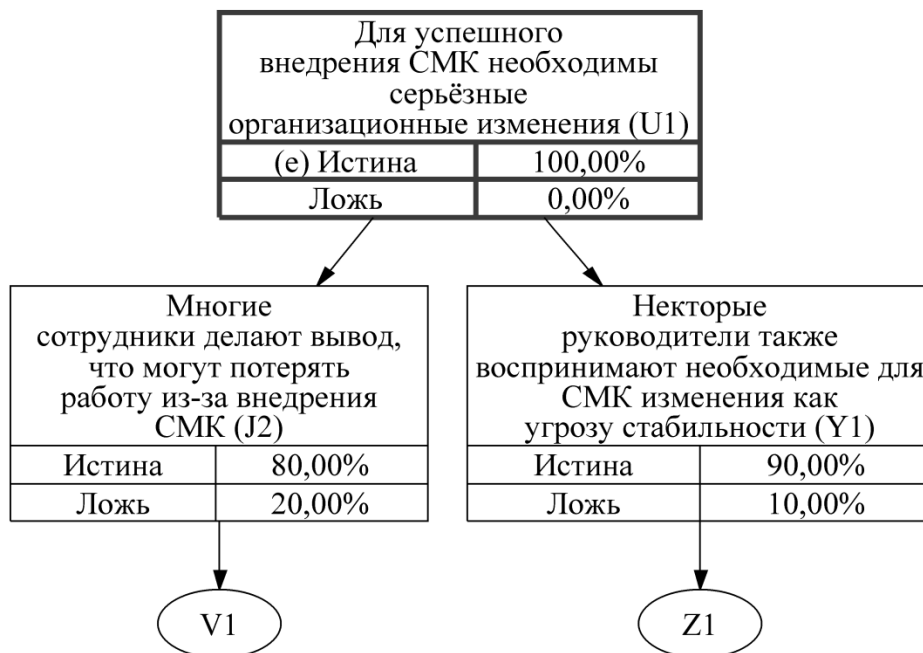


Рис.11. Результаты расчета запроса №11

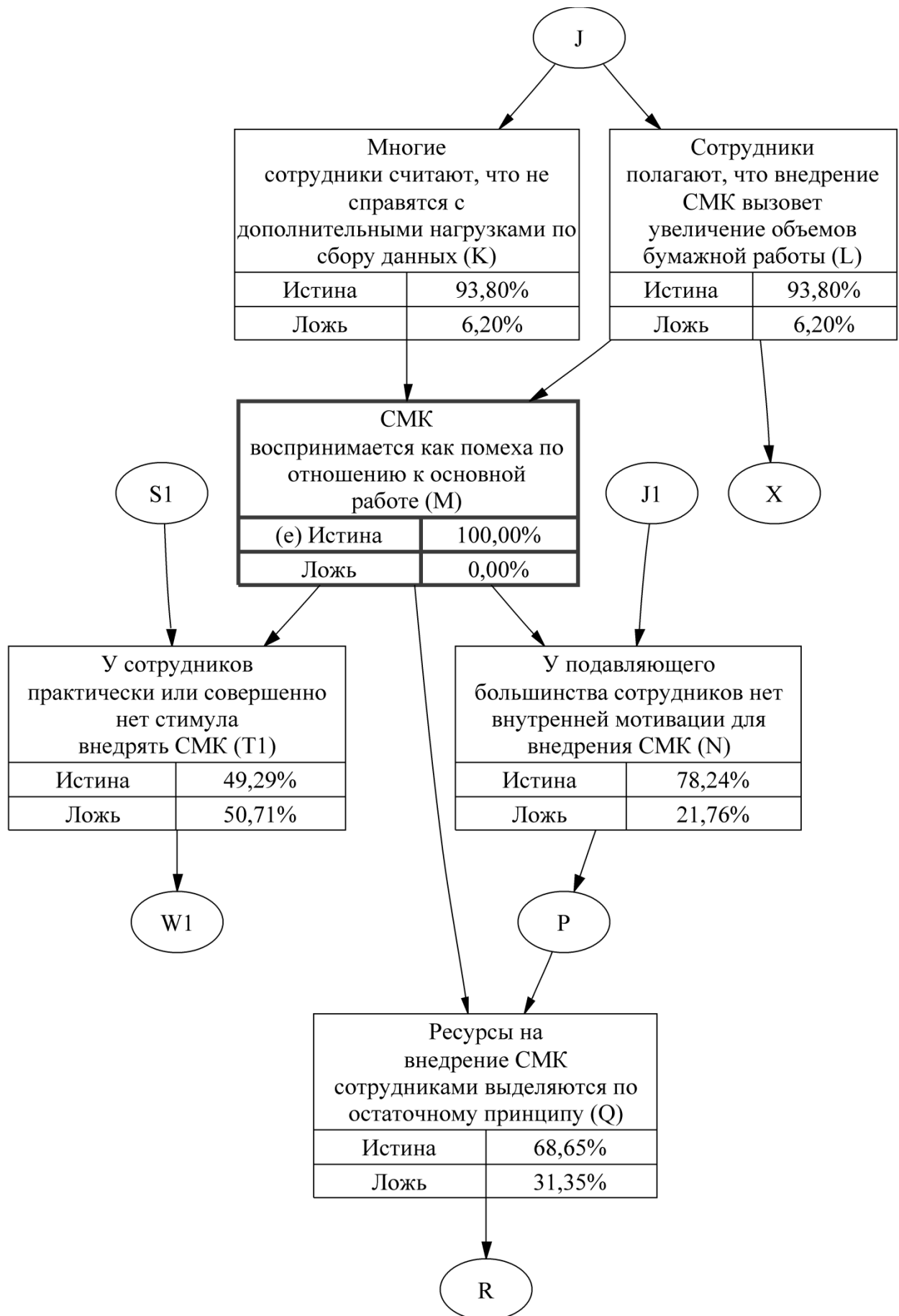


Рис.12. Результаты расчета запроса №12

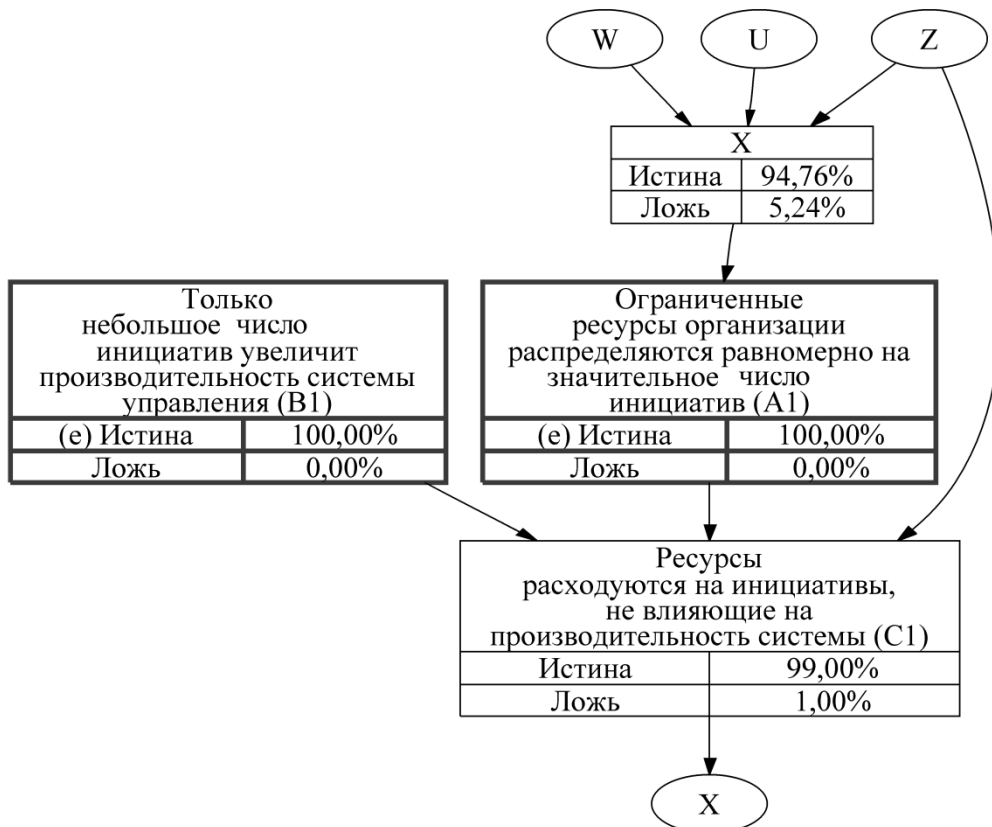


Рис.13. Результаты расчета запроса №13

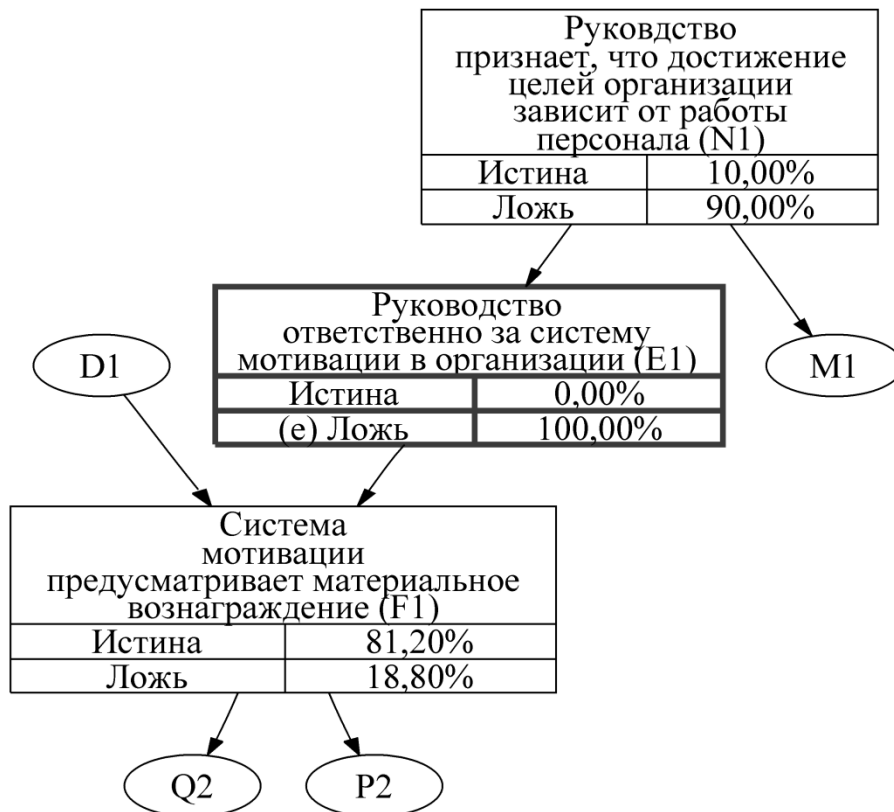


Рис.14. Результаты расчета запроса №14

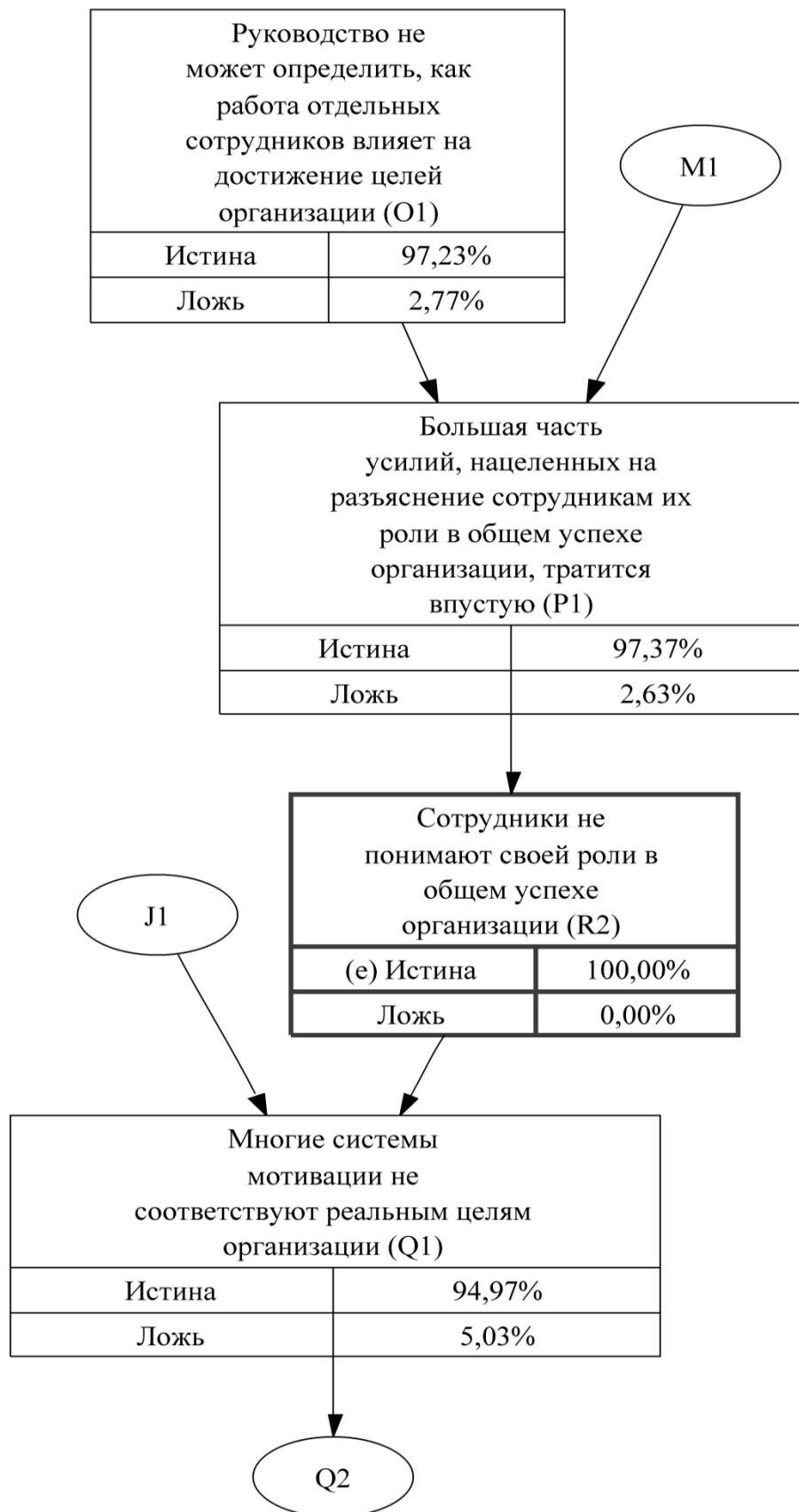


Рис.15. Результаты расчета запроса №15

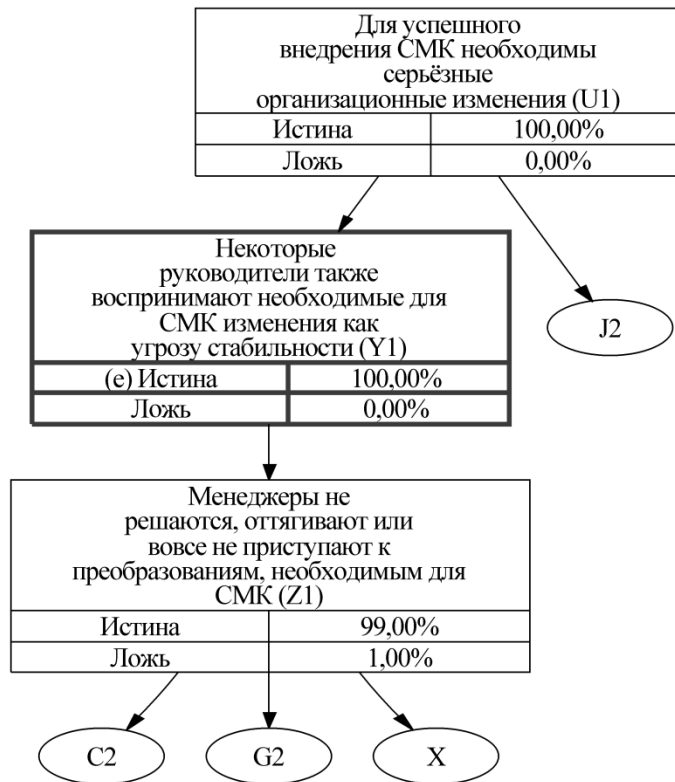


Рис.16. Результаты расчета запроса №16

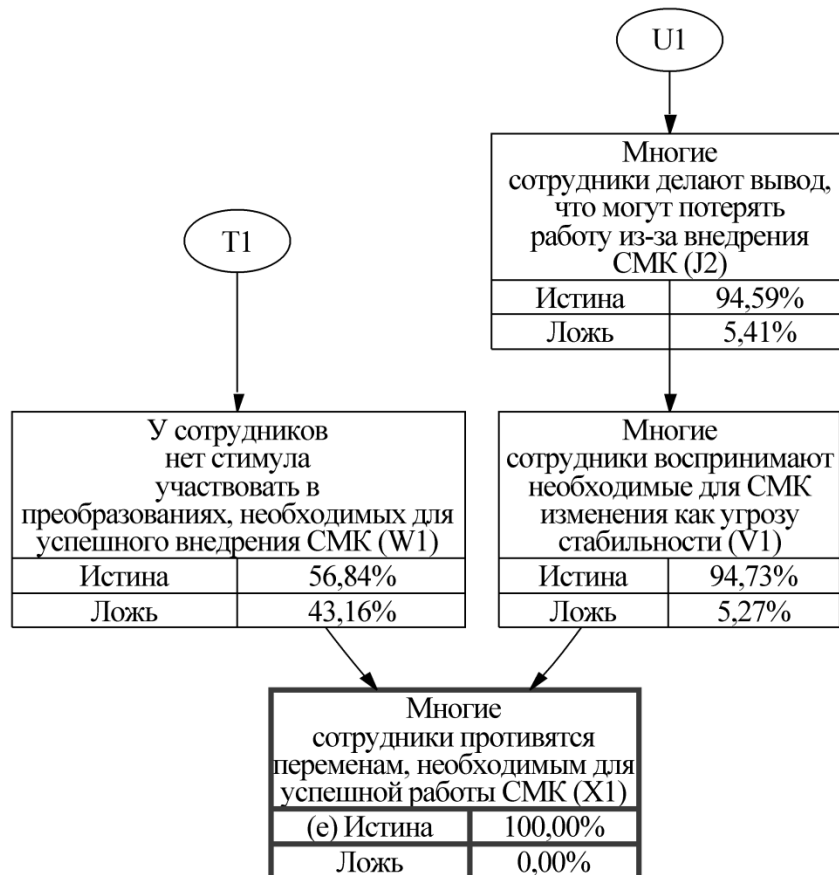


Рис.17. Результаты расчета запроса №17

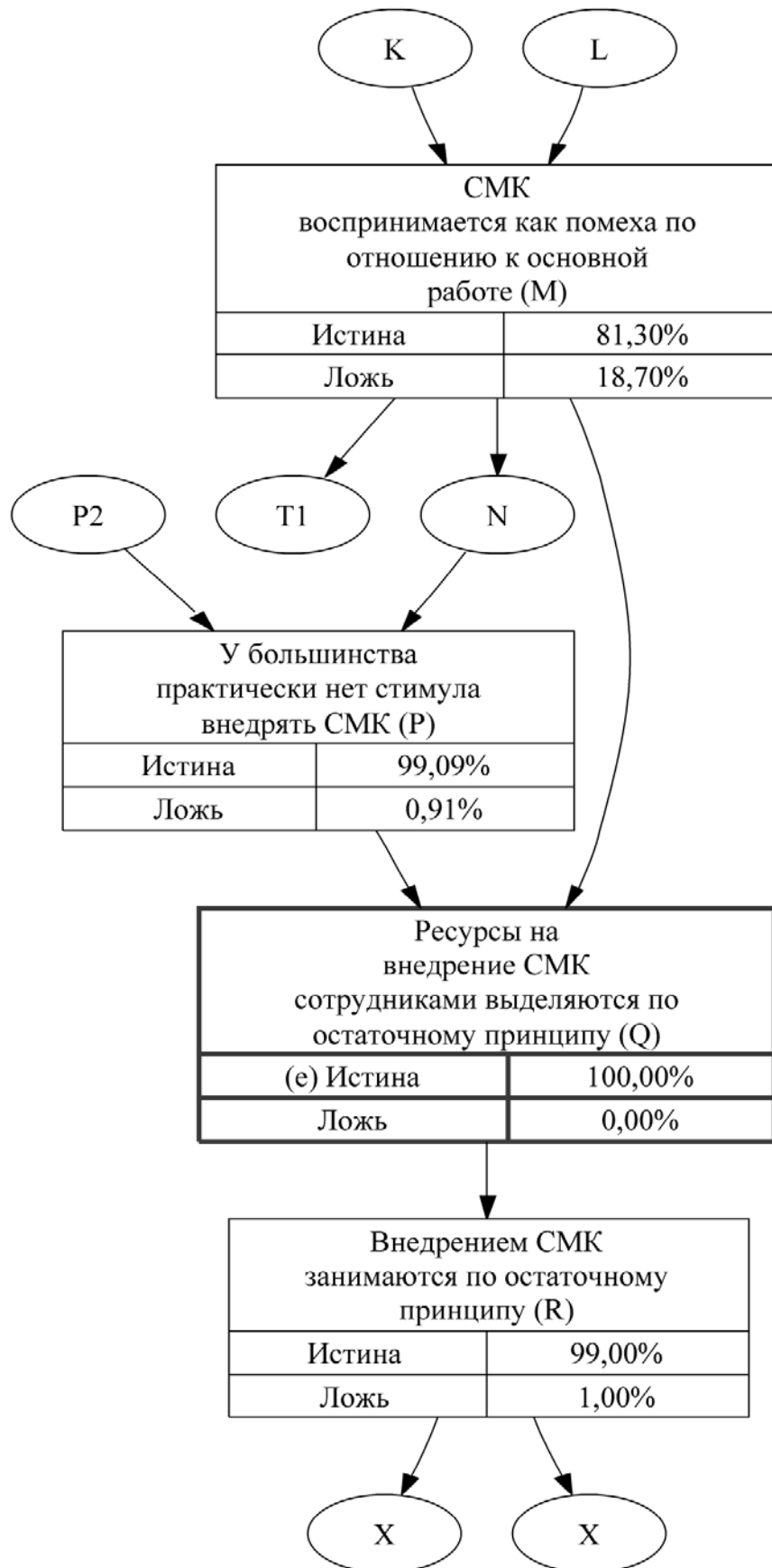


Рис.18. Результаты расчета запроса №18

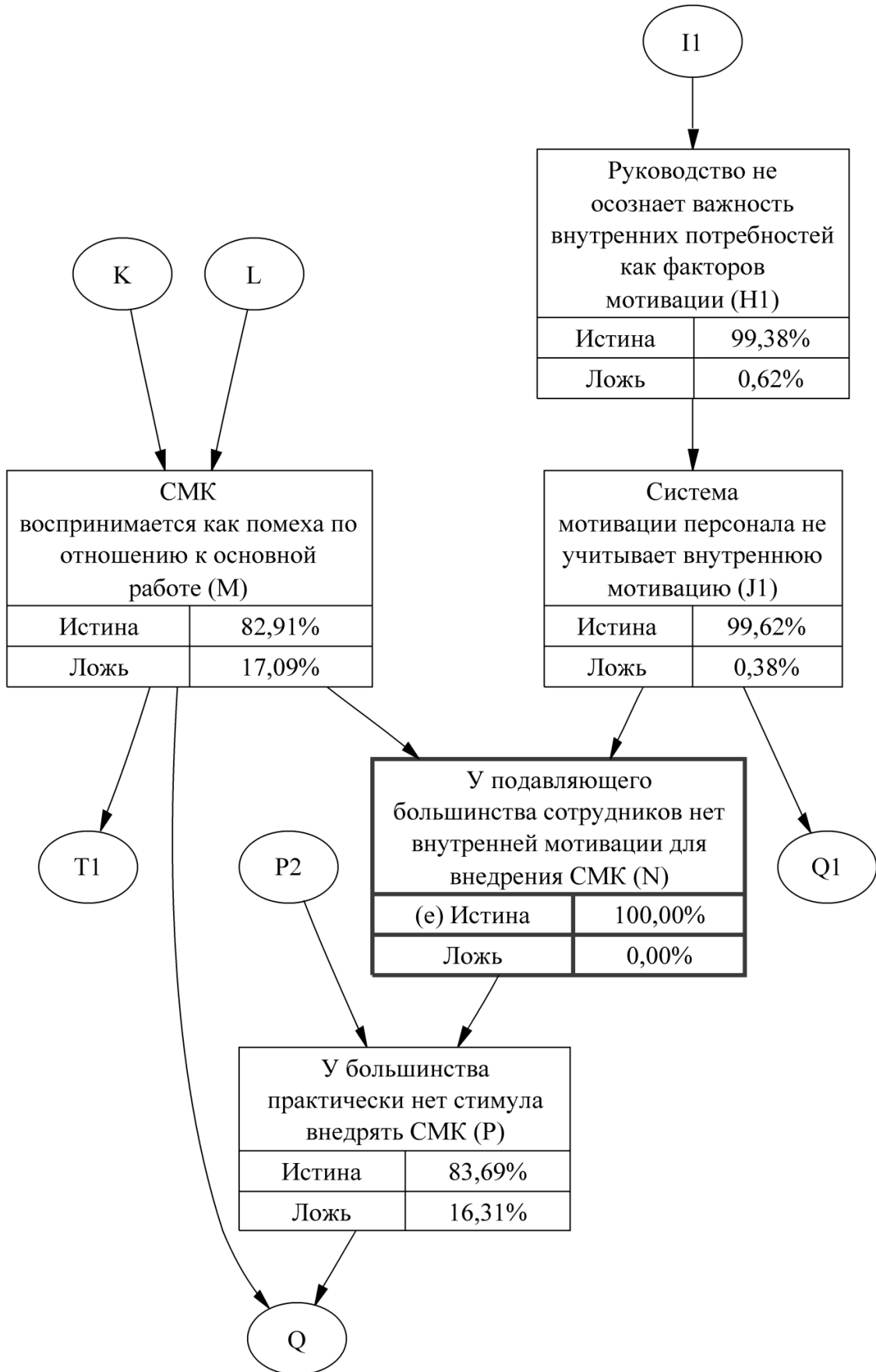


Рис.19. Результаты расчета запроса №19

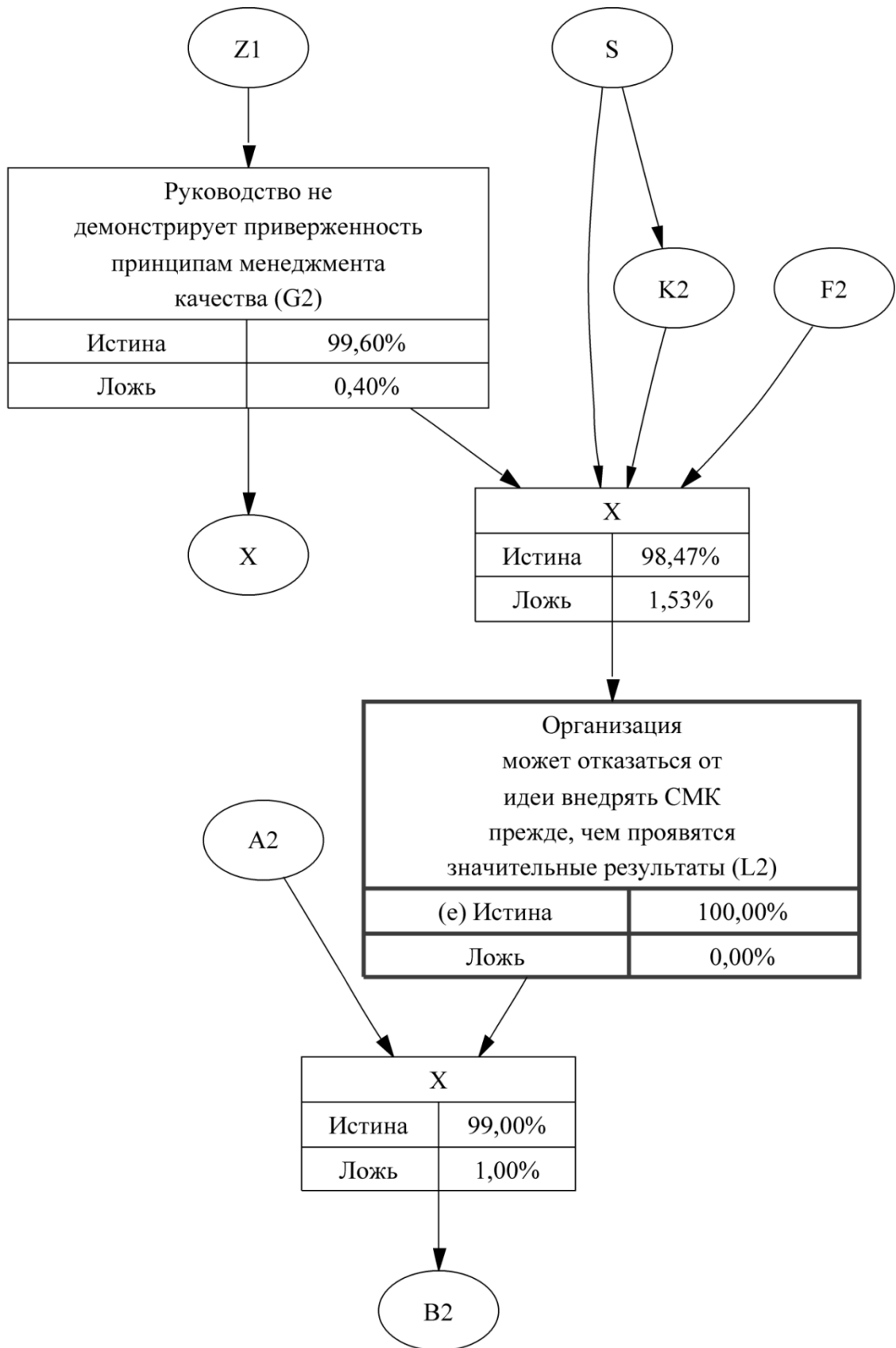


Рис.20. Результаты расчета запроса №20

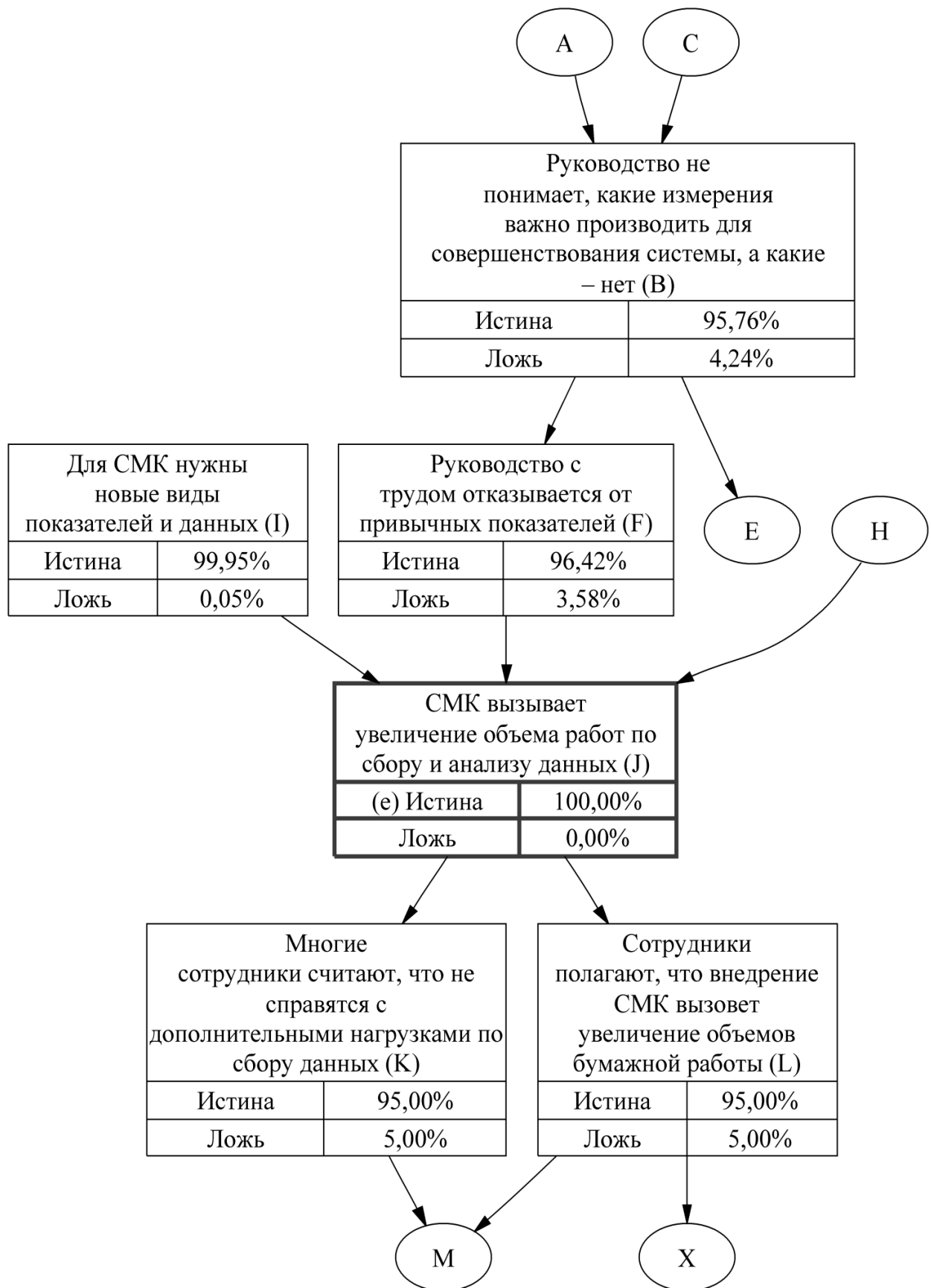


Рис.21. Результаты расчета запроса №21

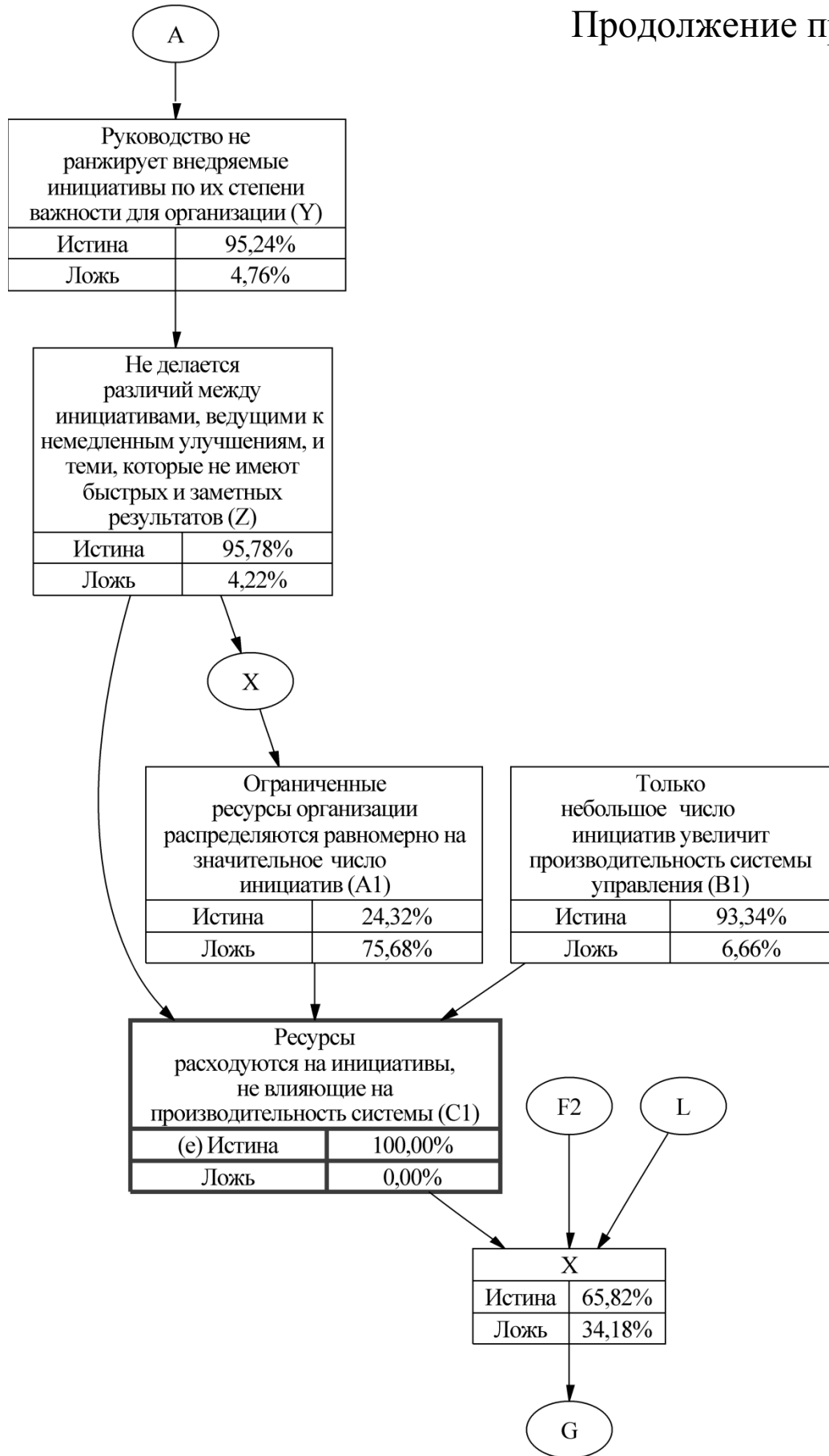


Рис.22. Результаты расчета запроса №22

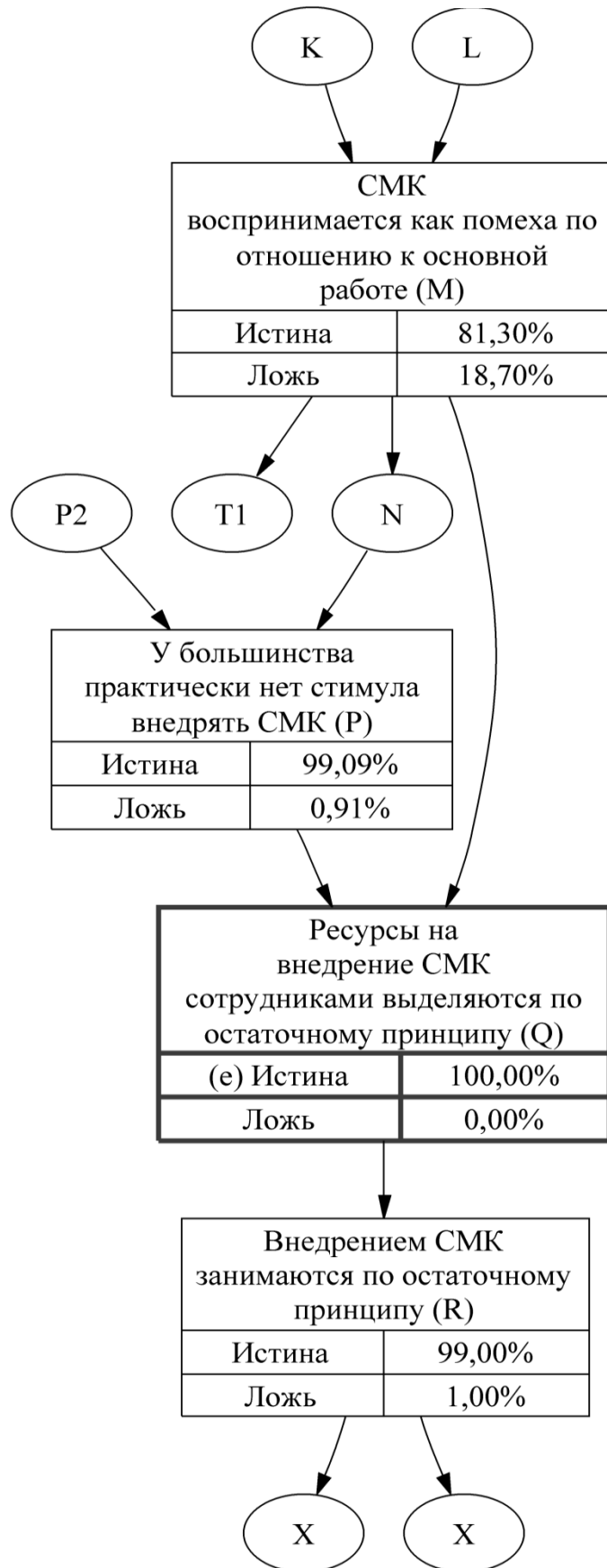


Рис.23. Результаты расчета запроса №23

Научное издание

СЕМЁН ВАСИЛЬЕВИЧ ЕШИН

**РАЗРАБОТКА И ВНЕДРЕНИЕ СИСТЕМ МЕНЕДЖМЕНТА
КАЧЕСТВА НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ
БАЙЕСОВСКИХ СЕТЕЙ**

Редактор издательства
Компьютерный набор

Т.И. Королева
С.В. Ешин

Темплан 2013 г., п. 4

Подписано в печать с оригинал-макета 06.03.13. Формат 60×84 1/16

Офсетная печать. Бумага офсетная. Печ. л. 16,50

Уч.-изд. л. 16,50. Тираж 500 экз. Заказ _____

Издательство Брянского государственного технического университета

241035, г. Брянск, ул. Институтская, д. 16, тел. 58-82-49

Лаборатория оперативной полиграфии БГТУ

241035, г. Брянск, ул. Институтская, д. 16

