



*Российская Академия Наук*

ISSN 0005-2310 (Print)  
ISSN 2413-9777 (Online)

**А  
Т  
ВТОМАТИКА  
И ДАЛЕКОМЕХАНИКА  
AUTOMATION AND REMOTE CONTROL**

Журнал основан в 1936 году  
Выходит 12 раз в год

**5**

**М А Й**

**Москва**

**2026**

Учредители журнала:

Отделение энергетики, машиностроения, механики и процессов управления РАН,  
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН (ИПУ РАН),  
Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН (ИППИ РАН)

**Главный редактор:**

Галяев А.А.

**Заместители главного редактора:**

Рубинович Е.Я., Хлебников М.В.

**Ответственный секретарь:**

Самохин А.С.

**Редакционный совет:**

Васильев С.Н., Желтов С.Ю., Каляев И.А., Кузнецов О.П., Кулешов А.П.,  
Куржанский А.Б., Мартынюк А.А. (Украина), Пешехонов В.Г., Попков Ю.С.,  
Федосов Е.А., Черноусько Ф.Л.

**Редакционная коллегия:**

Алескеров Ф.Т., Арутюнов А.В., Бахтадзе Н.Н., Бобцов А.А., Виноградов Д.В.,  
Вишневский В.М., Воронцов К.В., Граничин О.Н., Жилиякова Н.Ю.,  
Каравай М.Ф., Кибзун А.И., Краснова С.А., Крищенко А.П., Кузнецов Н.В.,  
Кушнер А.Г., Лазарев А.А., Ляхов А.И., Маликов А.И., Матасов А.И.,  
Меерков С.М. (США), Мещеряков Р.В., Миллер Б.М., Михальский А.И.,  
Моржин О.В., Мунасыпов Р.А., Назин А.В., Немировский А.С. (США),  
Новиков Д.А., Олейников А.Я., Пакшин П.В., Пальчунов Д.Е.,  
Поляков А.Е. (Франция), Протасов В.Ю., Рапопорт Л.Б., Родионов И.В.,  
Сельвесюк Н.И., Соболевский А.Н., Степанов О.А., Филимонюк Л.Ю.,  
Фрадков А.Л., Хоров Е.М., Цыбаков А.Б. (Франция), Чеботарев П.Ю.,  
Чхартишвили А.Г., Щербаков П.С.

Адрес редакции: 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

Тел./факс: 8 (495) 198-17-20, доб. 1443

Электронная почта: [ait@pran.ru](mailto:ait@pran.ru), [redacsia@ipu.ru](mailto:redacsia@ipu.ru)

Сайт: <https://aitras.ru>

Зав. редакцией *Е.А. Мартехина*

Москва

ФГБУ «Издательство «Наука»

## Тематический выпуск<sup>1</sup>

© 2026 г. А.Ф. РЕЗЧИКОВ, чл.-корр. РАН (rw4cy@mail.ru),

О.И. ДРАНКО, д-р техн. наук (olegdranko@gmail.com)

(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва),

О.В. КУШНИКОВ (kushnikoff@iptmuran.ru)

(ФИЦ «Саратовский научный центр РАН»),

А.С. БОГОМОЛОВ, д-р техн. наук (alexbogomolov@ya.ru)

(ФИЦ «Саратовский научный центр РАН»;

ФГБОУ ВО «Саратовский национальный исследовательский  
государственный университет им. Н.Г. Чернышевского»),

А.А. ДНЕКЕШЕВ (dnekeshev1991@gmail.com)

(ФИЦ «Саратовский научный центр РАН»),

И.А. СТЕПАНОВСКАЯ, канд. техн. наук (irstepan@ipu.ru)

(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

### МОДЕЛИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ЛИКВИДАЦИЕЙ ПОСЛЕДСТВИЙ КРИТИЧЕСКИХ СИТУАЦИЙ НА НЕФТЕПЕРЕРАБАТЫВАЮЩИХ И ХИМИЧЕСКИХ ПРЕДПРИЯТИЯХ

Статья посвящена разработке и применению системно-динамических моделей для управления процессом ликвидации аварийных ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях. Разработан комплекс гетерогенных моделей системной динамики, позволяющий осуществить управление предприятием по критерию, минимизирующему отклонение релевантных индикаторов безопасного функционирования от рекомендованных лицом принимающим решения (ЛПР) значений. Приведена постановка задачи управления процессом ликвидации аварийных ситуаций, представлена комплексная методология, включающая построение графов причинно-следственных связей, регрессионный анализ функциональных зависимостей, численное решение системы нелинейных дифференциальных уравнений, а также процедура коррекции системно-динамической модели. Комплекс моделей позволяет учитывать ключевые показатели безопасности, внешние факторы и нелинейные эффекты, обеспечивая высокую точность прогнозирования и анализа рисков. Полученные результаты могут быть использованы при разработке систем управления процессом ликвидации последствий аварийных ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях страны, а также в тренажерных системах объектового звена МЧС.

*Ключевые слова:* нефтеперерабатывающие, химические предприятия, системная динамика, системы управления, химически опасные вещества, критические ситуации, нелинейные дифференциальные уравнения, тренажерные системы.

DOI: 10.7868/S2413977726050015

<sup>1</sup> Статьи с 3 по 67 стр. являются окончанием тематического выпуска № 4, 2026.

## 1. Введение

В настоящее время в связи с развитием новых технологий и усложнением производственных процессов вопросы повышения безопасности функционирования нефтеперерабатывающих предприятий становятся одной из приоритетных задач. Аварии на таких предприятиях могут привести к серьезным последствиям для здоровья людей, окружающей среды и экономики, что делает вопросы повышения уровня промышленной безопасности нефтеперерабатывающих заводов (НПЗ) весьма актуальными (см. рис. 1).

Промышленная безопасность на нефтеперерабатывающих предприятиях – важнейший аспект, определяющий устойчивость производства, предотвращение аварий и снижение экономических и экологических последствий возможных инцидентов. В последние десятилетия различные исследователи изучают методы оценки и управления рисками на таких предприятиях, применяя как традиционные статистические методы, так и современные подходы, включающие машинное обучение и интеллектуальный анализ данных. Анализ существующей литературы позволяет выделить несколько основных направлений исследований в области безопасности нефтеперерабатывающих предприятий, включая количественную оценку рисков, моделирование аварийных ситуаций, прогнозирование отказов оборудования и анализ исторических данных об авариях.

Одним из эффективных методов оценки рисков является анализ дерева отказов (Fault Tree Analysis, FTA), который используется для изучения возможных сценариев отказов оборудования и их последствий. В [2] рассматривается применение метода нечеткого анализа дерева отказов (Fuzzy Fault Tree Analysis, FFTA) для оценки рисков возникновения пожаров и взрывов в резервуарах для хранения нефти. Авторы отмечают, что традиционные методы количественного анализа рисков предполагают наличие точных данных о вероятности отказов различных элементов системы, однако на практике такие данные могут быть неполными или неточными из-за недостаточной



Рис. 1. Состояние Ачинского НПЗ после пожара [1].

статистической информации. В данной работе предложена комбинированная методика, сочетающая традиционный анализ дерева отказов с теорией нечетких множеств, что позволяет учитывать неопределенности при оценке вероятности аварий.

Исторический анализ аварий также играет важную роль в разработке методов предотвращения инцидентов. В [3] проведен детальный анализ 44 аварий на НПЗ в Скикде (Алжир) за период с 2002 по 2013 гг. Авторы рассмотрели различные инциденты, включая пожары, взрывы и утечки токсичных веществ, и выявили ключевые факторы, способствующие возникновению аварий. На основе анализа данных было установлено, что значительная часть аварий была вызвана отказами оборудования, обусловленными устаревшей инфраструктурой и недостаточным техническим обслуживанием.

Другим важным аспектом обеспечения безопасности на нефтехимических предприятиях является анализ рисков пожаров и взрывов. В [4] рассматриваются методы оценки и моделирования рисков, связанных с пожарами и взрывами на нефтехимических объектах. В исследовании используется комплексный подход, включающий методику HAZID для идентификации опасностей, индекс пожарной и взрывной опасности Dow's Fire & Explosion Index (DOW's F&EI) для количественной оценки рисков, а также программное моделирование аварийных ситуаций с применением Process Hazard Analysis Software Tool (PHASt).

Прогнозирование отказов оборудования является еще одним важным направлением исследований в области промышленной безопасности. В [5] предложена методология прогнозирования отказов трубопроводов на основе методов машинного обучения. Авторы используют три модели – многослойную перцептронную нейронную сеть (MLP), радиально-базисную функцию нейронной сети (RBF) и мультиномиальную логистическую регрессию (MNL) – для анализа исторических данных о повреждениях трубопроводов.

Современные технологии обработки текстовой информации также находят применение в области промышленной безопасности. В [6] предложена система автоматизированного анализа рисков НПЗ на основе обработки естественного языка (NLP) и модели Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT).

Управление надежностью оборудования и планирование технического обслуживания также играют важную роль в обеспечении промышленной безопасности. В [7] представлена методология Risk-Based Inspection and Maintenance (RBI&M), включающая шесть этапов: идентификацию области применения, функциональный анализ, оценку риска, его количественное выражение, планирование мероприятий и реализацию работ.

Особое внимание уделяется изучению эффекта домино – эскалации аварийных ситуаций из-за первичного происшествия. В [8] проведен детальный анализ методов оценки домино-эффекта на промышленных объектах за последние 30 лет.

Таким образом, современные исследования в области промышленной безопасности демонстрируют широкий спектр методов оценки и управления рисками, от классических вероятностных моделей до интеллектуального анализа данных. Комплексное применение этих подходов позволяет значительно повысить безопасность нефтеперерабатывающих предприятий, снижая вероятность возникновения аварийных ситуаций и уменьшая их последствия.

Многие исследователи и инженеры занимаются созданием инновационных решений для снижения рисков и повышения надежности производственных процессов. Разработанные системы и методы, включая контрольные и диагностические средства, проходят тщательную проверку и демонстрируют высокую эффективность на практике.

Тем не менее, несмотря на многолетние исследования и достигнутые результаты, существующие модели и методы не всегда позволяют учитывать сложную систему взаимосвязей между внутренними и внешними факторами, влияющими на безопасность процессов, что может негативно сказываться на их надежности. Данное обстоятельство делает целесообразным применение математического аппарата системной динамики для повышения безопасности функционирования нефтеперерабатывающих предприятий.

Системная динамика представляет собой метод компьютерного моделирования и анализа сложных систем, позволяющий изучать их поведение во времени под воздействием различных факторов. Этот подход основан на использовании дифференциальных уравнений и обратных связей, чтобы описать взаимосвязи между элементами системы.

Исторически системная динамика была разработана Дж. Форрестером и его коллегами в середине XX в. для анализа промышленных и социальных систем [9].

В настоящее время она применяется в разнообразных областях, включая производство, управление аварийными ситуациями, здравоохранение, анализ природных катастроф и многое другое. В производстве она используется для оптимизации процессов, повышения эффективности работы оборудования и управления ресурсами, что позволяет минимизировать издержки и прогнозировать возможные сбои.

В области управления аварийными ситуациями системная динамика помогает моделировать развитие событий, оценивать последствия техногенных катастроф и разрабатывать эффективные планы реагирования, что существенно повышает уровень безопасности. В здравоохранении она находит применение в диагностике, планировании лечения и управлении ресурсами, а также в борьбе с эпидемиями, где модели прогнозируют распространение инфекций и оценивают эффективность профилактических мер.

Кроме того, системная динамика активно используется для анализа и управления последствиями стихийных бедствий, таких как наводнения, позволяя разрабатывать стратегии минимизации ущерба и восстановления инфраструктуры. Этот подход незаменим в ситуациях, где необходимо учиты-

вать множество взаимосвязанных факторов и прогнозировать развитие сложных систем.

Как показано в [10], данный подход позволяет учитывать нелинейные взаимодействия, обратные связи и временные задержки, которые характерны для промышленных систем. Авторы провели анализ 63 исследований, в которых системная динамика применялась для оценки внешних факторов, организационных воздействий и внутренних причин аварий.

В случае с нефтеперерабатывающей отраслью классическим примером является анализ аварии в Бхопале, где системная динамика использовалась для построения моделей, описывающих влияние человеческого фактора, технических неисправностей и организационных решений на безопасность функционирования химического предприятия Union Carbide [11]. В работе рассматривались причинно-следственные связи между ключевыми переменными, влияющими на безопасность функционирования, такими как отказ оборудования, ошибки оператора и недостаточное техническое обслуживание.

В [12] подчеркиваются основные недостатки традиционных методов, включая их ограниченность в моделировании нелинейных процессов и временных задержек. Авторы анализируют применение системной динамики в контексте анализа рисков для нефтеперерабатывающей отрасли. Они также выделяют необходимость интеграции этой методологии в процесс принятия решений, что позволяет лучше прогнозировать аварийные ситуации и повышать устойчивость к критическим ситуациям в процессе функционирования нефтеперерабатывающего предприятия. В данном исследовании представлена модель действий населения при аварии на химически опасном объекте с учетом уровня информированности персонала предприятия.

В [13] представлена системно-динамическая модель, используемая в системе управления процессами информирования населения в условиях чрезвычайных ситуаций на нефтеперерабатывающих предприятиях. Авторы разработали потоко-уровневую модель, которая анализирует влияние частоты рассылки сообщений и качества информации на поведение людей при химических авариях.

Данная статья посвящена разработке новых системно-динамических моделей, предназначенных для использования при управлении процессом ликвидации аварийных ситуаций на нефтеперерабатывающих предприятиях. Эти модели позволяют комплексно оценивать возможные факторы риска, которые могут привести к нарушению нормального хода технологических процессов, своевременно предпринимать необходимые меры для предотвращения аварийных ситуаций и уменьшить ущерб от их возникновения.

## 2. Постановка задачи

Разработать математические модели и методы для управления процессом ликвидации аварийных ситуаций нефтеперерабатывающего предприятия по критерию эффективности, позволяющему на временном интервале  $t \in [t_0; t_N]$

определить управляющие воздействия в виде плана мероприятий  $p(t) \in P$  и минимизировать при допустимых значениях возмущений среды  $\mathbf{R}(t) \in \mathbf{R}$  целевую функцию

$$(1) \quad Z(p(t)) = \int_{t_0}^{t_N} \sum_{i=1}^n (K_i^* - K_i(t, \mathbf{R}(t), p(t)))^2 \gamma_i dt \rightarrow \min$$

при ограничениях:

$$(2) \quad \frac{dK_i(t, \mathbf{R}(t), p(t))}{dt} = f_i(t, K_1(t), \dots, K_n(t), \mathbf{R}(t), p(t)), \quad i = \overline{1, n},$$

$$K_i(t_0) = K_{i0}, \quad i = \overline{1, n},$$

$$t > 0, \quad K_i > 0, \quad i = \overline{1, n},$$

$$(3) \quad K_i^{\min} \leq K_i(t, p(t)) \leq K_i^{\max}, \quad i = \overline{1, n}$$

и граничных условиях:

$$F_i^{t_0}(K, K', p) = 0, \quad F_j^{t_N}(K, K', p) = 0, \quad i = \overline{1, k_1}, \quad j = \overline{1, k_2}$$

( $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, n}$  и  $K_i^*$  – релевантные показатели эффективности ликвидации критической ситуации и их рекомендованные ЛППР значения соответственно;  $\gamma_i$  – весовой коэффициент  $i$ -го показателя;  $K_i^{\min}$ ,  $K_i^{\max}$  – минимальное и максимальное значения показателя эффективности ликвидации аварийной ситуации).

Разработать математические модели и алгоритмы для прогнозирования на временном интервале  $[t_0; t_N]$  изменений релевантных показателей эффективности ликвидации аварийной ситуации  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, n}$  с целью определения таких моментов времени  $t_j \in [t_0; t_N]$ ,  $j = \overline{1, m}$ , когда они выходят за пределы рекомендованных ЛППР значений  $K_i^*$ .

### 3. Математическая модель

Для решения задачи (1)–(3) целесообразным является использование системно-динамического подхода и метода системной динамики [5, 9, 12, 13, 16–19]. В рамках этого подхода разработан комплекс взаимосвязанных математических моделей, построение которых предусматривает выполнение следующих этапов:

1. Выбор входных переменных модели, влияющих на безопасность работы нефтеперерабатывающих и химических предприятий согласно [14, 15].

2. Разработка графа причинно-следственных связей между переменными системы и внешними воздействиями.

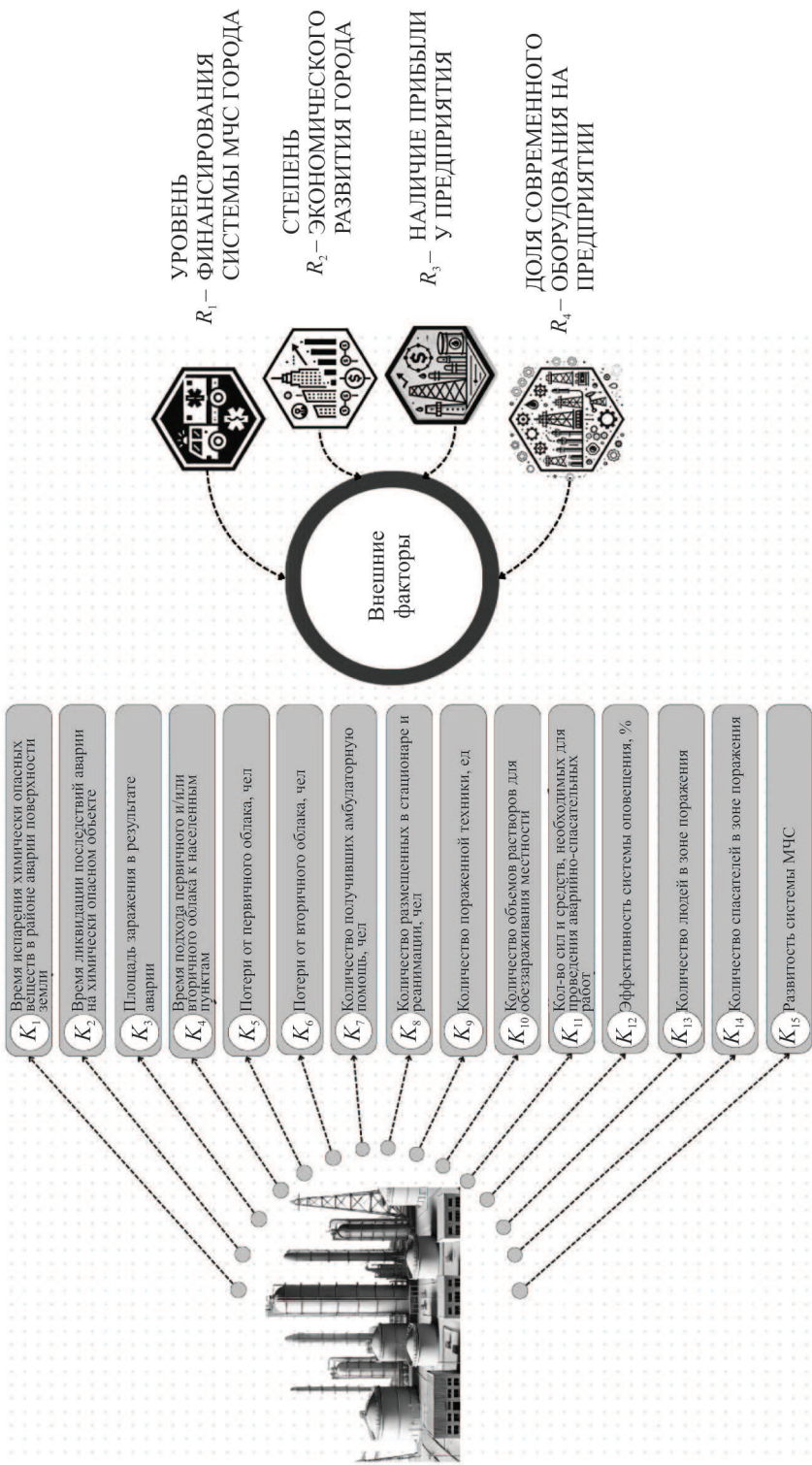


Рис. 2. Входные переменные модели.

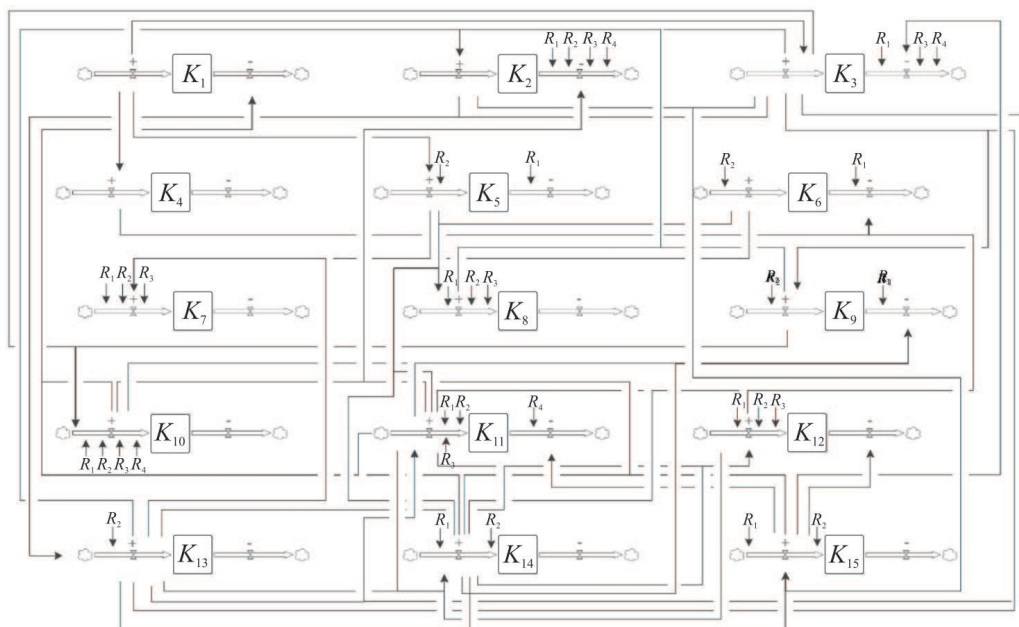


Рис. 3. Граф причинно-следственных связей.

3. Построение системы уравнений системной динамики в общем виде, решение которой позволит прогнозировать значение переменных, связанных с безопасностью функционирования нефтеперерабатывающего предприятия на различных временных интервалах.

4. Определение функциональных зависимостей между переменными модели с помощью аппарата регрессионного анализа.

5. Решение системы нелинейных дифференциальных уравнений численным методом.

6. При необходимости коррекция математической модели для достижения требуемой точности вычислений.

**Выбор входных переменных.** Оценка безопасности работы нефтеперерабатывающих и химических предприятий определяется в соответствии с требованиями федерального закона «О защите населения и территорий от чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера» [14] и ГОСТ Р 22.1.10-2002 «Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Мониторинг химически опасных объектов» [15].

**Граф причинно-следственных связей между переменными системы и внешними воздействиями.** Граф причинно-следственных связей построен по методике, разработанной в [16–21, 25] (см. рис. 3).

**Построение системы уравнений системной динамики в общем виде.** Ниже приведена часть системы дифференциальных уравнений (4), описывающих изменение переменных  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, n}$  во времени с учетом существующих



сложных системах. Кроме того, такие полиномы могут быть хорошо интерпретированы с точки зрения физического смысла, что делает их удобным инструментом для анализа и представления результатов.

**Решение системы нелинейных дифференциальных уравнений.** Решается система (5), полученная после подстановки в (4) зависимостей  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$ , определенных на предыдущем этапе разработки модели

$$(5) \left\{ \begin{array}{l} \frac{dK_1(t)}{dt} = -(0,14K_{10}^2 - 0,86K_{10} + 1,54)(0,6K_{11}^5 - 1,64K_{11} + 1,87) \times \\ \quad \times (0,03K_{14}^2 - 0,03K_{14} + 0,92), \\ \frac{dK_2(t)}{dt} = (-0,53K_3^2 + 0,34K_3 + 0,75)(-5,75K_7^2 + 3,98K_7 + 2,36) \times \\ \quad \times (-7,87K_8^2 + 8K_{14} + 0,45)(-3,17K_9^2 + 5,01K_9 - 1,2) \times \\ \quad \times (-14,03K_{13}^2 + 25,61K_{13} - 10,89)(-4,77K_{10}^2 - 9,69K_{10} - 5,5) \times \\ \quad \times (6,47K_{11}^2 - 12,68K_{11} + 6,81)(-0,41K_{14}^2 + 0,47K_{14} + 0,64) \times \\ \quad \times (13,28K_{15}^2 - 27,1K_{15} + 14,41)(0,1R_1(t) + 2) \times \\ \quad \times (0,2R_2(t) + 2,5)(2 \sin R_3(t) + \varphi)(4R_4(t) + 4), \\ \frac{dK_3(t)}{dt} = (18,06K_1^2 - 35,01K_1 + 17,45)(22,81K_{15}^2 - 39,91K_{15} + 17,94) \times \\ \quad \times (0,1R_1(t) + 2) + (2 \sin R_3(t) + \varphi) + (4R_4(t) + 4) \\ \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \frac{dK_{13}(t)}{dt} = (-1,34K_2^2 + 2,13K_2 + 0,07)(-0,02K_3^2 - 0,06K_3 + 0,94) \times \\ \quad \times (0,2R_2(t) + 2,5), \\ \frac{dK_{14}(t)}{dt} = (-12,24K_{11}^2 + 21,08K_{11} - 8,38)(-3,5K_{12}^2 + 5,21K_{12} - 1,23) \times \\ \quad \times (3,21K_{13}^2 - 5,21K_{13} + 2,67)(0,1R_1(t) + 2)(0,2R_2(t) + 2,5), \\ \frac{dK_{15}(t)}{dt} = (0,67K_2^2 - 1,42K_2 + 1,6)(0,41K_3^2 - 0,4K_3 + 1) \times \\ \quad \times (5,63K_{13}^2 - 10,37K_{13} + 5,67) \times \\ \quad \times (0,03K_{14}^2 - 0,05K_{14} + 0,93)(0,1R_1(t) + 2)(0,2R_2(t) + 2,5). \end{array} \right.$$

Начальные условия, использованные для решения системы нелинейных дифференциальных уравнений, приведены в табл. 1.

**Таблица 1.** Начальные условия

| $K_1$ | $K_2$ | $K_3$ | $K_4$ | $K_5$ | $K_6$ | $K_7$ | $K_8$ | $K_9$ | $K_{10}$ | $K_{11}$ | $K_{12}$ | $K_{13}$ | $K_{14}$ | $K_{15}$ |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1     | 1     | 0,43  | 0,91  | 1     | 1     | 0,94  | 0,94  | 0,65  | 0,71     | 0,73     | 0,48     | 0,85     | 0,53     | 0,84     |

На рис. 4 приведен график нормированных переменных модели  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, n}$ , полученный в результате решения системы (5).

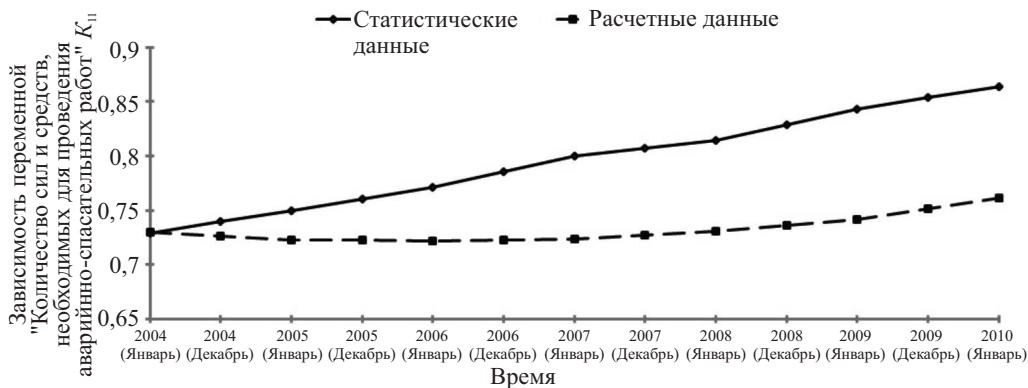


Рис. 5. Сравнение статистических и расчетных данных для характеристики  $K_{11}(t)$ .

Для оценки погрешности модели на рис. 5 приведено сравнение расчетных данных, характеризующих изменение нормированной переменной  $K_{11}(t)$  на интервале машинного времени  $[0; 1, 2]$ , со статистическими данными, полученными из анализа материалов расследования причин взрыва на нефтеперерабатывающем заводе в Техас-Сити [26]. Из рис. 5 следует, что максимальное отклонение  $K_{11}(t)$  от статистических данных составляет 11,98%.

#### 4. Коррекция модели системной динамики

Необходимость периодической коррекции модели системной динамики объясняется следующими соображениями.

Современные нефтеперерабатывающие и химические предприятия являются сложными крупномасштабными системами большой размерности, процесс функционирования которых зависит от многих сотен и тысяч параметров, многие из которых носят качественный характер.

Разработка полной математической модели, характеризующей эффективность функционирования НПЗ или химического предприятия, едва ли возможна из-за высокой размерности решаемой задачи. Кроме того, такая модель будет иметь невысокую точность из-за систематического накопления погрешностей определения всех ее многочисленных входных переменных, и величина погрешности моделирования станет со временем только увеличиваться.

Из сказанного следует, что практически любая математическая модель сложной системы с течением времени становится менее точной без проведения периодической коррекции.

Ниже приведен алгоритм коррекции математической модели системной динамики, используемый при решении задачи управления ликвидацией последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях.

Алгоритм позволяет поддерживать погрешность математической модели на заданном уровне, так чтобы она не сказалась на достоверности формируемых для ЛПР заключений и рекомендаций. Алгоритм основан на том допущении, что точность прогнозирования поведения сложной крупномасштабной системы часто может быть увеличена за счет уменьшения интервала прогнозирования.

Проверку справедливости данного допущения необходимо осуществить на этапе адаптации разработанного математического обеспечения к особенностям функционирования в составе системы управления конкретного предприятия.

На этом же этапе необходимо определить, с какой периодичностью экономически целесообразно и организационно-технически возможно осуществлять коррекцию математической модели.

Если продолжительность выбранного интервала прогнозирования не позволяет обеспечить требуемую точность математического моделирования, то разработанный алгоритм коррекции не может быть использован на данном НПЗ или химическом предприятии.

Наличие значительной инерционности у многих сложных крупномасштабных систем позволяет сделать вывод, что алгоритм коррекции модели системной динамики может оказаться эффективным для многих предприятий.

Опыт реализации процедуры коррекции моделей системной динамики крупномасштабных систем позволяет сделать вывод, что для многих НПЗ и химических предприятий погрешность математической модели удастся сохранить на уровне не более 10% при уменьшении интервала прогнозирования до 12–14 месяцев реального времени, что является приемлемым при решении задачи (1)–(3) в составе тренажерного комплекса.

#### *Алгоритм.*

Шаг 1. Выбрать план мероприятий  $p_i(t) \in \{\overrightarrow{P(t)}\}$ , реализуемый при ликвидации последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях.

Шаг 2. Выбрать релевантные возмущения, которые необходимо учесть при решении задачи (1)–(3).

Шаг 3. Определить функции, аппроксимирующие изменение выбранных возмущений на единичном временном интервале машинного времени.

Шаг 4. Построить системно-динамическую модель (1) в общем виде.

Шаг 5. Определить внутренние функции модели, аппроксимировав их полиномами невысоких степеней  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$ .

Шаг 6. Представить математическую модель в виде, пригодном для проведения численных расчетов, подставив  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$  в математическую модель (4).

Шаг 7. На основе статистической информации построить зависимости  $K_i(t, p(t))^{\text{Stat}}$ ,  $i = \overline{1, 15}$ , характеризующие изменение характеристик

$K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, 15}$  на временном интервале, используемом при моделировании в тренажерной системе.

Шаг 8. Решить систему (5) и определить расчетные значения характеристик  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, 15}$ .

Шаг 9. Задать значение счетчика характеристик  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, 15}$  равным единице, т.е.  $i = 1$ .

Шаг 10. Сравнить расчетное значение характеристики  $K_i(t, p(t))$  со значением  $K_i(t, p(t))^{\text{Stat}}$ , полученным из анализа статистики.

Шаг 11. При выполнении условия

$$\forall t \in [t_0; t_N] |K_i(t, p(t))^{\text{Stat}} - K_i(t, p(t))| \leq 0,1K_i(t, p(t)),$$

т.е. когда модуль разности сравниваемых характеристик превышает 10%, запустить процедуру коррекции, перейдя к следующему Шагу. В противном случае перейти к Шагу 15.

Шаг 12. Определить величину поправочного коэффициента

$$K^{\text{Kor}}(K_i(t, p(t))) = K_i(t, p(t))^{\text{Stat}} / K_i(t, p(t))$$

для характеристики  $K_i(t, p(t))$  как величину, на которую необходимо умножить расчетное значение характеристики  $K_i(t, p(t))$ , чтобы получить значение этой характеристики, полученное из анализа статистики  $K_i(t, p(t))^{\text{Stat}}$ .

Шаг 13. Изменить граф причинно-следственных связей  $G_{PSS}$ , степень или коэффициенты полиномов  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$  таким образом, чтобы выполнилось

$$\forall t \in [t_0; t_N] |K_i(t, p(t))^{\text{Stat}} - K_i(t, p(t))| < 0,1K_i(t, p(t)).$$

Шаг 14. Выдать сообщение ЛПП о завершении операции коррекции основной характеристики  $K_i(t, p(t))$  и занести в базу данных значение коэффициента коррекции этой характеристики  $K^{\text{Kor}}(K_i(t, p(t)))$ .

Шаг 15. Увеличить значение счетчика характеристик на единицу, т.е. присвоить  $i = i + 1$ .

Шаг 16. Если выполняется условие  $i \leq 15$ , то перейти к Шагу 9.

Шаг 17. Выдать сообщение ЛПП о завершении операции коррекции всех характеристик  $K_i(t, p(t))$   $i = \overline{1, 15}$  и занесении в базу данных значения коэффициентов коррекции этих характеристик  $K^{\text{Kor}}(K_i(t, p(t)))$ ,  $i = \overline{1, 15}$ .

Шаг 18. Заменить математическую модель, использованную до коррекции, на модель с измененными причинно-следственными связями и коэффициентами полиномов  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$ .

Конец алгоритма.

Пример коррекции переменной модели  $K_{12}$  на интервале машинного времени  $[0; 1, 3]$  тренажерной системы приведен на рис. 6.

В соответствии с разработанным алгоритмом коррекция математической модели проводится, если расхождение между результатами моделирования и

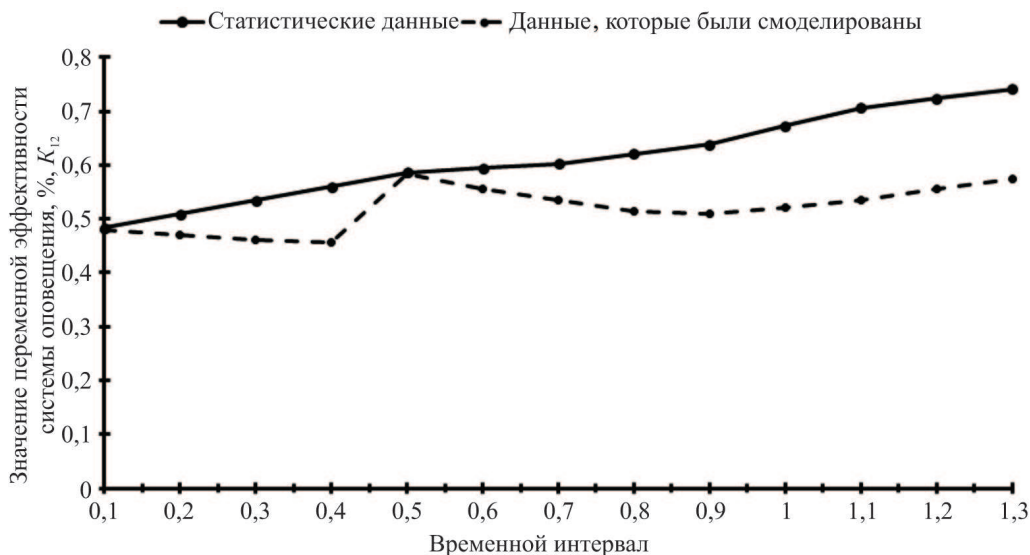


Рис. 6. Коррекция переменной модели  $K_{12}$  на интервале машинного времени  $[0; 1,3]$  тренажерной системы.

статистическими данными превышает 10%. На основе данных рис. 6 можно заключить, что на интервале машинного времени  $[0; 1,3]$  коррекция модели проводилась только один раз в момент  $t = 0,5$ .

## 5. Модельный пример

Рассмотрим пример использования разработанных моделей в составе тренажерной системы, предназначенной для приобретения и совершенствования навыков управления процессами ликвидации последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях.

**Постановка задачи.** Допустим, что на НПЗ крупного города и расположенном неподалеку от него химическом комбинате в результате внешнего воздействия произошли аварии. На тренажерной системе объектового звена МЧС необходимо проверить выполнимость трех планов локализации и ликвидации возникшей аварийной ситуации (ПЛЮС) и выбрать тот из них, который позволит минимизировать целевую функцию (1) при соблюдении ограничений (2) и (3).

**Описание аварии и ее последствий.** 23 марта 2005 г. облако углеводородных паров воспламенилось и взорвалось на установке изомеризации НПЗ в городе Техас-Сити (см. рис. 7). В результате погибли 15 рабочих, 180 получили ранения, а заводу был нанесен серьезный ущерб в размере 322 миллионов долларов в ценах 2024 г. С учетом компенсаций 2,1 миллиарда долларов, расходов на ремонт, отсрочки производства и штрафов, этот взрыв стал самой дорогостоящей аварией на НПЗ в мире.



Рис. 7. Последствия взрыва на НПЗ в городе Техас-Сити.

**Решение задачи.** При проведении модельных расчетов использована система дифференциальных уравнений (5), начальные условия, приведенные в табл. 1, и зависимости между переменными модели  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$ , определенные по результатам расследований крупнейшей аварии НПЗ в Техас-Сити, США, а также ряда аварий, происшедших на отечественных и зарубежных нефтеперерабатывающих и химических предприятиях [1, 8, 10, 26].

В модельном примере для планов  $p_1$ – $p_3$  ряд зависимостей модели  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$  аппроксимированы полиномами второй степени:

$$\begin{aligned}
 f_{21}(K_5) &= -0,144K_5^2 + 0,108K_5 + 0,98, \\
 f_{22}(K_6) &= -0,158K_6^2 + 0,128K_6 + 0,97, \\
 f_{23}(K_{13}) &= -1,85K_{13}^2 - 3,39K_{13} + 2,52, \\
 f_{24}(K_{15}) &= -1,54K_{15}^2 + 3,19K_{15} - 0,65.
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Для оценки точности аппроксимации определенные расчетным путем зависимости  $f_7(K_B)$  и  $f_{12}(K_{15})$  сравнены с данными статистики.

На рис. 8 и 9 красная линия представляет аппроксимационную кривую, полученную на основе полиномиальной модели, а черная линия показывает реальные статистические данные. Результаты сравнения свидетельствуют о хорошем совпадении рассматриваемых кривых.

Подставим  $f_1, f_2, \dots, f_{55}$  в систему уравнений (5), решим эту систему численным методом при заданных начальных условиях (табл. 1), подставим

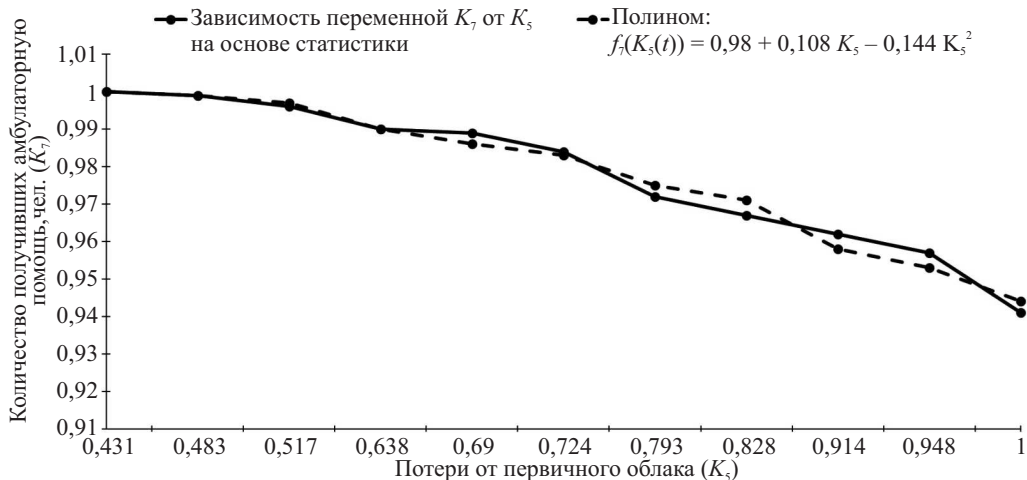


Рис. 8. Зависимость количества людей, получивших амбулаторную помощь (переменная  $K_7$ ), от потерь, вызванных первичным облаком  $K_5$ .

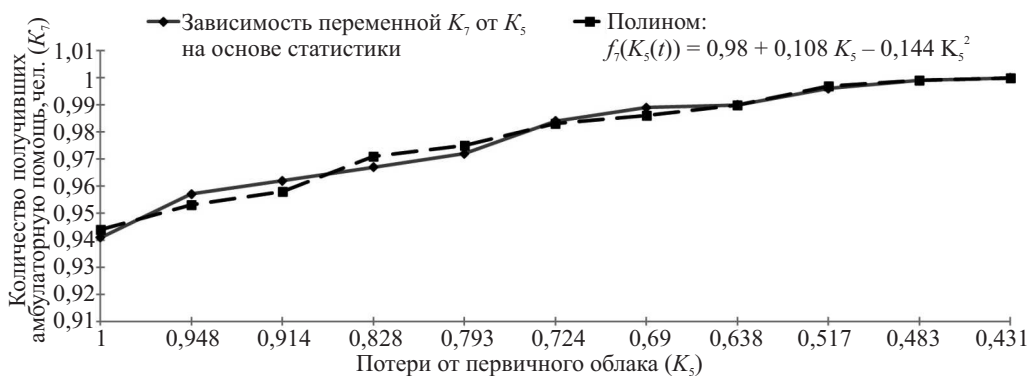


Рис. 9. Зависимость количества людей, получивших амбулаторную помощь (показатель  $K_7$ ), от развитости системы МЧС  $K_{15}$ .

в (1) результаты решения системы (5), имеющие вид зависимостей  $K_i(t, p(t))$ ,  $i = \overline{1, 15}$ , и вычислим величину целевой функции  $Z(p_1(t))$ , которой соответствует план  $p_1(t)$ . Значения целевой функции  $Z(p_2(t))$  и  $Z(p_3(t))$ , которым соответствуют планы  $p_2(t)$  и  $p_3(t)$ , определим аналогично (табл. 2).

**Таблица 2.** Результаты решения задачи

| Планы ликвидации последствий критических ситуаций | $p_1(t)$ | $p_2(t)$ | $p_3(t)$ |
|---|----------|----------|----------|
| Значение целевой функции                          | 1,356    | 1,678    | 1,935    |

Проведенные вычисления показывают, что решением задачи (1)–(3) является план  $p_1(t)$ .

## 6. Информационно-логическая схема решения задачи

Процедура решения задачи (1)–(3) на временных интервалах [минимально возможный; месяц], [квартал; год] представлена на рис. 10 в виде информационно-логической схемы (ИЛС). Схема характеризует основные этапы минимизации ущерба при ликвидации последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях, производственные процессы которых связаны с получением, хранением и переработкой ядовитых и потенциально опасных веществ.

На рис. 10 сделаны следующие обозначения: 1 – технологическое оборудование для подготовки сырья НПЗ; 2 – оборудование для перегонки сырья НПЗ; 3 – оборудование для вторичной переработки сырья НПЗ; 4 – оборудование для гидроочистки НПЗ; 5 – смешение компонентов готовых продуктов НПЗ; 6 – устройства локальной автоматики; 7 – запись информации в базы данных (БД) и базу знаний (БЗ); 8 – экспертная оценка опасности возникшей ситуации; 9 – ситуация аварийная?; 10 – занесение информации о штатной производственной ситуации в журнал сменного диспетчера на электронном носителе; 11 – определение мероприятий по парированию возник-

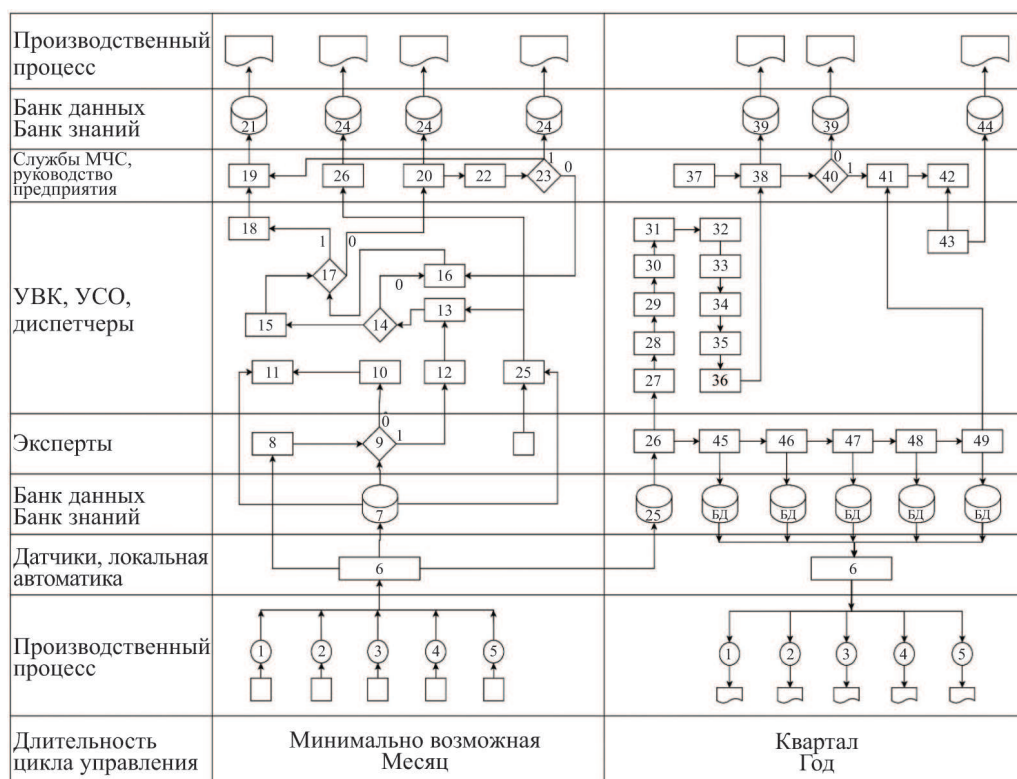


Рис. 10. Информационно-логическая схема [22–24] решения задачи в системе объектового звена МЧС, развернутого на предприятии.

шей штатной ситуации; 12 – сбор информации об аварийной ситуации; 13 – идентификация аварийной ситуации; 14 – для аварийной ситуации составлены планы ПЛОС?; 15 – проверка планов на выполнимость; 16 – составление плана ПЛОС; 17 – план выполним?; 18 – сообщение о выполнимости плана  $p_i$ ; 19 – руководство выполнением плана  $p_i$ ; 20 – информирование руководства предприятия о невозможности выполнить план  $p_i$ ; 21 – занесение информации в БД о результатах выполнении плана  $p_i$ ; 22 – коррекция плана  $p_i$ ; 23 – скорректированный план  $p_i$  выполним?; 24 – занесение информации в БД о реализуемом плане  $p_i$ ; 25 – выбор из базы данных предприятия информации о происшедшем в результате аварии выбросе ядовитых веществ; 26 – экспертная оценка степени тяжести возникшей ситуации [20, 21]; 27 – определение массы ядовитого вещества, поступившего в атмосферу в первичном и вторичном облаке; 28 – определение концентрации ядовитого вещества в зоне поражения; 29 – определение высоты подъема ядовитого вещества; 30 – определение зоны распространения ядовитого вещества; 31 – определение продолжительности атмосферного выброса; 32 – определение ущерба от повышения заболеваемости населения; 33 – определение потерь сельского хозяйства; 34 – определение ущерба от изменения окружающей природной среды; 35 – определение ущерба из-за ухудшения качества жизни; 36 – определение ущерба предприятию; 37 – оценка эффективности деятельности персонала; 38 – информирование руководства предприятия и службы МЧС объектового звена о расчетной оценке величины ущерба и эффективности деятельности персонала, соответственно; 39 – занесение информации о величине ущерба, причиненного в результате атмосферного выброса ядовитого вещества, в базу данных предприятия; 40 – есть ли необходимость корректировки ПЛОС?; 41 – изменение ПЛОС; 42 – утверждение новых ПЛОС руководством предприятия; 43 – обучение персонала действиям по локализации и ликвидации аварии на тренажерной системе; 45–49 – рекомендации по уменьшению потерь, указанных в п.п. 3236 ИЛС; ПЛОС – план локализации и ликвидации аварийных ситуаций.

Из рис. 10 следует, что задача управления ликвидацией последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях решается на двух временных интервалах различной длины: [минимально возможный; месяц], [квартал; год].

В процессе решения задачи на первом интервале определяется степень опасности возникшей критической ситуации, которая привела к атмосферным выбросам загрязняющих веществ. Определяется максимальный размер зоны загрязнения ядовитыми или потенциально опасными веществами, проводятся мероприятия по ее ограничению и эвакуации персонала. Определяется реализуемость существующих планов локализации и ликвидации аварийных ситуаций, при необходимости выполняется их коррекция. Информация о происшедшем доводится до руководства предприятия и службы МЧС объектового звена, а также заносится в базу данных предприятия. При необходимости информация передается в Единую государственную си-

стему предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций. На втором временном интервале производится оценка ущерба от атмосферного выброса поллютантов, соответствующая информация заносится в базу данных информационной системы, поступает руководству предприятия и, по согласованию с ним, доводится до сведения всех заинтересованных сторонних организаций.

## 7. Заключение

Разработанный комплекс моделей системной динамики представляет собой инструмент для анализа, прогнозирования и управления в условиях аварийных ситуаций, предназначенный для использования в составе информационно-управляющих и тренажерных систем нефтеперерабатывающих и химических предприятий. Математическая модель, учитывающая значительное количество релевантных обратных связей между переменными системы, а также внешние возмущающие факторы, позволяет комплексно оценивать безопасность технологических процессов и минимизировать ущерб при ликвидации последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях.

Использование аппарата регрессионного анализа для формирования функциональных зависимостей между внутренними переменными модели позволяет учесть нелинейные эффекты и повысить точность расчетов. Полиномы второй степени, примененные для аппроксимации данных, позволили получить требуемый уровень точности расчетов, а численное решение системы нелинейных дифференциальных уравнений обеспечило достоверные результаты моделирования. Основой для расчетов послужили реальные статистические данные, их использование позволило подтвердить соответствие между результатами модельных расчетов и статистической информацией.

Разработка оригинального алгоритма корректировки модели системной динамики и оперативного принятия решений при отклонении переменных от допустимых значений позволило обеспечить требуемую погрешность моделирования в размере примерно 10%.

Сравнение результатов моделирования с фактическими данными, полученными на различных промышленных предприятиях [3], подтвердило достоверность и требуемый уровень точности математического моделирования. Результаты проведенного исследования могут стать основой для дальнейшего совершенствования систем управления безопасностью и минимизации рисков на предприятиях нефтеперерабатывающей отрасли.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Федеральная служба по экологическому, технологическому и атомному надзору. Авария на Ачинском нефтеперерабатывающем заводе [Электронный ресурс]. 2014. Режим доступа: <https://www.gosnadzor.ru/industrial/oil/lessons/2014>

2. Wang D., Zhang P., Chen L. Fuzzy fault tree analysis for fire and explosion of crude oil tanks // Journal of Loss Prevention in the Process Industries. 2013. V. 26(6). P. 1390–1398. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2013.08.022>
3. Chettouh S., Hamzi R., Benaroua K. Examination of fire and related accidents in Skikda Oil Refinery for the period 2002-2013 // Journal of Loss Prevention in the Process Industries. 2016. V. 41. P. 186–193. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2016.03.014>
4. Saloua B., Mounira R., Salah M. Fire and Explosion Risks in Petrochemical Plant: Assessment, Modeling and Consequences Analysis // Journal of Failure Analysis and Prevention. 2019. V. 19. P. 903–916. <https://doi.org/10.1007/s11668-019-00732-6>
5. Elshaboury N., Al-Sakkaf A., Alfalah G., Abdelkader E. Data-Driven Models for Forecasting Failure Modes in Oil and Gas Pipes // Processes. 2022. V. 10. P. 400. <https://doi.org/10.3390/pr10020400>
6. Macedo J.B., Moura M.C., Aichele D., Lins I.D. Identification of risk features using text mining and BERT-based models: Application to an oil refinery // Process Safety and Environmental Protection. 2022. V. 158. P. 382–399. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.12.025>
7. Bertolini M., Bevilacqua M., Ciarpica F.E., Giacchetta G. Development of Risk-Based Inspection and Maintenance procedures for an oil refinery // Journal of Loss Prevention in the Process Industries. 2009. V. 22(2). P. 244–253. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2009.01.003>
8. Necci A., Cozzani V., Spadoni G., Khan F. Assessment of domino effect: State of the art and research needs // Reliability Engineering & System Safety. 2015. V. 143. P. 3–18. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2015.05.017>
9. ФОРРЕСТЕР Д. Мировая динамика: пер. с англ. / Д. Форрестер. М.: ООО «Изд-во АСТ», 2003. 379 с.
10. Shirea M.I., Jun G.T., Robinson S. The Application of System Dynamics Modelling to System Safety Improvement: Present Use and Future Potential.
11. Di Nardo M., Madonna M., Murino T., Castagna F. Modelling a Safety Management System Using System Dynamics at the Bhopal Incident // Applied Sciences. 2020. V. 10. No. 3. <https://doi.org/10.3390/app10030903>
12. Дурнев Р.А., Котосонова А.С., Галиуллина Р.Л. Системно-динамическая модель информирования населения при аварии на химически опасном объекте // Проблемы анализа риска. 2015. Т. 12. № 2. С. 44–47.
13. Дурнев Р.А., Котосонова А.С., Галиуллина Р.Л. Результаты системно-динамического моделирования процесса информирования населения при химической аварии // Проблемы анализа риска. 2016. Т. 13. № 1. С. 46–52.
14. Федеральный закон “О защите населения и территорий от чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера” от 21.12.1994. N 68-ФЗ (последняя редакция) [Электронный ресурс]. 1994. Режим доступа: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_5295/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_5295/) (дата обращения: 13.03.2025).
15. Государственный стандарт Российской Федерации. Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Мониторинг химически опасных объектов. Общие требования от 01.07.2003 [Электронный ресурс]. 2003. Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200030864> (дата обращения: 13.03.2025).

16. *Dnekeshev A., Kushnikov V., Tsvirkun A.* “System-Dynamic Model for Analysis and Forecasting Emergency Situations of Oil Refinery Enterprises,” 2024 // 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD), Moscow, Russian Federation, 2024. P. 1–4.
17. *Цвиркун А.Д., Резчиков А.Ф., Дранко И.О. и др.* Оптимизационно-имитационный подход к определению критических комбинаций параметров компаний // *АиТ.* 2024. № 10. С. 53–64.
18. *Цвиркун А.Д., Богомолов А.С., Дранко О.И. и др.* Модели системной динамики для управления дорожно-транспортной системой мегаполиса // *АиТ.* 2024. № 10. С. 65–79.
19. *Цвиркун А.Д., Резчиков А.Ф., Кушников В.А. и др.* Модели и методы проверки достижимости целей и выполнимости планов в крупномасштабных системах на примере целей и планов ликвидации последствий наводнения // *АиТ.* 2023. № 12. С. 49–63.
20. *Kusheleva E., Rezchikov A., Kushnikov V., et al.* Mathematical model for prediction of the main characteristics of emissions of chemically hazardous substances into the atmosphere // *Studies in Systems, Decision and Control.* 2019. V. 199. P. 594–607.
21. *Kushnikova E., Kulakova E., Alipchenko S., et al.* Models and Methods for Determining Damage from Atmospheric Emissions of Industrial Enterprises // *Studies in Systems, Decision and Control.* 2019. V. 199. P. 256–267.
22. *Zhmud V., Dimitrov L.* Using the Fractional Differential Equation for the Control of Objects with Delay // *Symmetry.* 2022. V. 14. No. 4. P. 635.
23. *Kushnikova E., Ivaschenko V., Dvoryashina M.,* “Coordination of the Functional Structure of the Decision Support and Management System,” 2021 // 14th International Conference Management of large-scale system development (MLSD), Moscow, Russian Federation, 2021. P. 1–5.
24. *Rezchikov A., Kushnikova E., Kushnikov O., Baryshnikova E.,* “Analysis of the Goals Achievement Degree and Plans Implementation in Large-Scale Systems,” 2023 16th International Conference Management of large-scale system development (MLSD), Moscow, Russian Federation, 2023. P. 1–4.
25. *Fominykh D., Kushnikov V., Rezchikov A.* “Control of the Welding Process in Robotic Technological Complexes Using the System Dynamics Model,” 2019 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon), Vladivostok, Russia, 2019. P. 1–6.
26. *Ramos B., Lopez Droguett E., Mosleh A., et al.* Revisiting Past Refinery Accidents from a Human Reliability Analysis Perspective: The BP Texas City and the Chevron Richmond Accidents // *The Canadian Journal of Chemical Engineering.* 2017. V. 95. No. 12. P. 2293–2305. <https://doi.org/10.1002/cjce.22996>

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.А. Галяевым.*

Поступила в редакцию 08.07.2025

После доработки 16.11.2025

Принята к публикации 20.11.2025

© 2026 г. В.А. ИВАНЮК, д-р экон. наук (VAIvanyuk@fa.ru)  
(Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва)

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В АНАЛИЗЕ И ПРОГНОЗИРОВАНИИ МАЛЫХ ВЫБОРОК МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО СЕКТОРА РФ

Методологию прогнозирования часто используют для анализа в социально-экономических системах. Применение действенных методик прогнозирования предоставляет организациям возможность предвидеть будущие изменения, оптимизировать распределение ресурсов и уменьшить вероятные риски. Особую значимость эффективное прогнозирование приобретает в области энергетики. Здесь предсказание будущих изменений в спросе и предложении энергии критически важно для поддержания устойчивости энергосети, сокращения эксплуатационных издержек и повышения надежности. Задача данного исследования – оценить результативность методов статистического и нейросетевого моделирования при прогнозировании макроэкономических индикаторов энергетического сектора Российской Федерации.

*Ключевые слова:* методы машинного обучения, ансамблевый прогноз, энергобаланс, статистика.

DOI: 10.7868/S2413977726050025

### 1. Введение

В условиях заметных изменений в энергетической сфере и растущей заинтересованности в устойчивом развитии важно изучать вопросы прогнозирования энергетического баланса. Энергобаланс служит отражением взаимозависимости между производственными мощностями и потреблением внутри энергетической системы. Чтобы добиться эффективного анализа колебаний в энергобалансе, необходимо учитывать обширный перечень экономических, экологических и технических аспектов.

Энергетический баланс – это не просто производство и расход энергии. Он включает в себя куда больше факторов. К примеру, важно учитывать применение как возобновляемых источников, так и исчерпаемых. Не стоит забывать про сезонные изменения в потребностях населения, а также про влияние промышленности и других отраслей экономики. Все это имеет решающее значение.

Актуальность выбранной темы продиктована потребностью в преодолении общеэкономической проблемы нехватки электроэнергии.

Статья имеет следующую структуру. В разделе 2 дается описание сбора и обработки данных для построения прогноза. Раздел 3 содержит анализ методов прогнозирования. Раздел 4 содержит результаты ансамблевого прогноза. В разделе 5 представлены заключительные результаты.

## 2. Сбор и обработка данных для построения прогноза

С целью получения актуальных данных были изучены ежегодные макроэкономические отчеты за периоды 2005–2020 гг. из Единой межведомственной информационно-статистической системы РФ (ЕМИСС) [1, 2]. При этом сводные таблицы данных обладали различными форматами, кодировкой и названиями показателей. В связи с этим было произведено ручное транспонирование, приведение данных к общему формату и унификация названий показателей.

Для получения данных за периоды 2021–2022 гг. были получены ежегодные сводные статистические отчеты по энергобалансу РФ с официального сайта Министерства энергетики [3]. Поскольку эти отчеты содержали данные об относительном (процентном) изменении показателей год к году, был проведен последовательный перевод относительных значений в натуральные показатели в миллионах тонн условного топлива.

На следующем этапе проведен глубокий анализ источников данных, позволивший убедиться в отсутствии в свободном доступе данных об энергетическом балансе РФ за период 2023–2024 гг. После получения подтверждения о максимально возможной полноте полученных макроэкономических данных было произведено объединение данных за периоды 2005–2020 и 2021–2022 гг. и приведение их к единому формату. В результате сформирована таблица показателей, в которой представлены данные по дате, типу энергоресурса и по отрасли потребления.

Получен массив данных из 29 блоков по 8 временным рядам (выборочных значений) с длиной каждого ряда в 18 последовательных значений. При этом два значения в каждом блоке являются агрегаторами, так что общее количество исходных данных в таблице можно определить как 4032 значения. В табл. 1 представлены фрагменты исходных данных.

Создадим на основе методов машинного обучения и статистики прогнозы на следующие 7 лет (2023–2030 гг.).

## 3. Прогнозирование малых выборок макроэкономических показателей энергетического сектора РФ

### 3.1. Линейный прогноз на основе методов машинного обучения

Оценка и прогнозирование методом линейной регрессии предполагает ряд условий, как то: нормальность распределения выборки, устойчивость (робастность) прогнозируемого тренда, незначительное количество выбросов и гомоскедастичность ряда. Несмотря на то, что линейный метод является самым быстрым, он крайне чувствителен к выбросам (не робастен) и дает самый большой доверительный интервал (ошибку прогноза). Применять этот метод стоит лишь в тех случаях, когда скорость получения результата гораздо важнее, чем его точность [4–6].



*Методика.* Для использования линейного метода прогнозирования при помощи машинного обучения необходимо определить допустимые границы значений прогнозируемой величины. Стоит отметить, что такое предварительное определение допустимых границ значений функций и их аргументов необходимо практически во всех методах машинного обучения, использующих градиентную или стохастическую оптимизацию. Обычно такие границы определяются экспертными методами (как, например, граница годового объема газодобычи, зависящая не столько от планирования, сколько от наличия фактических природных, материальных и трудовых ресурсов). В случае невозможности получения экспертных значений границы определяют, как верхний и нижний уровень правдоподобия, соответствующий стандартному диапазону отклонений в два межквартильных интервала дисперсии выборки, или как логически обоснованные значения, соответствующие теоретически достижимым максимуму и минимуму.

Следует также отметить, что помимо ограничений, обеспечивающих нахождение значений в интервале правдоподобия, к линейным прогнозам также применяют метод регуляризации по Тихонову, заключающийся в устранении выбросов выборки на основе гипотезы о нормальном распределении исходных данных с последующей линейной импутацией средних значений взамен выявленных аномалий. Также широко распространен метод линейного прогнозирования с календарной импутацией, когда выбросы определяют не на основе статистических моментов высших порядков, а исходят из гипотезы их связанности с известными кризисными событиями, в этом случае импутацию значений, соответствующих кризисным моментам, производят смарт-методом (реже – линейным методом).

Таким образом, общий алгоритм линейного прогнозирования выполняют в следующем порядке:

1. Определяют границы допустимых значений прогноза.
2. При необходимости проводят календарную или статистическую регуляризацию.
3. Вычисляют уравнение линейной регрессии.
4. Проводят проверку и замену значений прогноза, выходящих за границы.

Для математической реализации логической составляющей четвертого пункта алгоритма обычно используют кусочно-постоянные функции, такие как:

$$\text{функция Кронекера: } \delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j, \\ 0, & i \neq j, \end{cases}$$

$$\text{функция знака: } \text{sgn } i = \begin{cases} +1, & i > 0, \\ 0, & i = 0, \\ -1, & i < 0, \end{cases}$$

$$\text{функция Хевисайда: } H_i = \begin{cases} 1, & i \geq 0, \\ 0, & i \leq 0. \end{cases}$$

Используя данные функции как элементы произведений, принимающие значения 1 или 0, их можно применить для включения и исключения блоков значений в аддитивных уравнениях.

В целом уравнение линейного прогноза выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned}
 y_{n+f} = & H(k_1)H(Y_{+0} - (k_1(n+f) + k_2))(k_1(n+f) + k_2) + \\
 & + H(-k_1)H(-Y_{-0} + (k_1(n+f) + k_2))(k_1(n+f) + k_2) + \\
 & + H(k_1)H(-Y_{+0} + (k_1(n+f) + k_2))Y_{+0} + \\
 & + H(-k_1)H(Y_{-0} - (k_1(n+f) + k_2))Y_{-0},
 \end{aligned}$$

где

$$\begin{aligned}
 k_1 \text{ (коэффициент наклона)} &= \frac{n\sum_{i=1}^n iY_i - \sum_{i=1}^n i\sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2}, \\
 k_2 \text{ (коэффициент базы)} &= \frac{\sum_{i=1}^n Y_i - \left( \frac{\sum_{i=1}^n iY_i - \sum_{i=1}^n i\sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \right) \sum_{i=1}^n i}{n},
 \end{aligned}$$

$y_{n+f}$  – значение прогноза на заданную дату,  $Y_i$  – элементы выборки,  $Y_{+0}$  – верхняя граница допустимых значений прогноза,  $Y_{-0}$  – нижняя граница допустимых значений прогноза,  $n$  – объем выборки,  $f$  – прогностический интервал,  $y_i = k_1i + k_2$  – уравнение линейной регрессии.

Объяснение логических составляющих:

$H(k_1) = 1$ , если функция возрастает;

$H(-k_1) = 1$ , если функция убывает;

$H(Y_{+0} - (k_1(n+f) + k_2)) = 1$ , если функция не пересекла верхнюю границу;

$H(-Y_{-0} + (k_1(n+f) + k_2)) = 1$ , если функция не пересекла нижнюю границу;

$H(-Y_{+0} + (k_1(n+f) + k_2)) = 1$ , если функция пересекла верхнюю границу;

$H(Y_{-0} - (k_1(n+f) + k_2)) = 1$ , если функция пересекла нижнюю границу.

### *3.2. Модель прогнозирования с экспоненциальным сглаживанием ОТС (ETS)*

Сокращение ОТС (ошибка/тренд/сезонность или error/trend/seasonality) означает, что при построении прогноза учитываются следующие предиктивные факторы:

1. Общая тенденция роста или спада (тренд).
2. Сезонные (периодические/гармонические) колебания.
3. Возрастание значимости ошибки по мере приближения к точке начала прогноза.

ОТС-прогноз также называют прогнозом с экспоненциальным сглаживанием, что связано с методикой вычисления значимости ошибки (экспоненциальным усилением).

Как и в линейном прогнозе, основным критерием точности аппроксимации в ОТС-методе являются квадраты отклонений, однако при этом вычисляется не сумма квадратов, а сумма произведений квадратов на их веса, экспоненциально увеличивающиеся по мере приближения к точке прогноза [7–9].

Результатом прогноза является аддитивная функция, состоящая из линейной и периодической составляющих [10–14].

*Алгоритм построения прогноза:*

Шаг 1. Определение границ допустимых значений прогноза.

Шаг 2. Выделение линейного тренда классическим диагональным методом.

Шаг 3. Аппроксимация остатков тренда периодической функцией.

Шаг 4. Экспертное определение значения «инерции данных».

Шаг 5. Аппроксимация выборки линейной функцией с учетом весов ошибки.

Шаг 6. Суммирование линейной и периодической функций.

Шаг 7. Формирование прогноза суммарным трендом.

Шаг 8. Проверка и замена значений прогноза, выходящих за границы.

Формализуем реализацию ОТС-прогноза как часть пунктов (шагов) математически:

Шаг 2. Выделение линейного тренда классическим диагональным методом:

$$y_{i1} = \frac{n \left( n \sum_{i=1}^n i y_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n y_i \right)}{\sum_{i=1}^n i^2 - \left( \sum_{i=1}^n i \right)^2} + \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \left( \frac{\sum_{i=1}^n i y_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n y_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - \left( \sum_{i=1}^n i \right)^2} \right) \sum_{i=1}^n i}{n},$$

где  $y_{i1}$  – начальный линейный тренд для получения сезонных остатков,  $y_i$  – элементы выборки,  $i$  – индексы элементов,  $n$  – объем выборки,

$$k_1 \text{ (коэффициент наклона)} = \frac{n \sum_{i=1}^n i Y_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - \left( \sum_{i=1}^n i \right)^2},$$

$$k_2 \text{ (коэффициент базы)} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i - \left( \frac{\sum_{i=1}^n i Y_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - \left( \sum_{i=1}^n i \right)^2} \right) \sum_{i=1}^n i}{n},$$

где  $Y_i$  – элементы выборки.

Шаг 3. Аппроксимация остатков тренда периодической функцией:

$$\sum_{i=1}^n (k_3 \varphi(k_4 i) - (k_1 i + k_2 - Y_i))^2 \rightarrow \min,$$

где  $k_1$  – коэффициент наклона,  $k_2$  – коэффициент базы,  $k_3$  – подбираемый амплитудный коэффициент периодической функции,  $k_4$  – подбираемый частотный коэффициент периодической функции.

Шаг 5. Аппроксимация выборки линейной функцией с учетом весов ошибки:

Значение коэффициента инерции данных  $\alpha \in [0; 1]$  обычно определяется по рекомендациям экспертов, в случае же отсутствия таковых рекомендуют брать значение в пределах 0,25–0,30. Значимость «свежих» данных возрастает по мере увеличения коэффициента, а значимость «устаревших» данных снижается.

Шаг 6. Суммирование линейной и периодической функций:

$$\sum_{i=1}^n \left( \frac{e^{\alpha i} (k_5 i + k_6 - Y_i)}{e^{\alpha n}} \right)^2 \rightarrow \min,$$

где  $\alpha$  – коэффициент «инерции (устаревания) данных»,  $k_5$  – подбираемый коэффициент наклона,  $k_6$  – подбираемый коэффициент базы,  $Y_i$  – элементы выборки.

Шаг 7. Итоговое уравнение прогноза без ограничений выглядит как

$$y_{n+f} = k_5(n + f) + k_6 + k_3\varphi(k_4(n + f)).$$

Шаг 8. Проводим проверку и замену значений прогноза, выходящих за границы.

Соответственно прогноз с ограничениями:

$$\begin{aligned} y_{n+f} = & H(k_5)H\left(Y_{+0} - \left(k_5(n + f) + k_6 + k_3\varphi(k_4(n + f))\right)\right)\left(k_5(n + f) + k_6 + \right. \\ & \left. + k_3\varphi(k_4(n + f))\right) + \\ & + H(-k_5)H\left(-Y_{-0} + \left(k_5(n + f) + k_6 + k_3\varphi(k_4(n + f))\right)\right)\left(k_5(n + f) + k_6 + \right. \\ & \left. + k_3\varphi(k_4(n + f))\right) + \\ & + H(k_5)H\left(-Y_{+0} + \left(k_5(n + f) + k_6 + k_3\varphi(k_4(n + f))\right)\right)Y_{+0} + \\ & + H(-k_5)H\left(Y_{-0} - \left(k_5(n + f) + k_6 + k_3\varphi(k_4(n + f))\right)\right)Y_{-0}. \end{aligned}$$

### 3.3. Прогноз на основе нейронной сети

Нейронная сеть функционирует через взаимосвязанные узлы, именуемые нейронами. Эти узлы организованы в многослойную структуру, которая напоминает устройство человеческого мозга.

Самая элементарная нейронная сеть, называемая перцептроном, представляет собой упрощенную имитацию деятельности биологической сети, состоящей из нейронов и связей, соединяющих их.

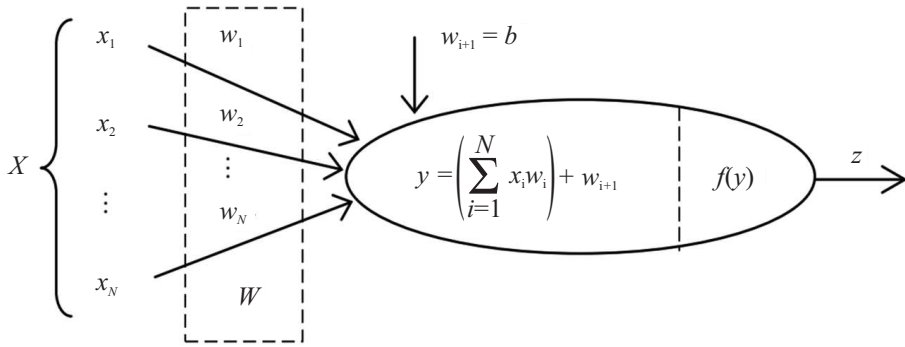


Рис. 1. Схематическое изображение искусственной нейронной сети.

Структура формального нейрона показана на рис. 1.

На вход поступает набор сигналов. Каждый сигнал подвергается процедуре взвешивания, т.е. умножается на заранее заданный коэффициент:

$$net_j = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij},$$

где  $net_j$  является итоговым значением, получаемым в результате обработки всех поступающих на нейрон  $j$  сигналов (суммарный вход нейрона),  $N$  – суммарное количество элементов, чьи входные параметры оказывают воздействие на входной сигнал  $j$ ;  $w_{ij}$  – вес, определяющий силу связи, соединяющей нейрон  $i$  с нейроном  $j$ .

Суммировав все входные сигналы, предварительно помноженные на соответствующие веса, получаем общий входной сигнал нейрона.

Каждый нейрон функционирует в соответствии со своим внутренним алгоритмом, определяющим его входной сигнал. Этот алгоритм вычисляет результат на основе суммарного значения, полученного нейроном. Данное правило именуется функцией активации  $f(x)$ .

Обратимся к правилу обучения Уидроу–Хоффа, также называемому дельта-правилом. Суть его заключается в стремлении к минимизации среднеквадратической ошибки, возникшей в нейронной сети. Вычисление этой ошибки для входных данных производится по формуле

$$E = \frac{1}{2}(Y - d)^2,$$

где  $d$  – искомая выходная величина.

Каждый нейрон осуществляет вычисления взвешенной суммы, применяя следующую формулу:

$$S = w_1 X_1 + w_2 X_2 - b,$$

где  $b$  определяет критический уровень (порог).

Рассмотрим для примера линейную функцию активации, заданную как  $Y = x$ . В этом случае функционал ошибки будет определяться следующей формулой:

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial w_1} &= (X - d)X_1, \\ \frac{\partial E}{\partial w_2} &= (X - d)X_2, \\ \frac{\partial E}{\partial b} &= -(X - d).\end{aligned}$$

Весовые коэффициенты и смещение нейрона определяются следующими формулами:

$$\begin{aligned}w_i(t + 1) &= w_i(t) - \alpha(Y - d)X_i, \\ b(t + 1) &= b(t) + \alpha(Y - d).\end{aligned}$$

В данном конкретном сценарии функционал ошибки определится как:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (Y_j - d_j)^2.$$

Коэффициенты, определяющие веса и смещения нейронов, рассчитываются по следующим формулам:

$$\begin{aligned}w_{ij}(t + 1) &= w_{ij}(t) - \alpha(Y_j - d_j)X_i, \\ b_j(t + 1) &= b_j(t) - \alpha(Y_j - d_j).\end{aligned}$$

Алгоритм обратного распространения ошибки служит основой для обучения многослойных нейронных сетей, построенных по принципу прямого распространения сигнала. Обучение по сути сводится к двум последовательным стадиям, охватывающим каждый слой сети: прямой и обратный проходы. Синаптические веса, обозначаемые как  $w_{i,j}^k$  ( $i$  – номер веса,  $j$  – номер нейрона,  $k$  – номер слоя), подстраиваются для достижения наибольшего соответствия выдаваемого сетью сигнала желаемому. Значение выхода  $j$ -го нейрона, расположенного в  $k$ -ом слое, определяется следующим образом:

$$Y_j^k = F \left( \sum w_{i,j}^k Y_i^{k-1} - b_j^k \right).$$

Входной сигнал для  $j$ -го нейрона последнего слоя вычисляется следующим образом:

$$Y_j = F \left( \sum w_{i,j} Y_i^{n-1} - b_j \right).$$

Функционал ошибки нейронной сети определяется как

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (\gamma_j)^2,$$

где  $\gamma_j = Y_j - d_j$  – ошибка  $j$ -го нейрона, находящегося в выходном слое.

Ошибка  $j$ -го элемента, расположенного на  $k$ -ом скрытом слое:

$$\begin{aligned}\gamma_j^k &= \frac{\partial E}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} w_{i,j} = \\ &= \sum_j (Y_j - d_j) F'(S_j) w_{i,j} = \sum_j \gamma_j F'(S_j) w_{i,j}.\end{aligned}$$

Градиенты ошибок:

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} &= \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{i,j}} = \gamma_j F'(S_j) Y_j^k, \\ \frac{\partial E}{\partial b_j} &= \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial b_j} = -\gamma_j F'(S_j), \\ \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}^k} &= \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^{k-1}} \frac{\partial Y_j^{k-1}}{\partial S_j^{k-1}} \frac{\partial S_j^{k-1}}{\partial w_{i,j}^k} = \gamma_j F'(S_j^k) Y_j^k.\end{aligned}$$

Весовые коэффициенты и смещения нейронов определяются следующими формулами:

$$\begin{aligned}w_{ij}^k(t+1) &= w_{ij}^k - \alpha \gamma_j^k F'(S_j^k) Y_j^k, \\ b_j^k(t+1) &= b_j^k - \alpha \gamma_j^k F'(S_j^k),\end{aligned}$$

где  $\alpha(0 < \alpha < 1)$  – шаг обучения.

Алгоритм будет выполняться до тех пор, пока  $E > E_m$ ,  $E_m$  – это желаемое значение среднеквадратичной ошибки нейронной сети.

Создадим простую, не рекуррентную, перцептронную нейросеть для авто-регрессии каждого ряда данных:

$$y_{n+f} = k_{n0} \operatorname{th} k_{n1} \operatorname{th} \left( \sum_{i=1}^{i=m} k_{ni} \operatorname{th} \left( \sum_{j=i}^{i=1} k_{nij} \operatorname{th}(Y_{ij}) \right) \right),$$

где  $y_{n+f}$  – прогноз на момент времени  $n + f$ ,  $Y_{ij}$  – элементы выборки,  $\operatorname{th}(x)$  – функция гиперболического тангенса,  $k_{nij}$  – вычисляемые при обучении коэффициенты входных весов нейрона,  $f$  – период упреждения прогноза,  $m$  – количество входных нейронов,  $n$  – количество входов каждого нейрона первого слоя.

Обучим нейронную сеть стандартным стохастическим методом Хопфилда или методом градиентного спуска (ОРО), минимизируя сумму квадратов отклонений.

### 3.4. Ансамблевый прогноз

На рис. 2 построены графики для всех трех вышеперечисленных типов прогнозов (линейный прогноз, OTS-прогноз, нейронный прогноз).



Рис. 2. Линейный прогноз, OTS-прогноз, нейронный прогноз.

Как видим, прогнозы значительно отличаются:

1. *Линейный* прогноз показывает значительное снижение.
2. *OTS-прогноз* показывает снижение, рост, а затем снова снижение.
3. *Нейронный* прогноз показывает рост.

Столь значительные расхождения в прогнозах появляются обычно при прогнозировании малых и сверхмалых временных рядов (до 30 элементов), поскольку отклонения их статистик очень велики и, например, на выборке в 20 элементов могут составлять до  $2\sigma$ .

В таких случаях из набора разрозненных прогнозов создают прогностический ансамбль (совокупный прогноз), основная задача которого – дать консенсуальный прогноз, зависящий от степени доверия к той или иной методике:

$$y_{n+f} = \sum_{i=1}^m d_i y_{n+f_i}; \quad \sum_{i=1}^m d_i = 1,$$

где  $y_{n+f}$  – прогноз на момент времени  $n + f$ ,  $y_{n+f_i}$  – прогноз по  $i$ -ой методике,  $d_i$  – коэффициент доверия к  $i$ -ой методике,  $m$  – количество методик прогнозирования.

Простейшим методом ансамблирования является метод Байеса, предполагающий равную степень доверия ко всем методикам прогнозирования [15–17]:

$$y_{n+f} = \sum_{i=1}^m \frac{y_{n+f_i}}{m}.$$



Рис. 3. Прогноз энергобаланса РФ.

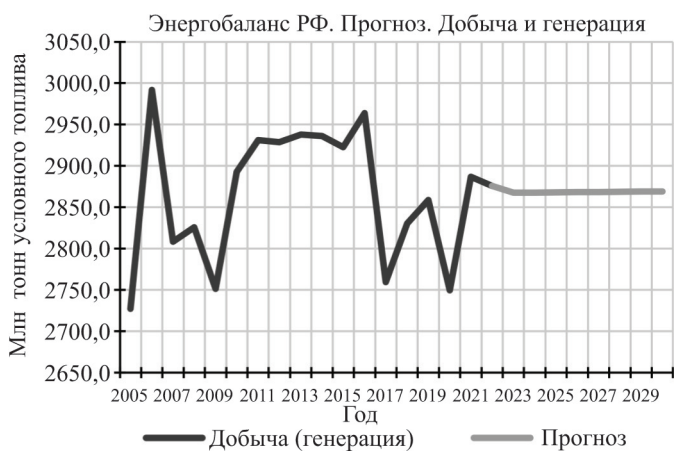


Рис. 4. Прогноз. Добыча и генерация. Импорт энергоресурсов.

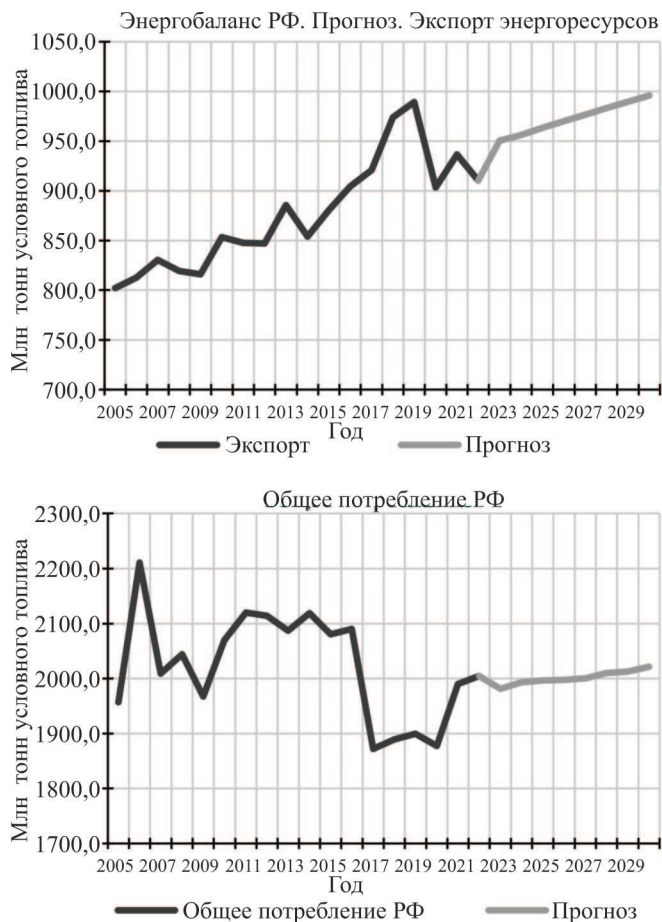


Рис. 5. Прогноз. Экспорт энергоресурсов. Общее потребление РФ.

Используя этот метод, рассчитаем ансамблевые прогнозы и построим графики ансамблевых прогнозов как отдельных показателей, так и энергобаланса в целом.

Рассмотрим общий ансамблевый прогноз энергобаланса (рис. 3).

Как видим, при сохранении текущих тенденций в период 2023–2030 гг. ожидается возникновение энергодефицита в размере от 20 до 120 млн. тонн условного топлива, что при общем объеме текущей добычи составляет от 0,7% до 4,2%. Такой дефицит может быть легко покрыт плановым увеличением добычи на 0,6–0,7% в год.

Теперь выясним причины возникновения возможного дефицита. На рис. 4 видно, что общая добыча останется неизменной, а импорт энергоресурсов вырастет незначительно.

На рис. 5 видно, что экспорт и внутреннее потребление значительно возрастут.

Таким образом, даже на основании интуитивного анализа графиков можно сделать вывод, что рост внутреннего потребления и экспорта энергоресурсов и будут являться основными причинами возможного энергодефицита.

#### 4. Результат. Оценка качества прогноза

Оценка возможного отклонения прогнозируемого значения – это предполагаемые границы колебаний прогнозируемой величины, определяемые как доверительный интервал прогноза. Обычно их определяют как «пессимистическую» и «оптимистическую» границы прогноза. Величина доверительного интервала основывается на предположении, что прогнозируемая величина имеет гауссовское нормальное распределение, а также на том, какая степень неопределенности допускается в прогнозе.

Значение доверительного интервала для каждого прогнозируемого периода вычисляется по формуле

$$\Delta X_n = nZ_\alpha \text{RMSE},$$

где  $n$  – прогностический интервал,  $Z_\alpha$  – множитель уровня значимости, RMSE – стандартное отклонение тенденции.

Таким образом, каждое последующее значение прогнозируемой величины расширяет свои вероятностные границы как минимум на одно стандартное отклонение, а максимальный уровень значимости прогноза соответствует отклонению границ в 68%.

Оценим доверительный интервал компонентов линейного, экспоненциального, нейронного и ансамблевого прогнозов энергетического баланса, к ним относятся экспорт, импорт, производство и потребление энергоресурсов.

Для этой оценки сначала необходимо найти стандартную выборочную ошибку аппроксимации для линейного, экспоненциального и нейронного трендов этих компонентов. Во всех трех случаях оценить ее можно как

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - x_i)^2}{n - 1}},$$

где  $X_i$  – фактические значения прогнозируемой величины,  $x_i$  – значения прогностического тренда,  $n$  – объем выборки фактических значений.

В таком случае, границы доверительного интервала для прогнозируемых значений определяются, как:

$$D_{i>n} = x_i \pm Z_\alpha (i - n) \text{RMSE},$$

где  $x_i$  – значения прогностического тренда,  $n$  – объем выборки фактических значений,  $Z_\alpha$  – множитель уровня значимости, RMSE – стандартное отклонение тенденции.

Поскольку фактический энергобаланс является величиной, сведенной в ноль, оценить его отклонение от любых прогностических трендов невозможно. В этом случае можно воспользоваться вычисляемыми оценками ошибки

Энергобаланс РФ. Прогноз 2023–2030 гг. Ансамбль Байеса,  $\alpha = 0,25$

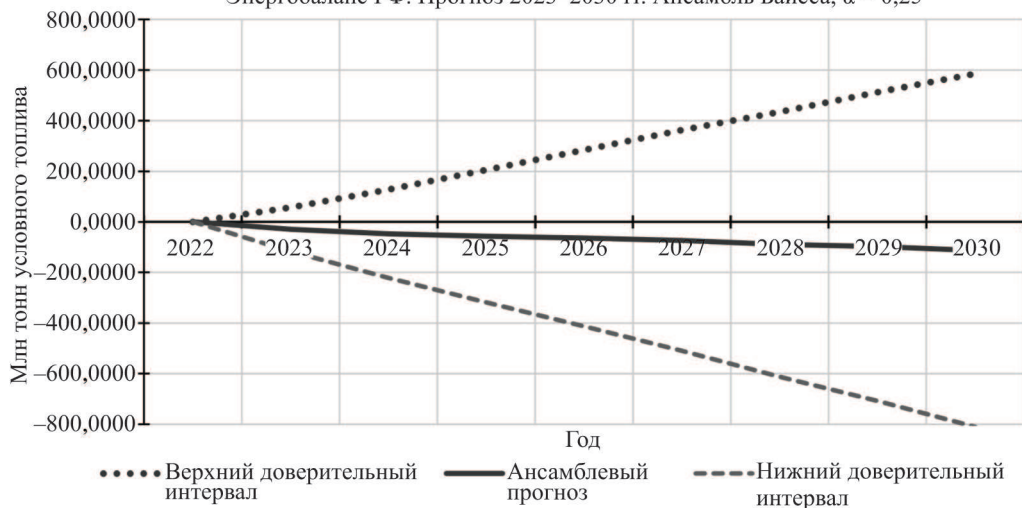


Рис. 6. Ансамблевый прогноз энергобаланса РФ с доверительным интервалом.

компонентов энергобаланса, при этом независимо от того, отрицательным или положительным влиянием на энергобаланс обладает компонент, привносимая им доля ошибки должна учитываться как увеличивающая совокупную ошибку.

Для каждого из типов прогнозов энергобаланса получим значения совокупной RMSE, используя ансамблирование по Байесу, оценим ошибку ансамблевого прогноза как среднюю арифметическую величину (см. табл. 2).

Таблица 2. Сравнение прогнозов

| Прогноз энергобаланса  | Абсолютная совокупная RMSE | Относительная совокупная RMSE |
|------------------------|----------------------------|-------------------------------|
| Линейный               | 74,5223                    | 5,14%                         |
| ОТС (экспоненциальный) | 75,4225                    | 5,22%                         |
| Нейронный              | 77,5736                    | 5,67%                         |
| Ансамблевый            | 75,8395                    | 5,23%                         |

Построим график результирующего ансамблевого прогноза с доверительными интервалами (см. рис. 6).

Следует заметить, что доверительный интервал отражает внешние границы, за которые при указанном уровне значимости  $\alpha$  прогнозируемая величина не выйдет [18–20]. Однако изображение доверительного интервала, особенно на длительных прогностических периодах, вызывает ощущение низкой точности прогноза и значительного разброса возможных значений. В этом случае на графиках рекомендуется использовать прогностический коридор, являющийся визуальным отражением стандартного отклонения или результатов частотного анализа. В этом случае отображение границ прогноза будет

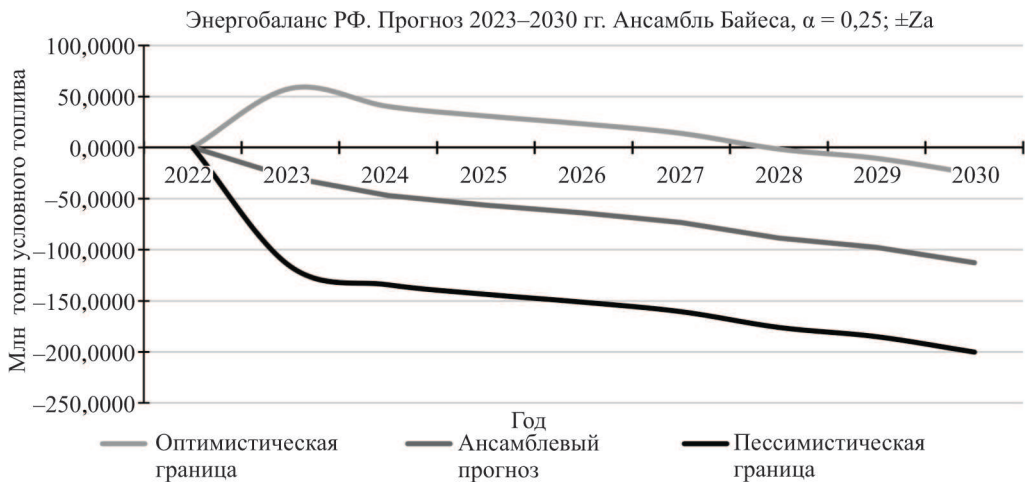


Рис. 7. Ансамблевый прогноз энергобаланса РФ с прогностическим коридором.



Рис. 8. Трехмерный график отраслевых прогнозов.

более плавным, узким и нерасширяющимся. Рассмотрим границы прогностического коридора для отображения ансамблевого прогноза энергобаланса.

В таком случае границы прогностического коридора для прогнозируемых значений определяются как:

$$F_{i>n} = x_i \pm Z_{\alpha}RMSE,$$

где  $x_i$  – значения прогностического тренда,  $n$  – объем выборки фактических значений,  $Z_\alpha$  – множитель уровня значимости, RMSE – стандартное отклонение тенденции.

Так, для  $\alpha = 0,25$  предполагаемое отклонение составит  $1,15\sigma$ , что отражено на графике рис. 7.

Как видно из рисунка, такое представление прогноза психологически воспринимается гораздо благоприятнее.

Как завершающий итог построен трехмерный график отраслевых прогнозов (рис. 8) с целью выделить отрасли промышленности, энергоснабжение которых требует особого внимания.

Из графика (зеленая зона околонулевых значений справа) сразу становится понятно, развитию каких отраслей в РФ уделяется недостаточно внимания. С целью лучшей диверсификации экономики эти отрасли необходимо стимулировать.

## 5. Заключение

На основе анализа временных рядов показателей энергобаланса РФ были реализованы и исследованы как классические статистические модели, так и методы глубокого обучения, а также их комбинация в виде ансамбля.

Полученные результаты позволили выявить преимущества и ограничения каждой из моделей прогнозирования. Показано, что использование ансамблевой модели, объединяющей предсказания различных методов, обеспечивает более высокую устойчивость и точность результатов по сравнению с отдельными моделями.

Экономическая ценность разработанной прогнозной системы подтверждается возможностью ее применения для стратегического и оперативного планирования, управления рисками и формирования конкурентных преимуществ на рынке энергоресурсов. Практическая реализация моделей и построенного ансамбля на реальных данных показала их применимость для задач, стоящих перед энергетическими компаниями, трейдерами и государственными регуляторами.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ЕМИСС – Государственная статистика [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://www.fedstat.ru>
2. Росстат – Федеральная служба государственной статистики [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/>
3. Министерство энергетики [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://minenergo.gov.ru>
4. *Васильев М.В., Дранко О.И.* Двухуровневая модель прогнозирования доходов крупномасштабной энергетической системы // Датчики и системы. 2023. № 2 (267). С. 71–78.
5. *Дранко О.И.* О прогнозировании финансирования конверсии предприятий // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2020. Т. 20. № 4. С. 74–82.

6. *Дранко О.И., Благодарный Е.В.* Моделирование разрушения стоимости российских энергетических компаний // Информационные и математические технологии в науке и управлении. 2022. № 3 (27). С. 104–112.
7. *Дранко О.И., Резчикова А.Ф., Степановская И.А. и др.* Сценарное моделирование развития страны на основе индикативного планирования // Проблемы управления. 2024. № 5. С. 25–41.
8. *Дранко О.И., Тароян К.К.* Прогнозирование выручки быстрорастущей компании с использованием логистической кривой // Автоматизация и моделирование в проектировании и управлении. 2024. № 2 (24). С. 84–92.
9. *Дранко О.И., Тароян К.К.* О модели прогнозирования выручки организации с быстрым ростом // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. 2023. Т. 23. № 4. С. 66–75.
10. *Иванюк В.А.* Методика долгосрочного прогнозирования на основе мультитрендового прогноза // Мягкие измерения и вычисления. 2023. Т. 73. № 12–1. С. 128–138.
11. *Brockwell P.J., Davis R.A.* Introduction to Time Series and Forecasting. 3rd ed. New York: Springer, 2016.
12. *Brown R.G.* Smoothing forecasting and prediction of discrete time series. New York: Prentice Hall, 1963.
13. *Chen W., Xu H., Liu Z., et al.* Hybrid modeling of energy price forecasting combining temporal features and economic indicators // Energy. 2022. V. 243. P. 123–135.
14. *Hamid A., Islam M.S., Hasan M.R.* A comprehensive review of deep recurrent neural networks for energy price forecasting // Renewable and Sustainable Energy Reviews. 2020. V. 135. Article 110354.
15. *Ivanyuk V.* The method of residual-based bootstrap averaging of the forecast ensemble // Financial Innovation. 2023. V. 9. No. 1. P. 37.
16. *Ivanyuk V.* Forecasting of digital financial crimes in Russia based on machine learning methods // Journal of Computer Virology and Hacking Techniques. 2024. V. 20. No. 3. P. 349–362.
17. *Li K., Liu X., Zhu J., et al.* Electricity price forecasting using gradient boosting and random forests // Applied Energy. 2019. V. 253. P. 113–122.
18. *Smith J., Reeve D.* Forecasting oil and natural gas prices using ARIMA and exponential smoothing models // Energy Economics. 2021. V. 93. P. 105–120.
19. *Wang L., Zhou Y., Yang G.* Ensemble forecasting model combining ARIMA, XGBoost, and LSTM for short-term natural gas price prediction // Energy Reports. 2022. V. 8. P. 1430–1440.
20. *Zhang G.P.* Time series forecasting using hybrid ARIMA and neural network models // Neurocomputing. 2003. V. 50. P. 159–175.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.А. Галеевым.*

Поступила в редакцию 08.07.2025

После доработки 14.10.2025

Принята к публикации 20.11.2025

© 2026 г. И.В. БУРКОВА, д-р техн. наук (irbur27@mail.ru),  
А.В. ЩЕПКИН, д-р техн. наук (av\_shch@mail.ru)  
(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

## УЧЕТ МЯГКИХ ЗАВИСИМОСТЕЙ ПРИ НАЛИЧИИ СТОХАСТИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ РЕАЛИЗАЦИИ ПРОЕКТОВ ПРОГРАММЫ

Рассматриваются задачи управления программой, состоящей из нескольких проектов при наличии мягких зависимостей между некоторыми из них. Использование мягких зависимостей позволяет уменьшить время или затраты на выполнение непосредственно следующего проекта, что приводит к уменьшению времени выполнения всей программы и/или затрат на ее выполнение. Приведен пример, который показывает, как редко можно свести работу с мягкими зависимостями к простым схемам без потери сути. Вводится учет стохастической неопределенности реализации проектов. Делается вывод, что получение эффекта от учета мягких зависимостей зависит от вероятности их реализации.

*Ключевые слова:* программа, проект, жесткие зависимости, мягкие зависимости, стохастическая неопределенность реализации мягких зависимостей.

DOI: 10.7868/S2413977726050035

### 1. Введение

В программе, состоящей из взаимосвязанных проектов, при ее реализации часто возникает ситуация, когда результаты одного проекта могут быть использованы при выполнении других, что зачастую позволяет сократить время выполнения или затрат на выполнение (или и то и другое). Такие зависимости между проектами – не требующие обязательного выполнения, но положительно влияющие на параметры программы – получили название «мягкие зависимости».

Задачи с мягкими зависимостями рассматривались в [1–4], причем в работах [1, 2] были изучены достаточно простые закономерности, например, эффект от учета нескольких мягких зависимостей предполагался аддитивным, никак не учитывались вероятностные характеристики [5–9] эффекта от мягких зависимостей, который безусловно присутствует. Чтобы показать, что не всегда эта практика применима, рассмотрим пример.

### 2. Пример оценки мягких зависимостей в программе

Пусть имеется программа, состоящая из пяти проектов, данные о которых приведены в табл. 1.

**Таблица 1.** Данные о проектах программ

| Проект  | Окончание<br>min<br>$t_{\min}/p$ | Окончание<br>max<br>$t_{\max}/p$ | Влияние<br>на<br>проекты | Сокраще-<br>ние $t_c/r_c$ |
|---|----------------------------------|----------------------------------|--------------------------|---------------------------|
| 1. Запуск линии по производству бетона Б1   | 12/0,5                           | 20/1                             | 2,5                      | 7/20;<br>5/100            |
| 2. Запуск линии по производству бетона Б15  | 15/0,6                           | 22/1                             | 5                        | 8/150                     |
| 3. Запуск линии по производству арматуры А0   | 7/0,8                            | 11/1                             | 4,5                      | 4/15<br>6/120             |
| 4. Запуск линии по производству арматуры А15 (может использоваться только с бетоном Б15, при использовании вместе $t_c = 2$ , $r_c = 5$ ) | 9/0,7                            | 12/1                             | 5                        | 7/180                     |
| 5. Строительство жилого комплекса   | 400/0,75                         | 500/0,95                         | –                        | –                         |

В таблице введены следующие обозначения:  $t_{\min}$  – минимальное время на реализацию проекта (в днях),  $t_{\max}$  – максимальное время на реализацию проекта (в днях),  $p$  – вероятность завершения проекта за это время,  $t_c$  – время, на которое сокращается реализация соответствующего последующего проекта (в днях),  $r_c$  – сокращение ресурсов соответствующего последующего проекта (в млн. руб.).

Для проекта строительства жилого комплекса 500 дней – это дедлайн. Это единственный в данном примере проект, вероятность реализации которого в максимальный срок меньше единицы. Такая ситуация возможна, когда максимальный срок окончания проекта задается «извне», например, заказчиком, а далее делается все возможное, чтобы календарный план позволил выполнить работы к указанному сроку.

Поясним приведенную таблицу. Строительство жилого комплекса можно начать независимо от запуска производственных линий. Тогда и бетон, и арматуру, которые потребуются сразу (предполагается, что котлован уже вырыт), придется закупать у поставщиков, что, естественно, требует и времени на ожидание поставки, и денег. Сейчас это все заложено в проект по строительству. Очевидно, что стоимость комплектующих, закупленных «на стороне» окажется выше, чем при собственном производстве. Поэтому, учитывая планы на организацию линий по производству бетона и арматуры, есть смысл рассмотреть вариант самостоятельного обеспечения строительного проекта этими материалами. Финансово такой подход для исполнителя безусловно выгоден, осталось понять, насколько он возможен по времени, ведь производственные линии придется сначала ввести в эксплуатацию.

Можно запустить линию по производству бетона. При этом выпускать бетон марки Б1 или улучшенный (модифицированный) Б15. Например, использование Б15 позволит не добавлять некоторые присадки, сократит сроки за-

стывания конструкции и т.п. Производство В15 можно наладить независимо или на основе уже запущенной линии В1. Во втором варианте время запуска производственной линии сокращается на 7 дней, но начать эту работу возможно только после ввода в эксплуатацию линии В1, которая с вероятностью 100% будет запущена через 20 дней. Т.е. при экономии и времени, и ресурса, производство В15 точно запускается через 35 дней. При этом, если очень повезет и все удастся выполнить в кратчайшие сроки, это время снизится до 20 дней с вероятностью

$$p_{12\min} = p_{1\min} \times p_{2\min} = 0,5 \times 0,6 = 0,3,$$

где  $p_{1\min}$ ,  $p_{2\min}$ ,  $p_{12\min}$  – вероятности завершения первого, второго или первого и второго проекта с учетом мягкой зависимости за минимальное время.

Аналогично можно рассмотреть ситуацию с арматурой. Арматура А15 более прочная, легкая, надежная, но может использоваться только вместе с бетоном В15, зато их совместное использование добавляет 5 к экономии ресурсов и 2 к экономии времени. Арматура А0 может использоваться с бетоном любой марки. Если запускать линию по производству А15 на основе линии по производству А0 с вероятностью

$$p_{34\min} = p_{3\min} \times p_{4\min} = 0,8 \times 0,7 = 0,56,$$

то сделать это можно за 12 дней, а с вероятностью 100% запустить линию за 19.

Очевидно, что в описанной ситуации все зависимости мягкие, а их влияние невозможно просто просуммировать. Во-первых, существуют различные сценарии их использования:

1. Запустить все проекты независимо, и время на запуске производственных линий в этом случае скорее всего будет сокращено, поскольку при последовательном запуске можно начать работать с усложненными линиями в лучшем случае только через 12 и 7 дней, что в обоих случаях больше сэкономленных за счет мягких зависимостей сроков. Начать строительство тоже можно как минимум на неделю раньше. Заметим, что сэкономленное за счет мягких зависимостей время здесь не учитывается.

2. Можно использовать свой бетон – простой или улучшенный, подождав от 12 до 35 дней и сэкономив на этом от 100 до 150 млн. и 5 дней. Поскольку срок завершения строительства жестко задан, 5 дней тоже играют роль.

3. Можно использовать свою арматуру – универсальную или улучшенную, подождав от 7 до 19 дней и сэкономив на этом 120–180 млн. и 6 дней. При жестком сроке завершения строительства 6 дней тоже имеет смысл учитывать.

4. Можно использовать и бетон, и арматуру собственного производства с учетом совместимости – А15 может использоваться только с В15. Арматура А0 универсальная, может использоваться с бетоном любой марки, но не

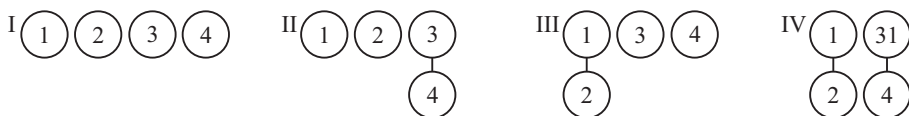


Рис. 1. Варианты взаимодействия первых четырех проектов.

обладает рядом преимуществ. При этом время ожидания учитывается только по бетону, поскольку выпуск арматуры будет налажен раньше. А вот на сокращении сроков можно сэкономить 11 дней.

Легко увидеть, что указанные выше четыре сценария дают в реальности гораздо большее количество конкретных вариантов. Попробуем разобраться с ними методом перебора, рассмотрев для этого все возможные и логичные варианты комбинации проектов. Их не так много. Для начала заметим, что между собой взаимодействуют первые четыре проекта. Пятый может сочетаться с любой их комбинацией. Варианты взаимодействия проектов 1–4 представлены на рис. 1.

На рис. 2–5 приведены варианты взаимодействия всех пяти проектов для каждой из четырех комбинаций I–IV. Рассмотрим кратко их особенности.

I) Мягкие зависимости между первыми четырьмя проектами не учитываются, все проекты выполняются параллельно и максимально быстро, но экономии по ресурсным и трудозатратам не происходит. Имеются пять вариантов включения проекта 5 (остальные нелогичны или нерациональны).

1. Проект 5 включается также без учета мягких зависимостей, параллельно с остальными. Случай, характерный для ситуации, когда дефицита ресурсов нет, но есть желание или необходимость закончить все проекты максимально быстро. Для I.1  $t_c = 0$ ,  $r_c = 0$ .

2. Проект 5 включается после проекта 3 и начинает использовать арматуру собственного производства. При запуске после проекта 3 используется соответствующая мягкая зависимость (3–5),  $t_c = 6$ ,  $r_c = 120$ . Длительность проекта 3 не более 11 дней (а с вероятностью 80% всего 7 дней), вычитая экономию по времени, получаем сдвиг 1–5 дней и экономию ресурсов.

3. Проект 5 включается после проекта 4 и использует улучшенную арматуру собственного производства. Используется мягкая зависимость (4–5),  $t_c = 7$ ,  $r_c = 180$ . В итоге проект 5 сдвигается на 2–5 дней, а экономия ресурсов заметно вырастает – до 180. Дополнительным ограничением выступает то, что арматура А15 может использоваться только с бетоном В15, поэтому закупать бетон придется именно этой марки. Или, когда линия по бетону В15 будет запущена, начать использовать бетон своего производства.

4. Проект 5 включается после запуска проектов 1 и 3, учитываются обе мягкие зависимости – (1–5) и (3–5). Оговоримся сразу, что вариант запуска проекта 5 после проектов 1 и 4 сразу исключаем, как нелогичный, поскольку для использования А15 требуется бетон более высокой марки и ждать начала выпуска бетона, который не будет использоваться, не имеет смысла. В результате  $t_c = 5 + 6 = 11$ ,  $r_c = 100 + 120 = 220$ . Сдвиг по времени проекта 5 оцени-

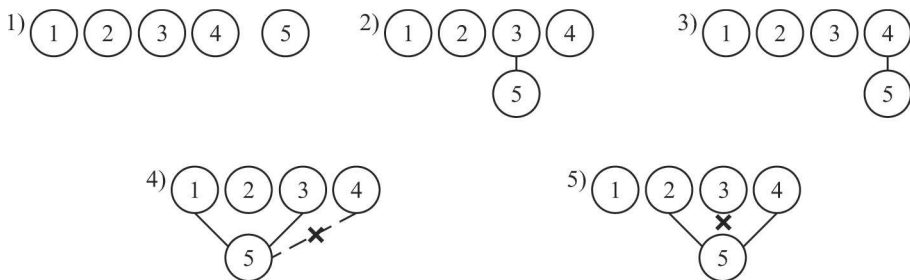


Рис. 2. Варианты включения проекта 5 для комбинации I.

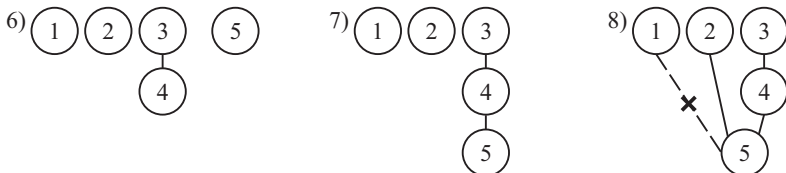


Рис. 3. Варианты включения проекта 5 для комбинации II.

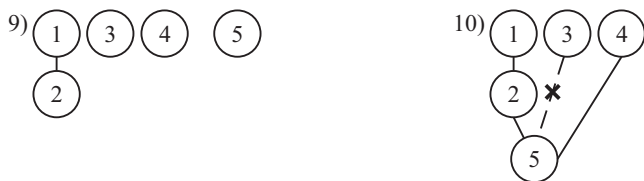


Рис. 4. Варианты включения проекта 5 для комбинации III.

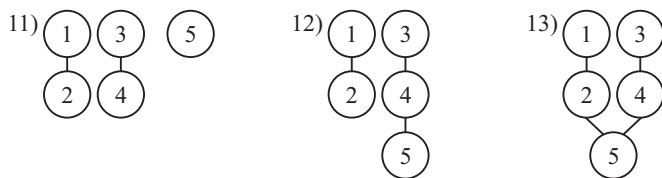


Рис. 5. Варианты включения проекта 5 для комбинации IV.

ваем по наибольшему времени реализации проектов 1 и 3, т.е. 12–20 дней, а с учетом экономии – 1–9.

5. Проект 5 включается после запуска проектов 2 и 4, учитываются обе мягкие зависимости – (2–5) и (4–5). Оговоримся сразу, что вариант запуска проекта 5 после проектов 2 и 3 не имеет смысла, поскольку за время запуска линии по производству Б15 производство А15 успеет запуститься в любом случае, а в паре эти продукты дадут гораздо больший выигрыш, чем при использовании Б15 с А0. В результате  $t_c = 8 + 7 + 2 = 17$ ,  $r_c = 150 + 180 + 5 = 335$ . Третье слагаемое – это синергетический эффект, выигрыш от совместного использования А15 и Б15. Сдвиг по времени про-

екта 5 оцениваем по наибольшему времени реализации проектов 2 и 4, т.е. 15–22 дней, а с учетом экономии –  $(-2)$ –5. Значение  $(-2)$  показывает, что срок реализации проекта 5 в лучшем случае может быть сокращен еще больше по сравнению со временем его реализации без учета мягких зависимостей. При этом экономия ресурсов также выглядит внушительной.

II) Среди первых четырех проектов учитывается только зависимость (3–4), что дает экономию  $t_c = 4$ ,  $r_c = 15$ , а выпуск арматуры А15 налаживается в итоге за 12–19 дней. В этой ситуации проект 5 может быть подключен тремя разными способами.

6. Проект 5 включается параллельно, без учета мягких зависимостей. Особенности этой ситуации рассмотрены выше. Экономия по времени и ресурсам только от мягкой зависимости между 3 и 4 проектами:  $t_c = 4$ ,  $r_c = 15$ .

7. Проект 5 включается после проекта 4 (и проекта 3 как его составляющей) и начинает использовать арматуру А15 собственного производства. При запуске после проекта 4 используется соответствующая мягкая зависимость (4–5),  $t_c = 7$ ,  $r_c = 180$ . В итоге получаем запущенную за 12–19 дней линию по производству арматуры А15, которая в дальнейшем используется в проекте 5, сдвиг сроков проекта 5 на 5–12 дней и необходимость закупать для проекта 5 бетон только марки Б15. Заметим здесь, что, поскольку самый длинный срок запуска линии по производству арматуры меньше или равен самому короткому сроку запуска линии по производству бетона, использовать в проекте 5 свою арматуру, но не использовать бетон может быть логично, тогда как к моменту использования своего бетона линия по производству арматуры уже будет запущена и использовать свой бетон без своей арматуры не имеет смысла.

8. Проект 5 включается после проекта 4 (и проекта 3 как его составляющей) и проекта 2, и использует арматуру А15 и бетон Б15 собственного производства. Используются мягкие зависимости (2, 5), (4–5) и, естественно, (3, 4). Также учитывается экономия от совместного использования А15 и Б15. Соответственно  $t_c = 8 + 7 + 4 + 2 = 21$ ,  $r_c = 150 + 180 + 15 + 5 = 350$ . Сдвиг сроков проекта 5 на  $(-6)$ –1 день, т.е. его окончание с большой вероятностью раньше срока. Почему нет смысла учитывать в подобной связке проект 1 вместо проекта 2 рассматривалось выше.

III) Среди первых четырех проектов учитывается только зависимость (1–2), что дает экономию  $t_c = 7$ ,  $r_c = 20$ , а выпуск бетона Б15 налаживается в итоге за 20–35 дней. Ситуация наименее вероятная, поскольку при учете зависимости (1–2) имеет смысл сразу учесть зависимость (3–4) (см. комбинацию IV ниже), так как никаких лишних затрат не происходит, а выигрыш значимый. Тем не менее можно теоретически предположить стечение обстоятельств, когда такая ситуация возможна (например, арматура нужной марки в достаточном количестве лежит на складе). В этом случае проект 5 может быть подключен двумя разными способами.

9. Проект 5 включается параллельно, без учета мягких зависимостей. Особенности этой ситуации рассмотрены выше. Экономия по времени и ресурсам только от мягкой зависимости между 1 и 2 проектами:  $t_c = 7$ ,  $r_c = 20$ .

10. Проект 5 включается после проекта 2 (и проекта 1 как его составляющей) и проекта 4 и использует арматуру А15 и бетон Б15 собственного производства. Используются мягкие зависимости (2–5), (4–5) и, естественно, (1–2). Также учитывается экономия от совместного использования А15 и Б15. Соответственно:  $t_c = 8 + 7 + 7 + 2 = 24$ ,  $r_c = 150 + 180 + 20 + 5 = 355$ . Сдвиг сроков проекта 5 на  $(-4)$ –11 дней. Почему нет смысла учитывать в подобной связке проект 1 вместо проекта 2, рассматривалось выше.

IV) Среди первых четырех проектов учитываются обе зависимости – и (1–2), и (3–4), что дает экономию  $t_c = 7 + 4 = 11$ ,  $r_c = 20 + 15 = 35$ , выпуск бетона Б15 налаживается 20–35 дней, а выпуск арматуры А15 – за 12–19 дней. В этой ситуации проект 5 может быть подключен тремя разными способами.

11. Проект 5 включается параллельно, без учета мягких зависимостей. Особенности этой ситуации рассмотрены выше. Экономия по времени и ресурсам только от мягких зависимостей между проектами 1–4:  $t_c = 7 + 4 = 11$ ,  $r_c = 20 + 15 = 35$ .

12. Проект 5 включается после проекта 4 (и проекта 3 как его составляющей) и начинает использовать арматуру А15 собственного производства. При запуске после проекта 4 используется соответствующая мягкая зависимость (4–5),  $t_c = 7$ ,  $r_c = 180$ . В итоге получаем запущенную за 12–19 дней линию по производству арматуры А15, которая в дальнейшем используется в проекте 5, сдвиг сроков проекта 5 – на 5–12 дней и необходимость закупать для проекта 5 бетон только марки Б15.

13. Проект 5 включается после проекта 4 (и проекта 3 как его составляющей), а также – проекта 2 (и проекта 1 как его составляющей), и использует арматуру А15 и бетон Б15 собственного производства. Кроме упомянутых выше зависимостей (1–2) и (3–4) реализуются мягкие зависимости (2–5), (4–5), т.е. фактически все. Также учитывается экономия от совместного использования А15 и Б15. Соответственно:  $t_c = 7 + 8 + 7 + 4 + 2 = 28$ ,  $r_c = 20 + 150 + 180 + 15 + 5 = 370$ . Сдвиг сроков проекта 5 на  $(-8)$ –7 дней.

Сведем полученные результаты в табл. 2.

Основным результатом анализа таблицы является наблюдение, что каких-либо явных закономерностей в ней нет. Более того, критерии эффективности в данной ситуации могут быть различными, например можно оценивать экономию ресурсов или корректировку срока завершения проекта 5 как наиболее масштабной части программы. И хотя некоторая корреляция между приведенными критериями существует (например, варианты 5, 8, 10 и 13 достаточно эффективны по обоим, также можно заметить, что для каждой из комбинаций I–IV наиболее эффективным оказался вариант с максимальным количеством используемых зависимостей), в целом сделать однозначный выбор непросто.

**Таблица 2.** Сравнение вариантов взаимодействия проектов в программе

| Комбинация | Вариант | $t_c$ | $r_c$ | Кол-во мягк. зависимостей | Сдвиг окончания проекта 5 на (дней) |
|------------|---------|-------|-------|---------------------------|-------------------------------------|
| I          | 1       | 0     | 0     | 0                         | 0                                   |
|            | 2       | 6     | 120   | 1                         | 7–11                                |
|            | 3       | 7     | 180   | 1                         | 2–5                                 |
|            | 4       | 11    | 220   | 2                         | 1–9                                 |
|            | 5       | 17    | 335   | 2                         | (–1)–5                              |
| II         | 6       | 4     | 15    | 1                         | 0                                   |
|            | 7       | 7     | 120   | 2                         | 5–12                                |
|            | 8       | 21    | 350   | 3                         | (–6)–1                              |
| III        | 9       | 7     | 20    | 1                         | 0                                   |
|            | 10      | 24    | 355   | 3                         | (–4)–11                             |
| IV         | 11      | 11    | 35    | 2                         | 0                                   |
|            | 12      | 7     | 180   | 3                         | 5–12                                |
|            | 13      | 28    | 370   | 3                         | (–8)–7                              |

В начале раздела упоминалась важность вероятностной составляющей, которая далее никак не использовалась. Также не был учтен тот факт, что срок окончания каждого проекта – это не две крайние точки, а любой момент на отрезке между ними, и каждому такому моменту соответствует своя вероятность, в простейшем случае распределенная линейно. А в жизни зависимость вероятности от момента может быть гораздо сложнее.

Рассмотренный пример является по сути очень простым для реальной программы, особенно строительной, более того, приведенный в упрощенном варианте – не учитывается то, что сокращение сроков и/или ресурсов тоже обычно происходит с некоторой вероятностью, определенным образом распределенной. Все вышесказанное хорошо показывает, как редко можно свести работу с мягкими зависимостями к простым схемам без потери сути. Статья делает шаг к учету вероятностных и неопределенных параметров при работе с ними.

### 3. Определение множества выполняемых мягких зависимостей

В [4, 5] приведены основные определения, на которых основывается рассмотрение задачи сокращения времени выполнения программы при наличии мягких зависимостей. Предполагается, что существует множество способов включения мягких зависимостей в программу. Каждый из этих способов характеризуется вероятностью реализации и временем выполнения программы.

Обозначим:

$\tau_i$  – время выполнения проекта, если мягкие зависимости не учитываются;

$m$  – количество проектов в программе;

$T = \sum_{i=1}^m \tau_i$  – время выполнения всей программы в случае, когда мягкие зависимости не учитываются.

В [4] приводится описание алгоритма для определения способа включения мягких зависимостей в программу с целью сокращения продолжительности ее выполнения.

В данной работе решается задача определения оптимального варианта выбора мягких зависимостей по критериям вероятности их реализации и сокращения продолжительности программы.

#### 4. Учет вероятности реализации мягких зависимостей

Будем считать, что в программе имеется множество  $S$  мягких зависимостей, состоящее из  $n$  элементов,  $p_i, i = 1, \dots, n$  – вероятность реализации  $i$ -й мягкой зависимости,  $t_i, i = 1, \dots, n$  – время сокращения выполнения программы при реализации  $i$ -й мягкой зависимости.

В [10] утверждается, если все мягкие зависимости реализуются, то время выполнения программы равно  $T - \tilde{T}$ , где  $\tilde{T} = \sum_{i=1}^n t_i$ . Так как реализация каждой мягкой зависимости рассматривается как независимое событие, то вероятность реализации всех мягких зависимостей будет определяться как  $P = \prod_{i=1}^n p_i$ .

В данной работе, как и в [10], оценка эффективности варианта реализации мягкой зависимости определяется значением математического ожидания времени сокращения выполнения программы. Обозначим через  $M_S$  математическое ожидание времени сокращения выполнения программы при реализации всех мягких зависимостей. Как показано в [10],

$$M_S = \sum_{i=1}^n t_i \prod_{i=1}^n p_i.$$

Рассмотрим ситуацию, когда все мягкие зависимости обеспечивают одинаковое время сокращения проектов, а вероятности реализации этих зависимостей разные.

В этом случае математическое ожидание реализации всех мягких зависимостей может быть записано в виде

$$M_S = nt \prod_{i \in S} p_i.$$

Не ограничивая общности, будем считать, что все мягкие зависимости упорядочены по возрастанию вероятности реализации, т.е.

$$(1) \quad p_1 \geq p_2 \geq \dots \geq p_n.$$

В случае, когда все мягкие зависимости обеспечивают одинаковое время сокращения проектов и выполняется (1), для последовательно реализуемых мягких зависимостей в количестве  $k$ , математическое ожидание определяется как

$$M_m = kt \prod_{i=m}^{k+m-1} p_i, \quad m = 1, \dots, n - k + 1.$$

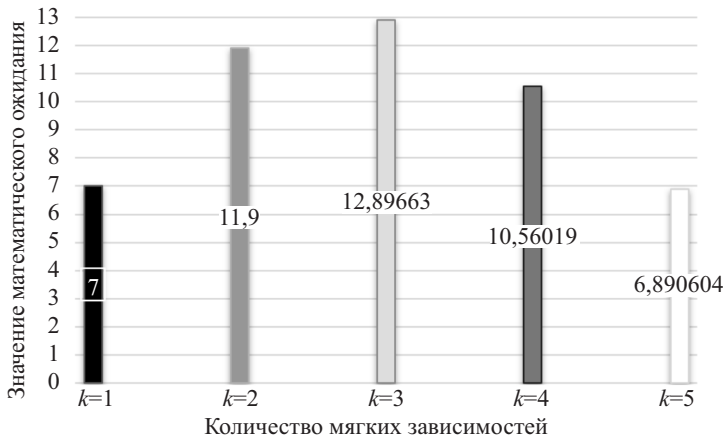


Рис. 6. Изменение значений математического ожидания при изменении вероятности реализации мягких зависимостей.

Учитывая условие (1), можем утверждать, что

$$M_1 > M_2 > \dots > M_{n-k+1}.$$

Пусть

$$(2) \quad p_i = p_1 b^{i-1},$$

в этом случае можно записать

$$M_1 = ktp_1 b^{k(k-1)b/2}.$$

Определим количество реализуемых мягких зависимостей, которое обеспечивает максимальное значение математического ожидания

$$(3) \quad \frac{\partial M_1}{\partial k} = tp_1 b^{k(k-1)b/2} + ktp_1 \frac{b}{2} (2k-1) \ln b = 0.$$

Из (3) получаем

$$1 + k \frac{b}{2} (2k-1) \ln b = 0.$$

Решение этого уравнения записывается в виде

$$(4) \quad k = \frac{1 \pm \sqrt{1 - \frac{16}{b \ln b}}}{4}.$$

*Пример 1.* Имеются пять мягких зависимостей. Время сокращения выполнения программы каждой мягкой зависимостью составляет  $t = 10$ , вероятность реализации первой мягкой зависимости составляет  $0,7$  ( $p_1 = 0,7$ ). Так как вероятность реализации мягких зависимостей изменяется в соответствии с (2), коэффициент геометрической прогрессии равен  $0,85$  ( $b = 0,85$ ) и, соответственно вероятность реализации мягких зависимостей равна  $p_1 = 0,7$ ;  $p_2 = 0,6$ ;  $p_3 = 0,51$ ;  $p_4 = 0,43$ ;  $p_5 = 0,37$ . На рис. 6 показана зависимость значения математического ожидания от количества реализуемых мягких зависимостей.

Вывод из примера 1. Для получения максимального значения математического ожидания достаточно реализовать только три мягких зависимости. Это, кстати, следует из выражения (4). Для заданного значения  $b$  расчет показывает, что  $k = 2,95$ . Здесь также следует отметить, что увеличивая коэффициент геометрической прогрессии, можно увеличить количество реализуемых мягких зависимостей, обеспечивающих максимальное значение математического ожидания, и, соответственно, уменьшение коэффициента геометрической прогрессии приводит к уменьшению этих показателей.

Рассмотрим теперь ситуацию, когда время сокращения проекта при реализации  $i$ -й мягкой зависимости изменяется в соответствии с процедурой геометрической прогрессии и определяется выражением

$$(5) \quad t_i = t_1 a^{i-1},$$

при этом вероятность реализации мягких зависимостей одинаковая.

В этом случае математическое ожидание реализации всех мягких зависимостей может быть записано в виде

$$(6) \quad M_S = \frac{t_1 (a^n - 1)}{a - 1} p^n.$$

Предполагая, что реализуются только первые  $k$  мягких зависимостей, выражение (6) может быть записано в виде

$$M_1 = \frac{t_1 (a^k - 1)}{a - 1} p^k.$$

Определим количество мягких зависимостей, реализация которых позволяет получить максимальное значение математического ожидания времени сокращения программы

$$(7) \quad \frac{d}{dk} \left( \frac{t_1 (a^k - 1)}{a - 1} p^k \right) = t_1 p^k \frac{a^k \ln a}{a - 1} + t_1 \frac{a^k - 1}{a - 1} p^k \ln p = 0.$$

Из (7) получаем

$$(8) \quad k = \frac{\ln \frac{\ln p}{\ln ap}}{\ln a}.$$

Так как рассматривается случай  $k < n$ , то из (8) следует

$$(9) \quad p < a^{a^n / (1 - a^n)}.$$

*Пример 2.* Как и в примере 1 имеются пять мягких зависимостей. Из (9) для  $a = 1,05$  получаем, что  $p < 1$ , поэтому вероятность реализации каждой мягкой зависимости может быть выбрана в размере 0,7. Время сокращения выполнения программы каждой мягкой зависимости определяется выражением (5) и составляет  $t_1 = 10$ ,  $t_2 = 10,7$ ;  $t_3 = 11,45$ ;  $t_4 = 12,25$ ;  $t_5 = 13,11$ . На рис. 7 показана зависимость значения математического ожидания от количества реализуемых мягких зависимостей.

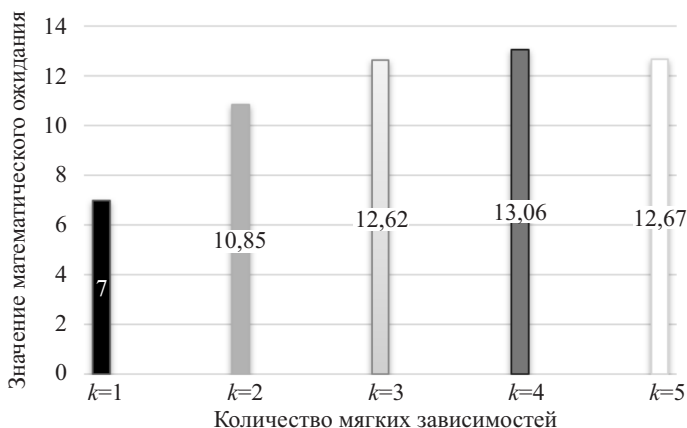


Рис. 7. Изменение значений математического ожидания при изменении времени сокращения выполнения программы.

Вывод из примера 2. Для получения максимального значения математического ожидания достаточно реализовать только четыре мягких зависимости. Это, кстати, следует из выражения (8). Для заданного значения  $a$  расчет показывает, что  $k = 3,11$ . Здесь также следует отметить, что изменение коэффициента геометрической прогрессии  $a$  изменяет количество реализуемых мягких зависимостей, обеспечивающих максимальное значение математического ожидания.

Выше были рассмотрены два варианта: первый – когда все мягкие зависимости обеспечивают одинаковое время сокращения проектов, а вероятности реализации этих зависимостей разные. А второй – когда время сокращения проекта при реализации мягких зависимостей изменяется и при этом вероятность реализации мягких зависимостей одинаковая.

## 5. Заключение

В работе анализируется использование мягких зависимостей при реализации программ. Приводится пример, показывающий, как редко можно свести работу с мягкими зависимостями к простым схемам без потери сути. Рассмотрена задача определения количества реализаций мягких зависимостей с целью обеспечения максимального срока сокращения продолжительности выполнения программы с учетом стохастической неопределенности реализации мягких зависимостей. Показано, что максимальное значение математического ожидания времени сокращения программы зависит не только от количества реализованных мягких зависимостей, а во многом определяется вероятностью реализации каждой мягкой зависимости. Приведены примеры, когда максимальное значение времени сокращения продолжительности выполнения программы обеспечивается меньшим числом имеющихся мягких зависимостей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Баркалов С.А. Математические основы управления проектами / Под ред. Буркова В.Н. М.: Высш. шк., 2005. 423 с.
2. Баркалов С.А. Модели и методы распределения ресурсов в управлении проектами / Баркалов С.А., Буркова И.В., Колпачев В.Н., Поталенко А.М. М.: ИПУ РАН, 2004. 85 с.
3. Баркалов С.А. Задача управления проектами при мягких зависимостях между работами / Баркалов С.А., Колпачев В.Н., Перелыгин А.Л., Лихотин Ю.П. // Научный вестник Воронежского государственного архитектурно-строительного университета. Серия: Дорожно-транспортное строительство. 2004. № 3. С. 125–129.
4. Бурков В.Н., Буркова И.В., Щепкин А.В. Мягкие зависимости между проектами в управлении программами // Труды 16-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2023, Москва). М.: ИПУ РАН, 2023. С. 149–155.
5. Буркова И.В. Минимизация затрат в проектах на основе мягких зависимостей // Труды Всероссийской научно-практической конференции (с международным участием) «Системы автоматизации (в образовании, науке и производстве)» (AS'2023, Новокузнецк). Новокузнецк: 2023. С. 219–224.
6. Голенко-Гинзбург Д.И. Стохастические сетевые модели планирования и управления разработками. Воронеж: Научная книга, 2010. 283 с.
7. Гельруд Я.Д. Обобщенные стохастические сетевые модели для управления комплексными проектами // Вестник НГУ. Серия: математика, механика, информатика. 2010. № 4. С. 36–51.
8. Воробаев В.И., Гельруд Я.Д. Обобщенные стохастические сетевые модели для управления комплексными проектами // Управление проектами и программами. 2008. № 1. С. 18–27; № 2. С. 114–125.
9. Smith A. Stochastic Methods in Project Management / J. Optim. 2021. V. 12. P. 45–60.
10. Бурков В.Н., Буркова И.В., Щепкин А.В. Условия применения мягких зависимостей между проектами в управлении программами при стохастической неопределенности их реализации // Труды Международной научно-практической конференции «ТЕОРИЯ АКТИВНЫХ СИСТЕМ – 55 лет» (ТАС-55, Москва). М.: ИПУ РАН, 2024. С. 95–99.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.А. Галеевым.*

Поступила в редакцию 08.07.2025

После доработки 17.11.2025

Принята к публикации 20.11.2025

© 2026 г. А.И. ЕРМОЛАЕВ, д-р техн. наук (ermolaev.a@gubkin.ru)  
(РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина, Москва),  
А.В. АХМЕТЗЯНОВ, канд. техн. наук (atlaswa@gmail.com),  
А.Р. ЛАТИПОВ (latipov257@gmail.com)  
(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

## УПРАВЛЯЕМЫЙ СЛУЧАЙНЫЙ ПОИСК И ОТНОШЕНИЕ ПРАВДОПОДОБИЯ В ЗАДАЧАХ БУЛЕВА ПРОГРАММИРОВАНИЯ<sup>1</sup>

На основе метода последовательного критерия отношения вероятностей (отношения правдоподобия) предложен алгоритм управляемого случайного поиска, предназначенный для приближенного решения задач дискретного программирования большой размерности. Сокращение перебора допустимых наборов искомых переменных задачи достигается за счет введения ненулевых вероятностей ложного распознавания оптимального решения. В качестве практического применения алгоритма рассмотрено решение задачи формирования оптимальных схем размещения скважин на залежах нефти и газа. Приведены результаты вычислительных экспериментов, целью которых являлось исследование точности решения задачи в зависимости от ее размерности (варьировались количество блоков, в которых возможно размещение скважин, и число размещаемых скважин). В качестве эталонного решения, относительно которого оценивалась точность приближенного решения, сформированного предлагаемым алгоритмом, использовалось оптимальное решение задачи одним из точных методов дискретного программирования.

*Ключевые слова:* алгоритм, булево программирование, вероятность, статистические гипотезы, метод максимального правдоподобия, плотность распределения, оптимизация, транспортная задача.

DOI: 10.7868/S2413977726050045

### 1. Введение

Одним из основных подходов к решению задач дискретного программирования большой размерности является использование приближенных алгоритмов, позволяющих оценить погрешность в определении точного (оптимального) решения [1–3]. Такой подход является вполне оправданным при решении прикладных задач, типичной ситуацией для которых является не только их большая размерность, но и существенная погрешность в значениях исходных параметров, поскольку в этом случае снижается ценность точного

---

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке проекта Российского научного фонда (№ 25-71-20008).

решения задачи и появляется возможность сокращения количества анализируемых допустимых решений задачи за счет отказа от гарантированного получения точного решения.

В согласии с [2] под задачей большой размерности будем понимать задачу, поиск оптимального решения которой на конкретном компьютере занимает время, превосходящее заданное значение, или требует объем памяти, превосходящий выделяемый объем.

Значительный класс приближенных методов составляют методы управляемого случайного поиска [1, 2]. В отличие от «слепого» случайного поиска эти методы позволяют накапливать информацию, полученную на предыдущих этапах поиска оптимального решения, для корректировки следующих этапов.

Предлагаемый в работе алгоритм относится к методам управляемого случайного поиска, представляет собой итерационную процедуру, на каждом шаге которой при заданных вероятностях ошибочного вывода проверяется истинность одной из двух статистических гипотез: можно ли считать оптимальным допустимое решение, наиболее предпочтительное относительно всех ранее сформированных допустимых решений с точки зрения целевой функции, или следует продолжить поиск?

## 2. Постановка задачи и описание алгоритма

Рассмотрим задачу линейного булева программирования:

$$\begin{aligned} (1) \quad & F(X) \rightarrow \min \\ (2) \quad & X = (x_1, \dots, x_k) \in A \\ (3) \quad & x_i \in \{0, 1\}, \quad i = \overline{1, k}, \end{aligned}$$

где  $A$  – подмножество  $k$ -мерного евклидова пространства, представленное линейными ограничениями, а  $F(X)$  – линейная функция, определенная на подмножестве  $A$ .

При большой размерности задачи (1)–(3) для ее решения потребуется необозримо большой перебор всех допустимых решений (в общем случае такой перебор невозможен из-за практически неограниченного объема требуемой памяти и соответственно времени вычислений). Введем множество  $B$ :

$$(4) \quad B \equiv \{X = (x_1, \dots, x_k) : X \in A, 0 \leq x_i \leq 1, i = \overline{1, k}\}.$$

Предполагая, что полный перебор всех допустимых решений невозможен из-за огромных временных затрат, рассмотрим основные этапы алгоритма.

1. Любым доступным методом линейного программирования решаются две задачи:

$$(5) \quad F(X) \rightarrow \min_{X \in B},$$

$$(6) \quad F(X) \rightarrow \max_{X \in B}.$$

Пусть  $F_{\min}, F_{\max}$  – соответственно значения целевых функций в оптимальных решениях задач (5) и (6). Тогда с учетом (4) для значений целевой функции (1) при выполнении ограничений (2) и (3) будет следовать:

$$(7) \quad F_{\min} \leq F(X) \leq F_{\max}.$$

2. Случайным образом (по некоторому закону распределения) формируется набор из  $n$  допустимых решений задачи (1)–(3):  $X_1, \dots, X_n$ , и формируется набор  $F_1 \equiv F(X_1), \dots, F_n \equiv F(X_n)$ , представляющий собой реализацию случайной величины – значения целевой функции задачи (1)–(3).

Если при  $r, j \in \{1, \dots, n\}$  окажется, что выполняются условия  $F_r \leq F_j$  и  $F_r = F_{\min}$ , то из неравенств (7) следует, что  $X_r$  – оптимальное решение задачи (1)–(3), и все вычисления заканчиваются. В ином случае требуется выполнение следующих этапов испытаний, на которых рассматривается случай  $F_r > F_{\min}$ . Если на протяжении следующих  $n + 1, n + 2, \dots$  «испытаний» выполняется  $F_r \leq F_j$ , где  $j \in \{n + 1, n + 2, \dots\}$ , то возникает подозрение: не является ли  $X_r$  оптимальным решением задачи (1)–(3)?

Основной целью следующих этапов предлагаемой модификации метода случайного поиска является ответ на вопрос: сколько дополнительных испытаний, в каждом из которых выполняется  $F_{\min} < F_r \leq F_j$ , где  $j \in \{n + 1, n + 2, \dots\}$ , следует провести, чтобы при заданных вероятностях ошибочного вывода можно было бы утверждать, что  $X_r$  является оптимальным решением задачи (1)–(3)? Ответ на эти вопросы достигается следующим образом.

3. Введем обозначения  $X^* \equiv X_r$  и  $F^* \equiv F(X_r)$ . Исходя из полученных значений целевой функции (1) строится гистограмма. По виду гистограммы выбирается один из возможных законов распределения  $F(X)$  – значений целевой функции (1). Этот выбранный закон распределения применяется для значений случайной величины  $F(X)$ , принадлежащих как отрезку  $[F^*, F_{\max}]$ , так и отрезку  $[F_{\min}, F_{\max}]$ . В связи с этим выдвигаются две гипотезы  $H_1$  и  $H_2$ :

$$(8) \quad H_1 : F(X) \in [F^*, F_{\max}];$$

$$(9) \quad H_2 : F(X) \in [F_{\min}, F_{\max}].$$

Для проверки выдвинутых гипотез предлагается использовать последовательный критерий отношения вероятностей (или отношение правдоподобия) [4]. Одним из его достоинств является возможность не задавать заранее необходимое число испытаний (измерений, итераций), так как после каждого испытания либо устанавливается справедливость гипотезы  $H_1$ , либо делается вывод о необходимости продолжения испытаний. Тем самым лишние испытания не проводятся.

4. Реализация последовательного критерия отношения вероятностей (ПКОВ) при его применении к задаче (1)–(3) состоит из следующих шагов.

4.1. Вводятся вероятности ложного распознавания:  $\gamma_{lt}$  – вероятность принять  $H_l$ , когда на самом деле верна  $H_t$ , где  $l, t \in \{1, 2\}$ . Определяются два порога:  $\alpha$  и  $\beta$ ,  $\alpha > \beta$  [4]:

$$(10) \quad \alpha \equiv (1 - \gamma_{21})/\gamma_{12}, \quad \beta \equiv \gamma_{21}/(1 - \gamma_{12}).$$

4.2. Исходя из выбранного вида закона распределения случайной величины  $F(X)$  и полученных при испытаниях ее реализаций  $F_1, \dots, F_n$  с использованием метода максимального правдоподобия [5] определяются  $Y_1$  и  $Y_2$  – векторы параметров двух условных плотностей распределения значений целевой функции (1). Первая условная плотность распределения  $p_{1n}(f/Y_1, F^*)$  соответствует гипотезе  $H_1$  (справедливо условие (8)), т.е.  $F^* \leq F(X) \leq F_{\max}$ . Вторая условная плотность распределения  $p_{2n}(f/Y_2, F_{\min})$  соответствует гипотезе  $H_2$  (справедливо условие (9)), т.е.  $F_{\min} \leq F(X) \leq F_{\max}$ . Другими словами, восстанавливаются две плотности распределения  $p_{1n}(f/Y_1, F^*)$  и  $p_{2n}(f/Y_2, F_{\min})$ , что сводится к решению двух задач:

$$(11) \quad \prod_{j=1}^n p_{1n}(F_j/Y_1, F^*) \rightarrow \max_{Y_1},$$

$$(12) \quad \prod_{j=1}^n p_{2n}(F_j/Y_2, F_{\min}) \rightarrow \max_{Y_2}.$$

После определения  $Y_1$  и  $Y_2$  можно перейти к проверке гипотез  $H_1$  и  $H_2$ , т.е. к ответу на вопрос: случайная величина  $F(X)$  распределена по первому закону  $p_{1n}(f/Y_1, F^*)$  или второму  $p_{2n}(f/Y_2, F_{\min})$ ?

4.3. Случайным образом формируется новое допустимое решение  $X_{n+1}$  и вычисляется  $F_{n+1}$  – значение целевой функции (1), соответствующее этому решению.

4.4. Вводится отношение правдоподобия  $\delta_{n+1}$  [4]:

$$\delta_{n+1} = \frac{p_{1n}(F_{n+1}/Y_1, F^*)}{p_{2n}(F_{n+1}/Y_2, F_{\min})}.$$

4.5. Проверяется выполнение условий остановки или продолжения испытаний [4]:

а) если  $\delta_{n+1} \geq \alpha$ , то верной считается  $H_1$ , т.е. принимается гипотеза:  $X^*$  является оптимальным решением задачи (1)–(3);

б) если  $\beta < \delta_{n+1} < \alpha$ , то необходимо сформировать новое допустимое решение  $X_{n+2}$ , вычислить  $F_{n+2}$ , определить  $\delta_{n+2}$  по формуле

$$\delta_{n+2} = \frac{p_{1n}(F_{n+1}/Y_1, F^*)}{p_{2n}(F_{n+1}/Y_2, F_{\min})} \cdot \frac{p_{1n}(F_{n+2}/Y_1, F^*)}{p_{2n}(F_{n+2}/Y_2, F_{\min})},$$

снова сравнить  $\delta_{n+2}$  с порогами  $\alpha$  и  $\beta$  и т.д. (с каждой итерацией число сомножителей в отношении правдоподобия увеличивается на единицу);

в) если выполняется  $\delta_{n+1} \leq \beta$  (верна  $H_2$ ), т.е.  $\delta_{n+1} = 0$ , так как  $F_{n+1} < F^*$  и  $p_{1n}(F_{n+1}/Y_1, F^*) = 0$ , то необходимо положить  $X^* \equiv X_{n+1}$ ,  $F^* \equiv F(X_{n+1})$ , найти новые значения  $Y_1$  и  $Y_2$ , решая задачи (11) и (12), где  $j = 1, 2, \dots, n + 1$ , и повторить пункты 4.2–4.5, полагая  $n \equiv n + 1$ .

Пусть  $(m - 1)$  – число итераций процесса распознавания, в каждой из которых выполнялось условие пункта б), и получены реализации случайной величины  $F(X)$ :  $F_{n+1}, F_{n+2}, \dots, F_{n+m-1}$ . Тогда на  $m$ -й итерации после вычисления  $F_{n+m}$  отношение правдоподобия приобретает вид:

$$(13) \quad \delta_{n+m} = \prod_{j=n+1}^{n+m} \frac{p_{1n}(F_j/Y_1, F^*)}{p_{2n}(F_j/Y_2, F_{\min})}.$$

### **3. Применение алгоритма для формирования оптимальных схем размещения скважин на залежах нефти и газа**

Рассмотрим применение алгоритма для решения задачи расстановки заданного числа скважин на залежах нефти и газа, которая является ключевой в перечне задач проектирования разработки нефтяных и газовых месторождений. Ее решению посвящены многочисленные исследования (см., например, обзоры [6, 7]), в большинстве из которых применяются модели размещения, где целевые функции представляют собой конечные показатели эффективности процессов разработки залежей, например степень извлечения углеводородного сырья из недр. Это вызывает необходимость гидродинамического моделирования процессов разработки месторождений нефти и газа [8], реализация которого сопряжена со значительными временными затратами.

Рассмотрим один из альтернативных подходов к проектированию схем расстановки газовых (нефтяных) скважин, в котором проблема размещения скважин сводится к модели линейного булева программирования [9]. В этой модели целевая функция является формализацией эвристических правил рационального размещения скважин, проверенных многолетней практикой разработки месторождений нефти и газа. В этом случае вычисление значений целевой функции не потребует привлечения гидродинамического моделирования. В соответствии с этими правилами размещение заданного числа скважин (точнее забоев скважин) должно обеспечивать [9]:

- а) как можно меньшее расстояние скважин до любой точки продуктивного пласта;
- б) равенство областей дренирования скважин;
- в) приближение скважин к участкам пласта, имеющим более высокие значения запасов.

Выполнение этих правил направлено на максимально возможный охват пласта заданным количеством скважин и повышение степени извлечения углеводородного сырья из залежи.

Содержательная постановка задачи формулируется следующим образом: пусть залежь разбита на блоки, в каждом из которых возможно размещение забоя скважины; число размещаемых скважин задано; требуется определить набор блоков, содержащих забой скважин, при котором в минимальной степени нарушаются эвристические правила рациональной расстановки скважин (правила *a*, *b*, *в*).

Перейдем к построению модели оптимизации, ориентируясь на результаты работы [9]. Предварительно продуктивная площадь аппроксимируется двумерной областью, состоящей из одинаковых по площади блоков, имеющих форму квадрата. Известны запасы газа (нефти) каждого блока. Считается, что при размещении скважины в каком-либо блоке координаты забоя скважины совпадают с центром этого блока.

Введем исходные параметры. Пусть  $S$  – число добывающих скважин,  $K$  – число блоков, приходящихся на одну скважину,  $N$  – число блоков,  $N = KS$ . Чтобы задача допускала нетривиальные решения, положим  $N > S \geq 1$ , т.е.  $K > 1$ .

Пусть  $V_j$  – геологические запасы  $j$ -го блока,  $V_j > 0$ , а  $V \equiv \max\{V_j\}$ ,  $j = 1, \dots, N$ . Введем параметр  $\lambda_j$ , характеризующий продуктивность («важность», «полезность»)  $j$ -го блока или потенциальную эффективность скважины, размещенной в этом блоке. Тогда в качестве  $\lambda_j$  можно выбрать отношение:  $\lambda_j = V_j/V$  [9]. Введем параметр  $R_{ij}$  – расстояние между центрами  $i$ -го и  $j$ -го блоков,  $R_{ij} > 0$ ,  $j \neq i$ ,  $R_{ii} = 0$ ,  $R \equiv \max\{R_{ij}\}$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,  $j = 1, \dots, N$ . Пусть  $r_{ij} = R_{ij}/R$ .

Определим параметр  $c_{ij}$  – «взвешенное расстояние» между  $i$ -м и  $j$ -м блоками:

$$(14) \quad c_{ij} = \begin{cases} (\lambda_j)^{1-\gamma} (r_{ij})^\gamma, & i \neq j, \\ 0, & i = j, \end{cases}$$

где  $\gamma$  – экспертная оценка важности показателя «расстояние» по отношению к показателю «запасы»,  $0 \leq \gamma \leq 1$ . Выбор  $\gamma$  для нефтяных и газовых скважин может различаться. С учетом более высокой подвижности газа по сравнению с нефтью  $\gamma$ , для газовых залежей будет иметь меньшие значения. Параметр  $c_{ij}$  можно трактовать как штраф за нарушение правил *a*, *b*, *в* при включении  $j$ -го блока в область влияния скважины, расположенной в  $i$ -м блоке. Под областью влияния понимается совокупность блоков вокруг скважины, из которых скважина получает основной приток пластовых флюидов.

Для повышения адекватности моделей расстановки скважин в качестве расстояния между любой парой блоков можно использовать не евклидово расстояние, выраженное в единицах длины, а параметры, характеризующие

сопротивление продвижению потока пластовых флюидов от одного блока к другому (подробное описание такой замены можно найти в [10]).

Введем искомые переменные  $x_{ij}$ :  $x_{ij} = 1$ , если  $j$ -й блок входит в область влияния (питания) скважины, находящейся в  $i$ -м блоке, и  $x_{ij} = 0$  в ином случае. Из определения  $x_{ij}$  следует: если  $x_{ii} = 1$ , то в  $i$ -м блоке находится скважина, в ином случае  $x_{ii} = 0$ .

С учетом сформулированного выше понятия рациональности (правила  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ) формирование наилучшей схемы размещения скважин сводится к поиску таких  $x_{ij}$ , что

$$(15) \quad \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min_x,$$

$$(16) \quad \sum_{i=1}^N x_{ii} = S,$$

$$(17) \quad \sum_{j=1}^N x_{ij} = K x_{ii}, \quad i = \overline{1, N},$$

$$(18) \quad \sum_{i=1}^N x_{ij} = 1, \quad j = \overline{1, N},$$

$$(19) \quad x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad j = \overline{1, N}.$$

В модели (15)–(19): целевая функция в критерии (15) – суммарный штраф за нарушение правил  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ; ограничение (16) – ограничение на число скважин; ограничение (17) – условие: каждая область влияния состоит из одинакового количества блоков; ограничение (18) – условие: любой блок может включаться только в одну область влияния. Так как из (14) следует, что  $c_{ij} = 0$  при  $j = i$ , то в целевой функции (15) переменные  $x_{ii}$  при  $j = i$  отсутствуют. С учетом (14) и  $V_j > 0$ ,  $R_{ij} > 0$ ,  $j \neq i$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, N}$  целевая функция (15) при любом допустимом решении будет строго больше нуля.

Алгоритм, рассмотренный в предыдущем разделе, использует специфику задачи (15)–(19), которая заключается в следующем. Во-первых, система уравнений (16)–(19) является линейно-зависимой из-за условия  $N = KS$ . Во-вторых, при определенном фиксированном размещении скважин, т.е. при известных допустимых значениях переменных  $x_{ii}$ , задача (15), (17)–(19) становится классической транспортной задачей с правильным балансом по критерию стоимости (Т-задача) [11]. Продемонстрируем преобразование задачи (15), (17)–(19) в Т-задачу для одной из допустимых расстановок скважин, в соответствии с которой скважины размещаются в первых  $S$  блоках:

$$(20) \quad x_{ii} = 1, i = \overline{1, S}, \quad x_{ii} = 0, \quad i = \overline{S+1, N}.$$

С учетом соотношений (17), (18), (20) задача (15)–(19) принимает вид:

$$(21) \quad \sum_{i=1}^S \sum_{j=S+1}^N c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min_x,$$

$$(22) \quad \sum_{j=S+1}^N x_{ij} = K - 1, \quad i = \overline{1, S},$$

$$(23) \quad \sum_{i=1}^S x_{ij} = 1, \quad j = \overline{S+1, N},$$

$$(24) \quad x_{ij} \geq 0, \quad i = \overline{1, S}, \quad j = \overline{S+1, N}.$$

В задаче (21)–(24) с учетом того, что  $N = KS$ , сумма правых частей уравнений (22) и сумма правых частей уравнений (23) совпадают и равняются  $(N - S)$ . В силу ограничения (23) и условий (24) значения искоемых переменных не могут оказаться больше 1. Так как правые части ограничений (22) и (23) являются строго положительными целыми числами и введено условие (24), то «автоматически» будет выполняться условие (19) [11]. Поэтому при выполнении условия (20) оптимальные с точки зрения критерия (21) значения  $x_{ij}$ , где  $i = \overline{1, S}$ ,  $j = \overline{S+1, N}$ ,  $j \neq i$ , можно получить с помощью алгоритмов линейного программирования, более эффективных по сравнению с алгоритмами дискретного программирования при решении задач большой размерности. Остальные искоемые переменные исходной задачи (15)–(19) полагаются равными нулю для выполнения ограничений (16)–(19). Тем самым будет получено значение целевой функции (15), равное значению целевой функции (21) в оптимальном решении задачи (21)–(24).

Присваивая с помощью датчика случайных чисел каким-либо  $S$  элементам главной диагонали квадратной матрицы  $\{x_{ij}\}_{N \times N}$  значения, равные единице, и полагая остальные элементы главной диагонали равными нулю (для выполнения ограничения (16)), можно генерировать оптимальные решения задачи (21)–(24), которые являются допустимыми решениями задачи (15)–(19). Каждому допустимому решению соответствует значение целевой функции (15), что позволяет для решения исходной задачи (15)–(19) применить предлагаемый выше алгоритм управляемого случайного поиска.

Ниже приведены результаты тестирования предлагаемого алгоритма при различных наборах исходных данных задачи (15)–(19). В качестве исходных данных использовались природные и технологические параметры разработки гипотетического газового месторождения. Вычислительные эксперименты проводились путем варьирования ключевых параметров задачи: общего числа блоков ( $N$ ), количества размещаемых скважин ( $S$ ) и  $\gamma$  – параметра целевой функции (15),  $0 \leq \gamma \leq 1$ . Параметр  $\gamma$  определяет относительные «веса» правил  $a$  и  $b$ , а именно: при  $\gamma = 0$  учитываются только запасы блоков (полное доминирование правила  $b$ ); при  $\gamma = 1$  учитываются только расстояния между скважинами (полное доминирование правила  $a$ ). Отметим, что при  $\gamma = 0$

решение задачи (15)–(19) тривиально: скважины расставляются в  $S$  блоках, превосходящих остальные  $(N - S)$  блоков по запасам.

Предлагаемый алгоритм (ПА) сравнивался с методом ветвей и границ (МВГ) [11], позволяющим получить точное решение задачи (15)–(19). Для МВГ было установлено ограничение по времени вычислений в 1200 секунд (20 минут). Анализ основан на сравнении полученных значений целевых функций (15):  $F^*$  соответствует лучшему решению, найденному ПА;  $F_{\text{opt}}$  – оптимальному решению, найденному МВГ (если доступно);  $F_{\text{min}}$  – теоретическая нижняя граница целевой функции (15), когда вместо задачи (15)–(19) решается задача (15)–(18), (24). Кроме этого, сравнивались затраты времени на получение окончательных решений:  $T^*$  для ПА,  $T_{\text{opt}}$  для МВГ. Результаты сравнения приведены в таблице. Кроме указанных выше параметров, в таблице приведена погрешность лучшего (приближенного) решения, полученного с помощью ПА, относительно точного решения, полученного с помощью МВГ:  $\varepsilon = (F^* - F_{\text{opt}})/F_{\text{opt}}$ , %. Символ «>» означает, что было превышено допустимое время решения. При реализации ПА предел по числу итераций равнялся 5000.

Из результатов, представленных в таблице, можно сделать следующие выводы.

**1. Влияние размерности задачи на время решения.** Для задачи  $N = 16$  оба метода находят решение практически мгновенно (МВГ быстрее). Уже при  $N = 100$   $T_{\text{opt}}$  – время счета МВГ – заметно возрастает и становится сравнимым с  $T^*$  – временем счета ПА (или  $T_{\text{opt}} > T^*$ ), например,  $N = 100$ ,  $S = 5$ ,  $\gamma = 0,70$ :  $T_{\text{opt}} = 28$  с,  $T^* = 14$  с;  $N = 100$ ,  $S = 10$ ,  $\gamma = 1,00$ :  $T_{\text{opt}} = 51$  с,  $T^* = 15$  с;  $N = 100$ ,  $S = 25$ ,  $\gamma = 0,70$ :  $T_{\text{opt}} = 147$  с,  $T^* = 29$  с. При  $N = 400$  МВГ стабильно не укладывается в 1200-секундный лимит. В противоположность этому, ПА во всех без исключения экспериментах завершал работу значительно быстрее этого временного порога, находя решение за время от полутора минут до  $\sim 16$  мин (90–960 с), что демонстрирует его применимость в задачах большой размерности.

**2. Отклонение от точного решения.** При малых  $N$  ( $N = 16$ ) ПА находит точное решение ( $F^* = F_{\text{opt}}$ ). Для  $N = 100$  ПА находит решения, незначительно уступающие точным. Отклонение  $F^*$  от  $F_{\text{opt}}$  варьируется в разумных пределах (1–13%), так как не превосходит погрешность в исходных данных для реальных объектов добычи. Хотя для крайних значений  $\gamma$  или большого числа скважин отклонение может достигать 24%.

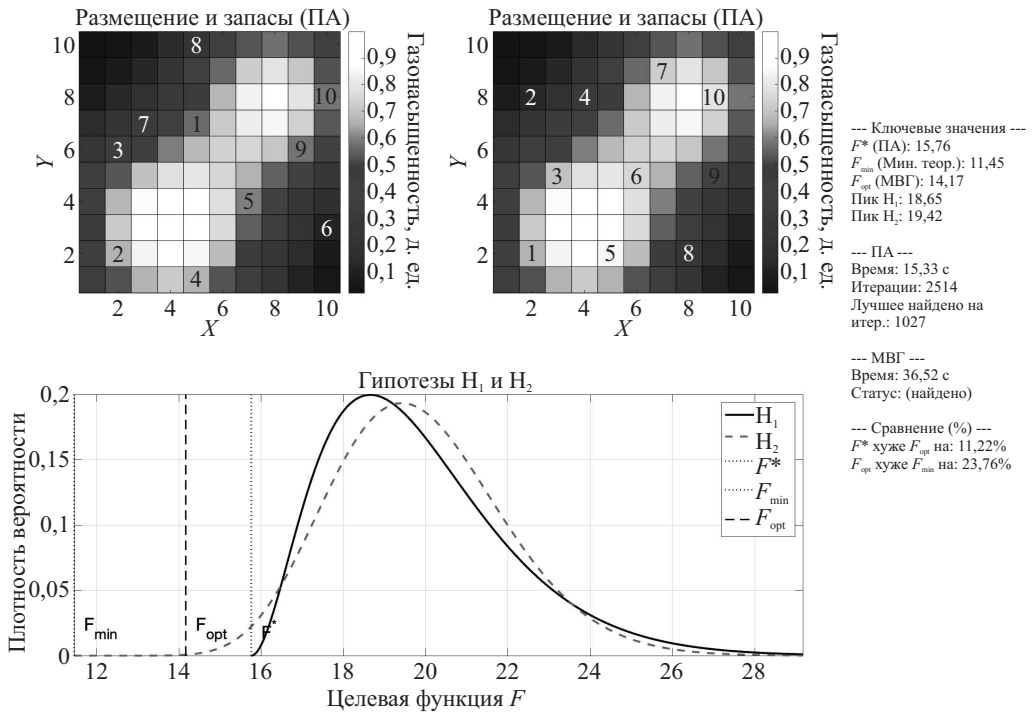
**3. Влияние параметра  $\gamma$ .** Крайние значения  $\gamma = 0$  и  $\gamma = 1$  упрощают задачу для МВГ, который находит решение быстро (для  $N \leq 100$ ). В этих случаях ПА показывает худшую относительную производительность: часто достигает лимита итераций, а погрешность приближенного решения может быть выше, чем при промежуточных  $\gamma$  (0,3; 0,7). При  $\gamma = 0$  или  $\gamma = 1$  могут возникать близкие по качеству решения, затрудняющие работу ПА. Как уже выше было отмечено, при  $\gamma = 0$  решение тривиально: скважины концентрируют-

Сравнение приближенного (ПА) и точного (МВГ) алгоритмов

| $N$ | $S$ | $\gamma$ | $F^*$  | $F_{opt}$ | $F_{min}$ | $T^*, c$ | $T_{opt}, c$ | Кол-во<br>итераций ПА | $\varepsilon, \%$ |
|-----|-----|----------|--------|-----------|-----------|----------|--------------|-----------------------|-------------------|
| 16  | 4   | 0,0      | 11,06  | 11,06     | 11,06     | 13,63    | 0,02         | 5000                  | 0,00%             |
| 16  | 4   | 0,3      | 7,45   | 7,45      | 7,34      | 9,36     | 0,03         | 3562                  | 0,00%             |
| 16  | 4   | 0,7      | 4,28   | 4,28      | 4,26      | 13,19    | 0,02         | 5000                  | 0,00%             |
| 16  | 4   | 1,0      | 2,83   | 2,83      | 2,83      | 13,08    | 0,03         | 5000                  | 0,00%             |
| 100 | 5   | 0,0      | 45,94  | 45,45     | 45,45     | 26,71    | 0,13         | 5000                  | 1,08%             |
| 100 | 5   | 0,3      | 30,36  | 29,93     | 25,43     | 15,05    | 5,62         | 3203                  | 1,44%             |
| 100 | 5   | 0,7      | 19,61  | 18,65     | 12,26     | 14,43    | 28,09        | 3102                  | 5,15%             |
| 100 | 5   | 1,0      | 14,65  | 13,95     | 7,46      | 11,70    | 28,31        | 2743                  | 5,02%             |
| 100 | 10  | 0,0      | 42,56  | 41,10     | 41,10     | 32,74    | 0,16         | 5000                  | 3,55%             |
| 100 | 10  | 0,3      | 26,94  | 26,01     | 23,32     | 19,56    | 14,67        | 3151                  | 3,58%             |
| 100 | 10  | 0,7      | 15,76  | 14,17     | 11,45     | 15,33    | 36,52        | 2514                  | 11,22%            |
| 100 | 10  | 1,0      | 10,78  | 9,53      | 7,07      | 15,31    | 51,19        | 2728                  | 13,12%            |
| 100 | 25  | 0,0      | 33,32  | 29,46     | 29,46     | 49,85    | 0,20         | 5000                  | 13,10%            |
| 100 | 25  | 0,3      | 20,70  | 19,50     | 17,46     | 26,94    | 2,88         | 2943                  | 6,15%             |
| 100 | 25  | 0,7      | 10,80  | 9,86      | 9,11      | 29,30    | 147,14       | 3217                  | 9,53%             |
| 100 | 25  | 1,0      | 7,03   | >         | 5,89      | 36,29    | > 1200       | 3608                  | >                 |
| 400 | 10  | 0,0      | 184,80 | 182,74    | 182,74    | 218,29   | 13,15        | 5000                  | 1,13%             |
| 400 | 10  | 0,3      | 110,43 | >         | 81,97     | 95,08    | > 1200       | 2792                  | >                 |
| 400 | 10  | 0,7      | 60,47  | >         | 29,53     | 91,40    | > 1200       | 2852                  | >                 |
| 400 | 10  | 1,0      | 41,83  | >         | 14,51     | 85,58    | > 1200       | 2712                  | >                 |
| 400 | 40  | 0,0      | 168,14 | 156,33    | 156,33    | 462,45   | 10,43        | 5000                  | 7,55%             |
| 400 | 40  | 0,3      | 88,06  | >         | 71,75     | 337,64   | > 1200       | 3435                  | >                 |
| 400 | 40  | 0,7      | 39,15  | >         | 26,65     | 285,09   | > 1200       | 3279                  | >                 |
| 400 | 40  | 1,0      | 22,66  | >         | 13,40     | 247,32   | > 1200       | 2749                  | >                 |
| 400 | 100 | 0,0      | 137,21 | 110,68    | 110,68    | 959,47   | 10,12        | 5000                  | 23,97%            |
| 400 | 100 | 0,3      | 67,65  | >         | 53,29     | 592,15   | > 1200       | 2835                  | >                 |
| 400 | 100 | 0,7      | 26,91  | >         | 21,13     | 639,56   | > 1200       | 3273                  | >                 |
| 400 | 100 | 1,0      | 14,14  | >         | 11,16     | 577,67   | > 1200       | 2921                  | >                 |

ся в зонах с максимальными запасами; при  $\gamma = 1$  скважины располагаются максимально равномерно. Промежуточные  $\gamma$  (0,3; 0,7) создают более сложный ландшафт целевой функции, замедляя МВГ, но позволяя ПА демонстрировать свои преимущества в скорости при сохранении высокого качества решения.

**4. Оценка числа итераций, необходимых для получения окончательного решения с помощью ПА.** Остановка ПА происходит либо при достижении лимита итераций (5000), либо с принятием гипотезы  $H_1(\delta_{n+1} \geq \alpha)$ . Остановка алгоритма во многих случаях по условию  $\delta_{n+1} \geq \alpha$  (верна гипотеза  $H_1$ ) подтверждает его работоспособность.



Графики плотностей распределения значений целевой функции (15) для гипотез  $H_1$  и  $H_2$  при  $N = 100, S = 10, \gamma = 0,7$ .

На рисунке представлены плотности распределения случайной величины – целевой функции (15) при  $N = 100, S = 10, \gamma = 0,7$ , соответствующие гипотезам  $H_1$  (сплошная кривая) и  $H_2$  (пунктирная кривая). На основании гистограммы, построенной с использованием реализаций этой случайной величины, в качестве закона распределения было выбрано  $\beta$ -распределение.

#### 4. Заключение

Предложенный алгоритм целесообразно использовать в задачах целочисленного программирования, в которых процесс формирования допустимых решений не является затруднительным с вычислительной точки зрения. Примером такой задачи является рассмотренная в данной статье модель оптимального размещения скважин на залежах нефти и газа.

Формирование схем расстановки нефтяных и газовых скважин относится к основным задачам проектирования процессов разработки месторождений углеводородов. Применение алгоритма для ее решения позволяет сократить время на формирование и выбор приемлемых вариантов разработки залежи, из которых выбирается окончательный вариант, подлежащий реализации. Важно отметить, что положительные качества алгоритма проявляются именно при решении задач большой размерности, что является характерным при проектировании разработки реальных объектов добычи нефти и газа.

Существенная неопределенность в значениях исходных параметров делает вполне оправданным применение приближенных методов оптимизации. Алгоритм стабильно находит решения, близкие к оптимальным, затрачивая на это существенно меньше времени, чем точные методы. Эта разница в производительности особенно заметна на масштабных задачах, где метод ветвей и границ регулярно достигал 1200-секундного лимита, в то время как предложенный алгоритм всегда оставался далек от этого порога.

Результаты вычислительных экспериментов показали работоспособность предложенного алгоритма управляемого случайного поиска, в основу которого положено отношение правдоподобия, реализованное в виде последовательного критерия отношения вероятностей.

Сокращение перебора допустимых решений достигается не только за счет введения ненулевых вероятностей ложного вывода, но и за счет использования всей информации, содержащейся в законах распределения случайной величины, реализации которой представляют собой значения целевой функции задачи оптимизации.

Поскольку любую задачу линейного дискретного программирования, в которой каждая искомая переменная принимает целые значения из некоторого конечного множества, например  $\{0, 1, 2, \dots, l\}$ , где  $l < \infty$ , можно свести к эквивалентной модели линейного булева программирования, то предложенный алгоритм управляемого случайного поиска можно распространить и на решение дискретных задач оптимизации более общего вида.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Финкельштейн Ю.Ю.* Приближенные методы и прикладные задачи дискретного программирования. М.: Наука, 1976. 264 с.
2. *Сигал И.Х., Иванова А.П.* Введение в прикладное дискретное программирование: модели и вычислительные алгоритмы. М.: Физматлит, 2003. 240 с.
3. *Хачатуров В.Р., Веселовский В.Е., Зотов А.В. и др.* Комбинаторные методы и алгоритмы решения задач дискретной оптимизации большой размерности. М.: Наука, 2000. 360 с.
4. *Фу К.* Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин. М.: Наука, 1971. 256 с.
5. *Крамер Г.* Математические методы статистики. М.: Мир, 1975. 648 с.
6. *AlQahtani G.D., Vadapalli R., Siddiqui S., Bhattacharya S.* Well Optimization Strategies in Conventional Reservoirs. 2012, SPE 160861.
7. *Латинов А.Р.* Анализ моделей и методов оптимального размещения скважин на залежах нефти и газа // Автоматизация и информатизация ТЭК. 2025. № 6 (623). С. 50–57.
8. *Каневская Р.Д.* Математическое моделирование гидродинамических процессов разработки месторождений углеводородов. М.-Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2003. 128 с.

9. *Ермолаев А.И., Ибрагимов И.И.* Модели рационального размещения скважин при разработке газовых и газоконденсатных месторождений // Труды Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. 2006. Т. XXVII. С. 118–123.
10. *Ermolaev A.I., Kuvichko A.M.* NPS-Based Optimal Well Placement // Proceedings of the EAGE Conference (ECMOR XIII), Biarritz, France, 10–13 September 2012.
11. *Корбут А.А., Финкельштейн Ю.Ю.* Дискретное программирование. М.: Наука, 1969. 368 с.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.А. Галяевым.*

Поступила в редакцию 08.07.2025

После доработки 30.10.2025

Принята к публикации 20.11.2025

© 2026 г. Л.Ю. ЖИЛЯКОВА, д-р физ.-мат. наук (zhilyakova@ipu.ru)  
(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

## БИОЛОГИЯ И ФЕНОМЕНОЛОГИЯ КОДИРОВАНИЯ ВРЕМЕНИ – ОБЗОР ИССЛЕДОВАНИЙ И МОДЕЛЕЙ

Кодирование временной информации – ключевая функция биологических систем, лежащая в основе восприятия, обучения, принятия решений и синхронизации поведения. Несмотря на большое количество данных эмпирических исследований и множество теоретических моделей, единая концепция временного кодирования до сих пор не сформулирована. Статья представляет собой обзор работ, посвященных кодированию времени живыми организмами. В ней рассматриваются современные представления о нейронных коррелятах кодирования времени. Прослеживается эволюция подходов и моделей: от классических моделей скалярного тайминга до более сложных сетевых, популяционных и байесовских концепций. Выделены основные тенденции и обозначены смены парадигм в моделировании запоминания и предсказания времени. Указываются ключевые свойства кодирования времени, наблюдаемые у большинства видов позвоночных. Детально описаны первые основополагающие феноменологические модели: *модель внутренних часов* и *теория скалярного ожидания*. Обосновывается их значимость для теории управления, искусственного интеллекта и робототехники.

*Ключевые слова:* кодирование времени, запоминание временных интервалов, ритмическая активность, внутренние часы, модели тайминга.

DOI: 10.7868/S2413977726050055

### 1. Введение

Проблема временного кодирования – одна из фундаментальных проблем в нейронауках, психологии и математическом моделировании поведения. Для специалистов теории управления задача кодирования временных интервалов, прежде всего, связана с робототехникой в целом и биологически инспирированными технологиями в частности. Время представляет собой универсальный параметр, определяющий такие процессы, как двигательное планирование, обучение, синхронизация, восприятие ритма и речи, прогнозирование событий. Точные нейронные механизмы, с помощью которых биологические системы представляют, запоминают и воспроизводят временные интервалы, до сих пор остаются предметом интенсивных исследований. Отсутствие единой теории объясняется множественностью временных шкал, различиями между сенсорными и моторными задачами, а также ограничениями экспериментальных методов.

Большое количество исследований направлено на то, чтобы понять, каким образом мозг оперирует временной информацией, насколько локально или глобально распределены механизмы восприятия и запоминания времени, изучить свойства нейросетевой динамики, вовлеченной в эти механизмы. Главная цель обзора состоит в том, чтобы систематизировать подходы к моделированию запоминания и воспроизведения временных интервалов. В статье прослежена эволюция представлений о восприятии и запоминании времени живыми организмами и, соответственно, эволюция моделей кодирования временных интервалов. Произведена классификация существующих подходов и выделены ключевые концептуальные направления, а также выявлены современные тенденции в развитии теоретических моделей. Особое внимание уделено первым моделям внутренних часов, которые возникли в 60-х гг. прошлого века и надолго закрепились как основополагающие концепции тайминга, определив направление исследований на несколько десятилетий. С тех пор ученые-экспериментаторы получили огромное количество новых данных, на их основе был выдвинут ряд гипотез и построен ряд более сложных моделей. Модель внутренних часов и теория скалярного ожидания не раз подвергались критике, однако, как будет показано, несмотря на разнообразие новых подходов и методов, они и сейчас являются наиболее влиятельными теориями запоминания и воспроизведения временных интервалов и заслуживают пристального внимания.

Практическая значимость моделей внутренних часов обусловлена возможностями их применения в нейроинтерфейсах, робототехнике, адаптивных системах управления и нейропсихологических диагностических инструментах. В частности, в робототехнике временное кодирование необходимо для организации последовательных действий, синхронизации с внешними событиями, обработки ритмических сигналов и предсказания длительности операций. Биологически инспирированные модели времени могут обеспечить более гибкое и адаптивное поведение искусственных агентов в динамически изменяющихся средах.

Обзор некоторых исследований кодирования времени вплоть до 2020 г. можно найти в [1]. В этой статье описываются основные модели внутренних часов, с помощью которых авторы осуществляют поиск коррелятов в паттернах мозговой активности. Исследуется локальное (на уровне отдельных клеток) и глобальное (на уровне взаимодействия областей мозга) кодирование длительности. Авторы анализируют, в какой степени экспериментальные данные соответствуют описанным моделям, и приходят к выводу, что пока эти соответствия недостаточны. Эта работа еще не раз будет упомянута в следующих разделах. Обзор когнитивных теорий восприятия времени с точки зрения психологии представлен в [2]. К сожалению, это одна из очень немногих русскоязычных статей, посвященных временному кодированию. Отметим также, что сам обзор не содержит ни одной ссылки на релевантные исследования российских авторов. Более тщательный поиск выявил еще одну русскоязычную работу по сходной тематике, посвященную психофизиологической

оценке чувства времени у футбольных арбитров [3]. Эта лакуна в исследованиях придает еще большую актуальность настоящему обзору, поскольку он должен помочь отечественным исследователям составить представление об этом достаточно обширном поле знаний и моделей.

Статья построена по следующему плану. Второй раздел посвящен краткому описанию нейробиологических исследований в области кодирования времени. В нем представлена небольшая часть экспериментальных работ, связанных с поиском коррелятов временного кодирования в мозге и нервных системах в целом [4–24]; показано, насколько сложна и распределенна система, отвечающая за кодирование времени. В третьем разделе подробно разобраны две ранние феноменологические модели: *модель внутренних часов* Мишеля Трейсмана [25–28] и *теория скалярного ожидания* Джона Гиббона и Рассела Черча [29–37], изложены методологические принципы построения моделей временного кодирования и обоснована актуальность скалярных моделей в настоящее время. В четвертом разделе продолжен исторический обзор, произведена дальнейшая периодизация исследований, связанная с появлением новых технологий и новыми открытиями в нейробиологии времени. Прослежен переход от локальных механистических моделей к динамическим сетевым моделям и распределенным системам [38–46]. Для современных тенденций выявлены основные направления развития (подробный обзор этих работ – тема отдельного исследования): кратко описано открытие «клеток времени» (time cells) в гиппокампе [7–9], очерчен переход к популяционным моделям [47–49]; описаны байесовские подходы к восприятию времени [50–53], а также модели, связывающие тайминг с процессами принятия решений [54, 55]; описаны исследования влияния нейрохимии на кодирование и запоминание временных интервалов [56–61]. В этом разделе исследования описаны в реферативном стиле, поскольку основная задача обзора – дать максимально широкое, пусть неизбежно менее детализированное, представление о современных исследованиях и моделях тайминга, а также показать, что новейшие данные подтверждают ключевые свойства восприятия времени животными и людьми, сформулированные в первых феноменологических моделях. В Заключении подводятся итоги обзора и обсуждаются достоинства феноменологических моделей применительно к теории управления, а также предлагаются пути их совершенствования.

## 2. Поиски нейробиологических коррелятов времени

В нейробиологии, как и в других экспериментальных дисциплинах, валидность и точность моделей напрямую зависят от качества эмпирических данных и корректности их интерпретации. При этом, в отличие от точных наук, биологические системы характеризуются высокой степенью вариабельности и многофакторной причинностью наблюдаемых феноменов. Экспериментальные данные в нейронауках неизбежно содержат значительную шумовую компоненту, обусловленную как методологическими ограничениями,

так и сложностью и гетерогенностью самих биологических объектов. Кроме того, одни и те же эффекты могут быть получены при активации различных структур, а исследование распределенных механизмов неизбежно несет в себе опасность неполноты данных. Множественность возможных интерпретаций и вероятность ошибочных выводов создают принципиальные сложности для проверки гипотез, построения теорий и моделей.

В настоящем разделе будет дано представление о направлениях нейробиологических исследований не столько для того, чтобы глубоко погрузить читателя в эту область, сколько для схематичного «картирования» процессов обработки времени в мозге и иллюстрации сложностей, возникающих у исследователей при моделировании тайминга и смежных с ним процессов.

Нейробиологические корреляты кодирования времени находят в разных отделах мозга позвоночных и нервной системы в целом, если речь идет о более простых организмах. Кодирование времени изучается у разных видов живых организмов, от сверчков [4] до людей [5]. Локализация и обнаружение участков обработки времени в мозге позвоночных – сложная задача, частично решенная многими исследователями, однако полной картины пока не найдено. В [6] рассматриваются механизмы *сенсомоторного управления* у людей и нечеловекообразных приматов и их связь с обработкой времени. Подчеркивается, что нейронная динамика в сенсомоторных областях участвует в расчете времени на основе генерируемых ритмов. Работы [7–11] посвящены исследованию кодирования времени и временных последовательностей событий в *гиппокампе*. Исследования [12, 13] утверждают, что за точное восприятие времени отвечают нейроны *энторинальной коры*; в [14] выявлены нейроны, отвечающие за различные этапы таймингового поведения, в *префронтальной* и *передней поясной коре*. Работы [5, 15–20] посвящены исследованию и моделированию временного кодирования нейронами *мозжечка*. В [21] на основе экспериментальных данных функциональной магнитно-резонансной томографии (фМРТ, fMRI) строится модель обработки времени в *зрительной коре* человека. Уже из этого перечисления видно, насколько сложно нервные системы обрабатывают длительности и последовательности временных промежутков. Именно поэтому исследования смещаются в сторону *распределенных систем* [22, 23]. В оппозиции к вышеприведенным исследованиям находится статья Д. Робби [24], который выносит функцию восприятия времени человеком за пределы мозга.

Однако не следует забывать, что способностью к оценке времени обладают не только позвоночные, но и более простые виды. В [1], ссылаясь на [42, 56], авторы высказывают предположение о том, что за тайминг отвечают древние эволюционные механизмы. Большинство видов, от насекомых до приматов, обрабатывают временную информацию так, как будто они используют секундомер, что свидетельствует о существовании сохраняющейся функции внутренних часов на протяжении всей эволюции.

Тем не менее, несмотря на межвидовую схожесть обработки времени и эволюционную преемственность, в настоящее время у исследователей не остается сомнений, что кодирование времени в мозге млекопитающих чрезвычайно сложно. Оно распределено между различными областями, генерирующими согласованные паттерны активности. За разные длительности могут отвечать разные участки, при этом области, отвечающие за восприятие, планирование, принятие решений тесно связаны между собой.

### 3. Доклинический период исследований восприятия времени. Феноменологические модели

Исследования нейронных коррелятов тайминга – молодое направление, связанное с появлением технических возможностей точной регистрации нейронной активности. Однако изучение и моделирование кодирования времени продолжаются более 60 лет. Хронологию моделей и методов можно условно разбить на несколько периодов, объединенных общей темой. Границы этих периодов, разумеется, размыты, они имеют множество пересечений, однако можно выделить некоторые рубежи и вехи, которые знаменовали новые направления исследований. Основной интерес для нашего обзора представляет самый ранний, так называемый *доклинический период*, в котором были определены основные свойства субъективной оценки времени людьми и животными, находящие все новые и новые подтверждения.

Начало этого периода положила работа М. Трейсмана (M. Treisman) *Temporal discrimination and the indifference interval. Implications for a model of the "internal clock"* [25], вышедшая в 1963 г. Обобщением модели внутренних часов М. Трейсмана стала *теория скалярного ожидания* Д. Гиббона и Р. Черча. Эти две модели перевели изучение восприятия времени из описательной области в точную науку, обладающую предсказательной силой. Они показали, что даже такой субъективный феномен, как ощущение времени, подчиняется строгим математическим закономерностям и может быть смоделирован количественно. При всей своей простоте они воспроизводят основные свойства восприятия и запоминания временных интервалов, присущие как животным, так и людям.

#### 3.1. Модель внутренних часов М. Трейсмана

Монография М. Трейсмана [25], в которой был введен термин «внутренние часы» и предложена сама модель, состоит из двух частей. В первой части описывается семь серий экспериментов над людьми по запоминанию интервалов различной длительности. Дизайн экспериментов разнится от серии к серии. Вторая часть посвящена описанию модели, которая была разработана в попытке объяснить и связать полученные психофизические данные.

В экспериментах выявлены фундаментальные и устойчивые закономерности ошибок человеческого запоминания времени. Во-первых, люди демонстрируют предсказуемый сдвиг в оценке длительности: короткие интервалы

систематически переоцениваются, а длинные недооцениваются (так называемый закон Фирордта, о котором будет сказано ниже). Во-вторых, происходит увеличение дисперсии оценок с увеличением длительности (закон Вебера). В-третьих, по мере продолжения серии испытаний все оценки и воспроизведения времен смещаются в сторону увеличения (эффект удлинения), причем этот сдвиг тем заметнее, чем короче исходный интервал. Эти ошибки проявляются вне зависимости от методики (воспроизведение, производство, сравнение, вербальная оценка), что говорит о глубоко заложенных механизмах внутреннего отсчета времени. Дополнительные условия экспериментов (изменение интенсивности стимула, формат двигательной реакции) могут усилить или видоизменить эти паттерны, но не устраняют их.

Целью автора стало построение «минимальной модели», т.е. поиск такого минимального набора компонентов и связей между ними, который необходим для восприятия, запоминания и оценки временных интервалов. Построенный механизм должен обладать способностью частично корректировать ошибки: отклонение или ограничение в одной точке системы должно компенсироваться адаптацией в других, обеспечивая общую устойчивость. При этом он должен воспроизводить системные ошибки, свойственные человеческому восприятию. Учет фундаментальных ограничений и особенностей, лежащих в основе типичных человеческих ошибок при запоминании и оценке времени, позволит строить практические модели как для объяснения экспериментов, так и для инженерных приложений.

Модель внутренних часов включает следующие основные компоненты и принципы работы:

- *пейсмейкер* (pacemaker) – генератор, который вырабатывает серию одинаковых по длительности импульсов, распространяющихся по определенному пути;
- *счетчик* (counter) – аккумулятор, который суммирует количество импульсов в заданном временном интервале и передает эту величину в хранилище (store);
- *хранилище* (store) – блок памяти, в который записываются или из которого извлекаются результаты подсчета для дальнейшего сравнения;
- *механизм сравнения* (comparator) – механизм принятия решений, который извлекает данные из хранилища и сравнивает их с текущими результатами счетчика, чтобы определить момент остановки счета или выбрать соответствующую реакцию;
- *вербальный селективный механизм* – блок, облегчающий процесс извлечения информации из хранилища путем обращения к символическим меткам (например, «1 секунда», «2 минуты»);
- *специфический центр возбуждения* (specific arousal center) – регулятор, воздействующий на пейсмейкер и способный изменять его частоту, регулируя генерацию импульсов.

В последующих обзорах эту модель часто редуцируют до четырехкомпонентной: *пейсмейкер–счетчик–хранилище–компаратор*, а иногда и до трех-

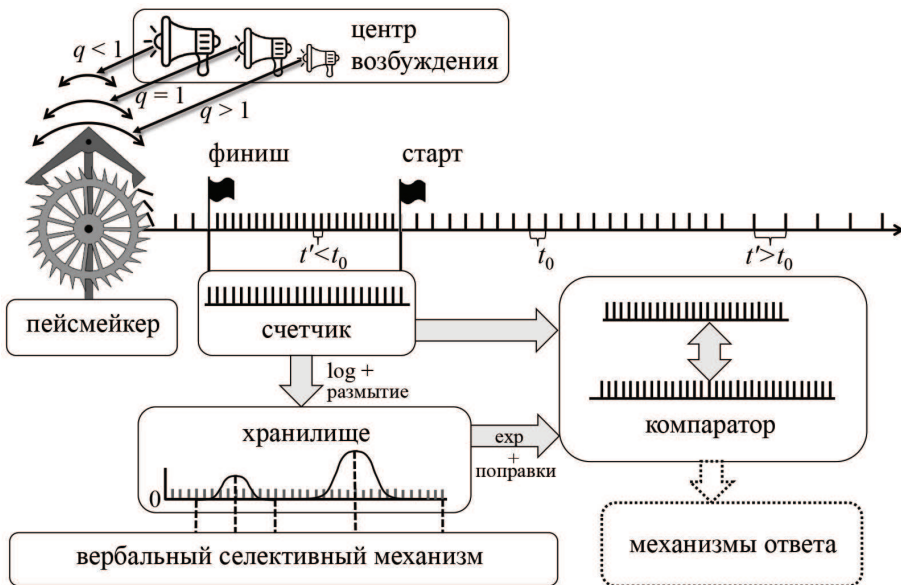


Рис. 1. Модель «внутренних часов» М. Трейсмана. Рисунок отражает схему модели и ее текстовое описание в монографии [25].

компонентной: *пейсмейкер–счетчик–хранилище* (см., например, [1]). Два последних блока, как правило, элиминируются, а в трехкомпонентной модели механизм сравнения переходит из структурной части в функциональную. Удаление вербального механизма из дальнейших схем естественно, поскольку модель внутренних часов оказалась применимой не только к людям, но и ко многим видам животных. Модулятор частоты, по-видимому, считается вторичным по отношению к базовым блокам модели. Однако в настоящем разделе модель будет описана в оригинальном виде. Структура модели представлена на рис. 1.

Работа модели описывается восемью постулатами.

1. *Пейсмейкер* генерирует последовательные импульсы, которые движутся вдоль некоторого пути (см. рис. 1) с постоянной скоростью. Базовый интервал между последовательными импульсами равен  $t_0$  с дисперсией  $\sigma_t^2$ . Трейсман пишет, что его предшественники проводили параллель такого механизма с действием нейрона-пейсмейкера, который распространяет потенциал действия вдоль аксона. В данной модели используется этот же принцип, хотя прямых аналогий с нейронными механизмами не проводится.

2. Активность пейсмейкера регулируется *специфическим центром возбуждения*, который влияет на скорость генерации импульсов. Определенный уровень специфического возбуждения задает средний интервал между импульсами  $t'$ , который вычисляется как  $t' = qt_0$ , где  $q > 1$  при низком уровне возбуждения и  $q < 1$  при высоком уровне. Уровень специфического возбуждения может зависеть от особенностей экспериментальной процедуры, значи-

мых аспектов ситуации или других факторов; при стабильных условиях (например, во время предъявления временного интервала) он обычно остается постоянным или изменяется очень медленно. Поэтому в течение отдельного испытания вариации  $t'$  минимальны, однако его значение может меняться от одного испытания к другому.

3. Счетчик может работать в двух режимах: для записи в хранилище или для сравнения хранилища с текущим отсчетом. Расчет длительности интервалов в этих режимах происходит по разным формулам. Такой двойной подход необходим, чтобы минимизировать ошибки преобразований (см. ниже).

4. Измеренный интервал фиксируется в *хранилище* и извлекается из него компаратором. Память представляет собой одномерный массив ячеек или адресов с началом в *нулевой точке*. В модели использована логарифмическая шкала, и поэтому лучшая аналогия для блока памяти – логарифмическая линейка. Каждая ячейка соответствует определенному количеству импульсов. Если счетчик зарегистрировал  $n$  импульсов, эта мера будет считана в ячейку, расстояние от которой до нулевой точки равно  $\log n$ . При этом активация распространяется на соседние ячейки, формируя распределение с пиком в точке  $\log n$ .

5. *Вербальный селективный механизм* – аналог долговременной памяти. Он предназначен для хранения символьных временных меток, которые ассоциируются с определенными точками в хранилище («две секунды», «одна минута»). Если связь между меткой и реальным опытом рассогласована, происходит корректировка ассоциации.

6. Компаратор, извлекая значение из хранилища, преобразует его обратно в линейную шкалу, при этом нивелируя возможные ошибки. Если компаратор систематически сдвигает нулевую точку, значение  $\log n$  преобразуется в  $\log n + \log m$ , где  $\log m$  – величина сдвига. После экспоненциальной трансформации добавляется возможная константа ошибок  $r$ . Полностью преобразование выглядит следующим образом:

$$RM = \exp(\log n + \log m) + r = nm + r,$$

где  $RM$  – извлеченное значение (retrieved measure).

Это значение компаратор сравнивает с текущим значением счетчика для принятия решения (например, когда нужно остановиться или какой ответ выбрать). Для различных экспериментов приводятся разные модификации формулы для  $RM$ .

7. Модель предусматривает обратную связь, позволяющую динамически корректировать параметры памяти (сдвиг логарифма), основываясь на частоте того или иного ответа или на суммарной степени активации хранилища, что обеспечивает автоматическую компенсацию ошибок и адаптацию к экспериментальным условиям.

8. Активация какой-либо области в хранилище смещает  $\log m$  к оптимальному значению для соответствующего интервала; таким образом, значение

$\log t$  в любой момент времени будет частично зависеть от среднего эффекта всех областей, активных в этот момент.

Ценность предложенной Трейсманом модели заключается не в конкретных формулах, а в основополагающих блоках, их структуре и взаимосвязи, во введении принципов и параметров, корректирующих ошибки и, напротив, добавляющих системные сдвиги. К этим принципам относятся логарифмическая форма хранения интервала с корректирующим членом  $\log t$ , добавление эффекта возбуждения и торможения пейсмейкера  $q$ , аддитивная поправка  $r$ . Сами корректирующие величины можно значительно варьировать, не оказывая существенного влияния на многие прогнозы, вытекающие из основных предположений модели.

Модель Трейсмана объясняет и обобщает ряд известных психофизиологических феноменов, таких как закон Вебера для временных интервалов, интервал «безразличия», закон Фирордта, эффект ползущего удлинения интервалов (тенденцию к постепенному увеличению воспроизводимых интервалов в ходе экспериментальной сессии) и другие экспериментальные эффекты, наблюдаемые при изучении субъективного восприятия времени.

Остановимся на тех феноменах, которые оказались универсальными для многих видов животных, не только для человека.

*Подчинение тайминга закону Вебера.* Закон Вебера [62] – это эмпирический психофизиологический закон, в соответствии с которым минимальное увеличение стимула, которое вызовет регистрируемое увеличение ощущения, пропорционально уже существующему стимулу.

В исследовании Трейсман использует *функцию Вебера* – линейное обобщение закона Вебера, отличающееся от его оригинальной формы, описанной в [62], поскольку оно лучше приближает *порог различения временных интервалов*:

$$\Delta T = k(T + a),$$

где  $k$ ,  $a$  – мультипликативный и аддитивный параметры соответственно. Для разных экспериментов они имеют разные значения. Как видно из формулы, чем длиннее временной интервал, тем больше дисперсия в его оценке. При этом коэффициент вариации остается приблизительно постоянным.

*Подчинение тайминга закону Фирордта.* Закон Фирордта [63] – это психологический феномен в области восприятия времени, согласно которому люди систематически переоценивают короткие временные интервалы и недооценивают длинные. Закон установлен немецким физиологом Карлом Фирордтом в середине XIX в. в результате экспериментов с разной длительностью стимулов. Он объясняет одну из устойчивых ошибок, наблюдаемых при субъективной оценке времени, и часто наблюдается в самых разных экспериментах по психологии времени.

Если короткие интервалы переоцениваются, а длинные недооцениваются, то должно быть такое пограничное значение, которое оценивается человеком точно. Это значение было названо *интервалом индифферентности* или

*интервалом безразличия*. В экспериментах М. Трейсман пытался найти эту базовую длительность. Для различных серий интервал безразличия был разным; кроме того, из-за эффекта удлинения воспроизводимых интервалов по мере накопления усталости при длительных экспериментах его длина увеличивалась.

Тем не менее можно выделить три режима восприятия и воспроизведения:

- Субсекундный, характеризующийся повышенной чувствительностью, низкой дисперсией и при этом завышением оценки;
- Интервал безразличия (0,5–2 с) – интервал, на котором значение  $\frac{\Delta T}{T}$  минимально:  $\frac{\Delta T}{T} \approx 0,07$ ;
- Сверхсекундный, характеризующийся ростом ошибок и занижением оценки длительности при его воспроизведении.

Функция Вебера обычно рассматривается на интервалах, превосходящих интервал безразличия.

Несмотря на свою простоту, модель оказалась очень популярной, а пионерскую статью М. Трейсмана [25] активно читают и в настоящее время.

Следует отметить, что М. Трейсман – специалист в области когнитивной психологии, и его модель имеет для него и его последователей не только теоретическое, но и большое практическое значение. Последующие его исследования, такие как [26, 27] и др., касаются свидетельств, подтверждающих его теорию, и основанных на новых экспериментальных данных. В [27] модель пейсмейкера была усложнена. Этот блок получил название «временной пейсмейкер», его особенность заключается в том, что он состоит из двух компонент: осциллятор и калибровочный блок. Осциллятор, в свою очередь, состоит из трех элементов, соединенных возбуждающими и тормозными связями, которые генерируют ритм заданной частоты  $F_0$ . Выход осциллятора ведет к калибровочному блоку. Активность калибровочного блока зависит от сенсорного входа. При получении сигнала с сенсоров он формирует калибровочный множитель  $c_f$  и выдает на своем выходе новую частоту, равную  $F_p = c_f F_0$  (рис. 2).

В этой модификации модели сделан шаг к биологическому правдоподобию. Элементы осцилляторного блока авторы называют «концептуальными нейронами». И в самом деле, предложенная схема соответствует простому нейронному ансамблю, генерирующему активность с заданной частотой, которая модулируется внешними входами.

Подводя итоги, отметим, что схема Трейсмана впервые связала ряд эмпирических феноменов одним простым механизмом, объединила принципы Вебера и Фирордта, обосновала скалярность ошибок и заложила основу для последующих количественных теорий, таких как теория скалярного ожидания (scalar expectancy theory, SET). Модель оказалась удивительно устойчивой к экспериментальным проверкам и, несмотря на простоту, остается одной из самых влиятельных в психологии времени.

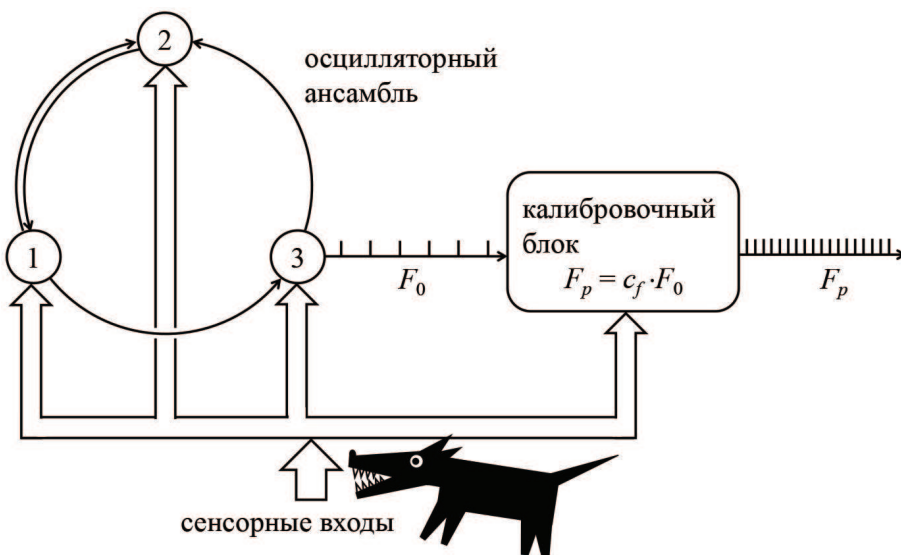


Рис. 2. Модель временного пейсмейкера, состоящего из двух компонент: осциллятора и калибровочного блока. Схема соответствует модели из [27]; «сенсорный вход», обозначающий «опасность» и влекущий за собой ускорение ритма, добавлен автором.

### 3.2. Теория скалярного ожидания

Обобщением модели внутренних часов М. Трейсмана стала *теория скалярного ожидания* Д. Гиббона и Р. Черча. Теория скалярного ожидания – минимальная информационная модель внутреннего таймера у животных и человека, объясняющая скалярное свойство ошибок во временных задачах. Она была предложена спустя почти полтора десятка лет после появления модели внутренних часов в статье Д. Гиббона [34].

*Скалярное свойство*, которое легло в название теории, – это закономерность, согласно которой ошибка (разброс) оценки временного интервала пропорциональна длительности самого интервала, так что относительная точность (коэффициент вариации) восприятия длительности сохраняется для разных диапазонов времени. На основе этих оценок у животных формируются интервалы ожидания вознаграждения; различие между реальным временем и ожидаемым оценивается как отношение этих двух величин. Эти результаты подтвердили закон Вебера в восприятии времени животными.

В [34] было проанализировано большое количество экспериментальных данных по восприятию и запоминанию времени животными. Описаны эксперименты с крысами и голубями, в которых изучалась реакция животных на временные интервалы при различных процедурах обучения с подкреплением. Было показано, что животные оценивают время подкрепления с использованием так называемого «скалярного процесса синхронизации», который масштабирует оценки для различных длительностей временных интервалов.

Гиббон анализирует эксперименты с поведением при фиксированных интервалах подкрепления, в задачах на оценку и воспроизведение длительности. В экспериментах с фиксированными интервалами животные обучаются ожидать подкрепления через строго определенный промежуток времени, при этом их реакция меняется специфическим образом по мере приближения к моменту подкрепления. Было проанализировано большое количество опубликованных экспериментальных данных с поведением крыс и голубей. Анализ показал, что разброс ошибок оценки времени пропорционален самому временному интервалу. Это делает коэффициент вариации постоянным для разных интервалов – аналогично закону Вебера в сенсорных системах.

Модель, предложенная Д. Гиббоном, сходна с моделью внутренних часов М. Трейсмана. Однако есть ряд существенных отличий, на которые нужно обратить внимание. Во-первых, теория скалярного ожидания предложена для оценки временных интервалов животными, а не людьми. Это накладывает отпечаток на модель – в ней нет вербального механизма. Во-вторых, скалярный закон выполняется с помощью гораздо более простой процедуры. В SET нет логарифмической шкалы, в ней при оценке длительности анализируется *отношение* запомненного интервала и текущего. Активация происходит, если указанное отношение превышает заданный порог. Изменения коснулись также блока памяти – он распался на *рабочую* и *эталонную* память. Еще одна отличительная черта SET заключается в том, что Гиббон в отличие от Трейсмана не стремился к биологическому правдоподобию в структуре – только в воспроизводимых феноменах. Так, пейсмейкер в его модели – это всего лишь генератор «тиков» или импульсов. Он генерирует их с некоторой средней скоростью, причем они не привязаны к реальному времени, это некоторые внутренние единицы модели. Таким образом, скалярная теория ожидания моделирует кодирование времени в более общем виде, причем дальнейшие исследования показали, что она верна как для животных, так и для людей.

Ключевые компоненты первой модели SET:

- *пейсмейкер* (pacemaker) – генерирует последовательность импульсов (единиц времени) с некоторой средней скоростью;
- *счетчик* (accumulator) – накапливает импульсы от пейсмейкера, пока животное отсчитывает заданный интервал;
- *память* (memory) – сохраняет накопленные импульсы как эталонный интервал (reference memory) и хранит текущий «счет» (working memory);
- *компаратор/механизм принятия решения* (comparator/decision) – сравнивает текущий счетчик (происходящий сейчас) с выборкой из эталонной памяти и определяет момент реакции или принятия решения.

Схематично работу модели можно описать следующим образом. На старте интервала пейсмейкер запускается, и импульсы начинают считываться счетчиком. В момент подкрепления результат попадает в память и становится эталоном. В последующих испытаниях животное отсчитывает время, сравнивает текущее количество импульсов со значением из референсной памяти.

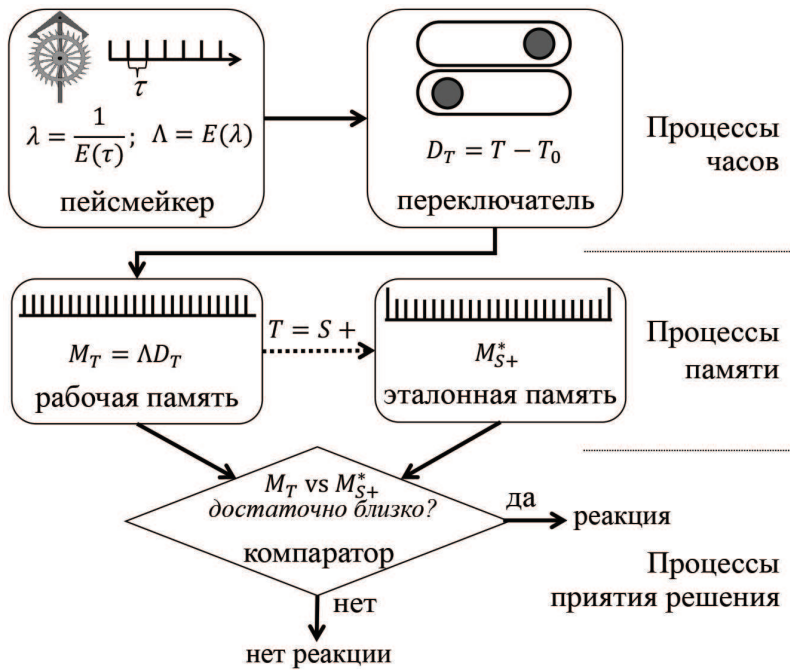


Рис. 3. Модель обработки временной информации.

Когда текущий отсчет близок к эталонному (их отношение превышает пороговое значение), животное начинает или прекращает реагировать.

Сравнение отношений величин объясняет скалярность: ошибка и вариация оцениваемого времени растут пропорционально длине интервала, а формы психометрических функций для разных интервалов накладываются при переводе во временную относительную шкалу.

Свой окончательный вид теория скалярного ожидания получила в [36]. Модель обработки временной информации из этой статьи представлена на рис. 3. Она состоит из трех строк. Первая строка представляет собой процесс работы часов, включающий пейсмейкер и переключатель, который пропускает импульсы в аккумулятор, находящийся в рабочей памяти. Пейсмейкер генерирует импульсы со средней частотой  $\Lambda$ , которая предполагается достаточно высокой по сравнению с временными значениями, используемыми в экспериментах (от секунд до минут). Переключатель, после соответствующего обучения, открывается и пропускает импульсы в течение среднего времени  $D_T$  в аккумулятор рабочей памяти (вторая строка) во время действия сигнала синхронизации. Аккумулятор регистрирует и сохраняет число импульсов (среднее значение  $M_T$ ). Когда в конце некоторой попытки испытуемый демонстрирует желаемую реакцию и получает подкрепление ( $T = S+$ ), значение времени, зафиксированное в рабочей памяти при этой попытке, сохраняется в более долговременной эталонной памяти для подкрепляемых значений (среднее значение  $M_{S+}^*$ ). В третьей строке показан процесс принятия

решения. Реакция возникает, когда компаратор выносит суждение о том, что текущее значение в рабочей памяти на данном испытании «достаточно близко» к значению в эталонной памяти для подкрепляемой длительности, чтобы оправдать ответ.

В статье [36], как и во многих последующих статьях этих авторов (см., например, еще одну программную работу [37]), экспериментальная проверка скалярного свойства при оценивании временных интервалов животными связана с «пиковой процедурой».

*Пиковая процедура* – это техника, используемая для изучения запоминания и воспроизведения временных интервалов у животных, в которой пища (или другое подкрепление) становится доступной после выполнения некоторого действия, обычно нажатия на педаль или рычаг (оперантные задачи), или предоставляется по истечении фиксированного периода времени в тренировочных испытаниях (павловские задачи). После обучения в тестовых испытаниях подкрепление пропускается и отслеживается реакция животных. В оперантных задачах обычно частота нажатий возрастает к ожидаемому времени подкрепления, достигает максимума (пика), а затем снижается. Такая процедура позволяет оценить, как животное субъективно воспринимает временной интервал, а также насколько точно оно может предсказывать время получения награды. Оба типа экспериментов подтверждают основные положения теории скалярного ожидания и выполнение закона Вебера.

Пиковая процедура часто используется и в современных бихевиористских исследованиях, связанных с таймингом. В [64] описывается ее применение для исследования оценок интервального времени у большого количества видов птиц, рыб и млекопитающих, включая домашних кур, голубей, вяхирей, черношaplочную гаичку, золотых рыбок, мышей, крыс, лисовидных поссумов, а также людей. Полученные данные исследуются двумя способами. Первый из них – анализ данных, усредненных по множественным испытаниям [65]. Общей характеристикой интервального измерения времени является то, что животные, включая людей, измеряют короткие интервалы точнее, чем длинные. Примечательно, что при построении графиков отношения времени реагирования к пиковому времени кривые ответов накладываются друг на друга и являются почти идентичными независимо от измеряемого интервала. Эта особенность, подтверждающая скалярное свойство обработки времени различными видами, была задокументирована у птиц, рыб и млекопитающих.

Второй способ – анализ данных индивидуальных испытаний, в котором из паттернов реакции в отдельных испытаниях обычно извлекаются три показателя: время начала (переход от низкого к высокому уровню, т.е. переход к более интенсивным нажатиям на педаль или рычаг), время остановки (переход от высокого к низкому уровню) и время выполнения (продолжительность интенсивной фазы). В [66] эти данные были использованы для сравнения скалярных и коннекционистских моделей оценки времени. Полученные результаты однозначно свидетельствовали в пользу скалярных моделей.

### *3.3. Методологические принципы построения моделей временного кодирования*

При разработке моделей запоминания и воспроизведения временных интервалов для робототехнических систем и инженерных приложений ключевым требованием становится нахождение компромисса между биологическим правдоподобием и технической простотой. С одной стороны, важно, чтобы модель воспроизводила фундаментальные принципы кодирования времени, свойственные живым системам: зависимость точности оценки от длительности, смещение оценок к среднему значению, адаптацию к изменяющимся условиям. Это необходимо для того, чтобы роботизированные или искусственные интеллектуальные системы могли действовать в реальном времени столь же гибко и эффективно, как и биологические организмы, например вовремя реагировать на сигналы или обучаться сложным последовательностям действий. Однако прямая калька со сложнейших нейрофизиологических механизмов оказывается не лучшим решением: аппаратное и программное обеспечение требуют ресурсоемких вычислений, а избыточное усложнение архитектуры не всегда повышает качество результата.

В этом контексте наиболее рациональным путем становится построение феноменологически обоснованных моделей, которые не являются полной копией биологических процессов, но точно воплощают их основные свойства. Модель внутренних часов М. Трейсмана и теория скалярного ожидания Д. Гиббона и Р. Черча представляют собой примеры такого компромисса: хотя их механизмы предельно просты и прямолинейны по сравнению с реальными сетями мозга, именно эти модели стабильно подтверждаются эмпирическими исследованиями – как в экспериментах с животными, так и с людьми. Прогнозируемые ими эффекты – скалярное отношение ошибок, вариабельность, сдвиги в оценках интервалов – обнаруживаются при любых типах задач на оценку времени. Это делает их удобной теоретической основой для построения эффективных алгоритмов тайминга, пригодных для широкого спектра практических задач в инженерии, робототехнике и когнитивных науках.

В качестве дополнительного аргумента приведем небольшую полемику между двумя группами авторов. В статье [67], опубликованной в 2020 г., ее авторы выступили с критикой классической концепции внутренних часов как чрезмерно механистической и ограниченной в понимании причинности в биологических системах, предлагая взглянуть на тайминг более интегративно и отказаться от жестких механистических моделей. В этом же году на эту работу вышел ответ [68], где автор защищает модели внутренних часов, аргументируя это тем, что они сохраняют важное объяснительное значение и служат эффективным фундаментом для понимания временных процессов, указывая на неправильное или неполное толкование критиками этих моделей. Такого же мнения придерживаются авторы обзора [1], с упоминания которого началась данная статья. Исходя из этих аргументов, модели внутренних

часов и выросшей из нее теории скалярного ожидания уделено пристальное внимание. Следующие периоды исследований восприятия и запоминания временных интервалов будут описаны не столь подробно. Однако описание свойств и принципов работы сетевых моделей, перечисленных в разделе 4.3, вместе с более подробным изложением современных результатов заслуживают отдельной большой статьи.

#### 4. Дальнейшая хронология исследований кодирования времени

Модели и теоретические результаты, полученные в «доклинический период», оказались настолько универсальными, что получают все новые и новые подтверждения. Бихевиористские исследования механизмов тайминга пронизывают все этапы вплоть до современного. Тем не менее с появлением нового оборудования и новых данных исследования кодирования времени потребовали новых методов.

##### *4.1. Нейрофизиологический поворот (1980–1990 гг.)*

Переход от поведенческих к нейрофизиологическим исследованиям тайминга в 1980-е гг. связан с появлением новых экспериментальных методов и парадигм для изучения нейронных механизмов временной обработки. Если ранее акцент был на моделях поведения людей и животных и на поиске формальных психофизических закономерностей (таких как закон Вебера), то начиная с 1980-х гг. центр внимания сдвигается к исследованию работы нейронных цепей, структур мозга и нейротрансмиттерных систем, участвующих во временной обработке. Выделим здесь прежде всего работы Р. Айври, У. Мека и их коллег.

В [69] проведены исследования, призванные установить, используются ли при восприятии времени и моторном воспроизведении временных интервалов общие нейронные механизмы. Эксперименты показали значимые индивидуальные различия в точности моторного тайминга (ритмичное постукивание пальцем и стопой) и перцептивной оценки длительности коротких интервалов, что поддерживает идею существования общего «часового механизма», участвующего как в восприятии, так и в моторном производстве времени, с дополнительным вкладом специфических моторных процессов. Эти результаты заложили основу для последующих теорий распределенного тайминга.

Серия экспериментов с участием пациентов с поражениями мозжечка описана в [16–19]. Отметим, что эти эксперименты проводились в течение многих лет и указанные работы принадлежат разным периодам, однако для более целостной картины будут описаны вместе. В [16] изучалось влияние различных типов неврологических нарушений на функции измерения времени. Исследование показало, что мозжечок играет ключевую роль в точном восприятии и воспроизведении временных интервалов как в моторных, так и в перцептивных задачах. Пациенты с повреждением мозжечка имеют значительные нарушения в этих функциях, тогда как другие неврологические группы таких

проблем не демонстрируют. Это указывает на специфическую роль мозжечка как центрального временного механизма, работающего независимо от типа задачи. Таким образом, мозжечок рассматривается как важный компонент распределенной системы хронометража в мозге.

В [17] показано, что пациенты с поражениями мозжечка испытывают трудности в оценке длительности короткого слухового стимула и скорости движущегося зрительного стимула. Мозжечок описывается не как единый «осциллятор», а как сеть множества «таймеров», активируемых под разные задачи – от моторики до сенсорного обучения. Работа также обсуждает, что активация мозжечка в когнитивных экспериментах может отражать подготовку временных паттернов реакции, а не анализ абстрактных данных. В [18] продолжают исследования пациентов с поражениями мозжечка в задачах на временную согласованность событий и действий. Статья [19] представляет собой обобщение результатов предыдущих исследований временного кодирования. Рассматриваются двигательные и перцептивные задачи, в которых критические события происходят на разных временных интервалах (сотни миллисекунд и несколько секунд). Один из ключевых вопросов заключается в том, зависит ли представление временной информации от специализированной системы, является ли оно распределенным или вычисляется локально в зависимости от задачи. Авторы вновь указывают на решающую роль мозжечка, поскольку именно он связан с задачами, требующими точного измерения времени. Кроме того, в работе уделяется внимание базальным ганглиям как специализированной системе измерения времени, особенно для более длительных интервалов. Авторы выдвигают гипотезу, согласно которой эта структура связана с процессами принятия решений. В более поздней статье [70] авторы уже менее категоричны. Они формулируют две альтернативные модели для восприятия течения времени, специализированную и универсальную (внутреннюю). Первая подчеркивает, что оценка длительности стимула осуществляется специализированными нейронными механизмами, предназначенными для представления временных отношений между событиями. Вторая модель основана на предположении, что представление длительности может быть универсальным, возникающим из внутренней динамики неспециализированных нейронных механизмов. Авторы анализируют обе модели, но не приходят к окончательным выводам, намечая лишь направления дальнейших исследований, связанных с интеграцией этих двух парадигм.

Еще одно направление исследований связано нейротрансмиттерными системами и нейромодуляцией при кодировании времени. Фармакологические исследования У. Мека и коллег [57–59] продемонстрировали различное влияние дофаминергических и холинергических препаратов на измерение времени. Результаты проведенных экспериментов трактуются в рамках скалярной теории времени. В [58] выявлено, что воздействие на дофаминергическую систему в основном затрагивает фазу восприятия длительности: при дефиците дофамина временные интервалы субъективно растягиваются. Статья [59] посвящена исследованию влияния холинергических препаратов на память о

времени. Основным экспериментом заключался в оценке того, как повышение или блокада уровня ацетилхолина в мозге с помощью препаратов влияет на воспоминания о временных интервалах при выполнении задачи на различные времена. Предполагается, что уровень ацетилхолина в мозге определяет «скорость передачи» между внутренними часами и памятью. Агонист холинэргической системы увеличивает скорость запоминания длительности, вызывая недооценку времени, антагонист – замедляет, приводя к переоценке.

Кроме транзиттерной модуляции восприятия времени, У. Мек с коллегами исследовали и нейронные корреляты временного кодирования. Их статья [71] – одна из наиболее влиятельных работ по исследованию временного кодирования в гиппокампе. В ней было показано, что гиппокамп играет решающую роль в удержании и интеграции временных следов в рабочей и долговременной памяти, а не просто в чувствительности к длине сигналов. Эта работа стала одной из первых, напрямую связавших временную и пространственную память с функцией гиппокампа у животных.

В [72] У. Мек и Р. М. Черч предложили модель, в которой внутренняя система мозга может переключаться между режимами счета событий и измерения времени интервалов. Эта универсальная система использует одни и те же механизмы для обеих задач, меняя настройки в зависимости от требований ситуации. Эксперименты на животных показывают, что и счет, и тайминг подчиняются сходным законам и проявляют скалярное свойство ошибок. Таким образом, модель объясняет, как мозг гибко управляет временем и количеством при помощи одной адаптивной системы. В продолжении этого исследования [73] авторы экспериментально доказали возможность одновременного измерения нескольких интервалов («мультизадачности часов»), что усилило позиции моделей с несколькими независимыми или контекстно-настраиваемыми внутренними таймерами и расширило универсальную модель тайминга, предложенную в [72].

Изучая нейронные механизмы рабочей памяти и управления действиями, Х. Ники и М. Ватанабе провели исследование по выявлению нейрофизиологических коррелятов временной обработки в различных областях коры головного мозга обезьян – прежде всего в префронтальной и передней поясной коре [14]. Были выявлены нейроны, отвечающие за различные этапы таймингового поведения – ожидание, подготовку к действию и реагирование. Работа стала одной из первых, где нейронная активность в префронтальной коре ассоциировалась с отсчетом интервала времени и механизмами временного ожидания. Эти результаты стали основой для последующих исследований рабочей памяти, временного кодирования и когнитивного контроля.

Таким образом, в рассматриваемый период впервые стало возможным не только строить поведенческие модели, но и напрямую связывать тайминг с определенными структурами мозга (мозжечок, базальные ганглии, префронтальная кора, гиппокамп). Было начато применение фармакологических вмешательств для «разделения» разных компонент модели скалярного

тайминга. Появилось понятие распределенной системы кодирования времени (distributed timing system) – временная обработка стала представляться как функция распределенных нейронных сетей, а не одного «биологического хронометра». Именно эти достижения подготовили переход к следующему периоду.

#### *4.2. Распределенные нейронные сети и сетевое моделирование тайминга (1990–2000 гг.)*

Десятилетие 90-х гг. XX в. в нейронауках было названо «декадой мозга» благодаря масштабным инициативам по изучению структуры и функций мозга [74]. В исследованиях нейронного кодирования времени этот период ознаменовал переход от поиска единого центра времени к концепции распределенных нейронных систем тайминга, в которых участвуют мозжечок, базальные ганглии, дополнительная моторная область (supplementary motor area, SMA), лобная и теменная кора. В исследованиях начали внедряться методы нейровизуализации (фМРТ, ПЭТ), позволившие картировать сети мозга, участвующие во временной обработке.

В эти годы произошло становление идей о временной обработке как функции распределенных, динамически связанных мозговых систем. Стали появляться первые распределенные нейросетевые модели кодирования времени [32, 38, 40–42]. Как правило, основным методом исследований было наблюдение за пациентами с различными поражениями мозга и выявление дисфункций, связанных с этими поражениями. В предыдущем разделе такие эксперименты были представлены в [16–19]. Они позволили локализовать области мозга, отвечающие за некоторые аспекты восприятия времени. Новой важной задачей стало отделение компонент собственно «внутренних часов» от других источников временной изменчивости.

Одним из ключевых обзоров по нейробиологии времени в этот период стала статья [43]. В ней рассматриваются основные модели и нейронные механизмы, лежащие в основе восприятия и воспроизведения временных интервалов у человека и животных. Статья обобщает экспериментальные данные, указывающие на то, что тайминг реализуется распределенными нейронными системами. Различные области мозга (мозжечок, базальные ганглии, премоторная кора, SMA) по-разному участвуют в различных задачах, например моторных и перцептивных. Таким образом, не существует единого «центра времени»; напротив, функции временной обработки распределены и зависят от контекста задачи. Демонстрируется, что существуют общие механизмы для моторного и перцептивного тайминга: вариации ошибок во времени схожи при выполнении как двигательных, так и сенсорных задач, что указывает на работу единой или тесно связанных тайминг-систем. Вместе с тем различие в обработке кратких и длинных интервалов может объясняться вовлечением разных нейрональных путей и взаимодействием памяти и внимания. Авторы рассматривают гипотезу о наличии нескольких специализированных «таймеров» (например, независимые процессы для разных конечностей или

для разных контекстов), которые могут интегрироваться на более высоком уровне при выполнении сложных последовательных или параллельных действий. Статья сыграла важную роль в переходе от поисков «нейронного центра времени» к пониманию тайминга как результата работы распределенных, специализированных и взаимодействующих сетей мозга.

С новой инструментальной базой были продолжены исследования по воздействию нейротрансмиттеров на восприятие времени. Показана роль нейрoхимии (дофамин, ацетилхолин) и подтверждено, что нарушения в этих системах вызывают специфические тайминговые дефициты. Фундаментальный обзор, посвященный роли нейрoхимических систем мозга в механизмах восприятия, оценки и хранения времени [60], интегрирует данные из лабораторных экспериментов, фармакологии и клинических исследований, раскрывая, как разные нейромедиаторы влияют на «внутренние часы» и процессы памяти. На новых данных подтверждено, что дофамин регулирует скорость внутреннего часового механизма, а ацетилхолин отвечает за хранение временной информации в памяти. Исследования с фармакологическими манипуляциями и клиническими наблюдениями демонстрируют, что нарушения в этих нейрoхимических системах приводят к характерным ошибкам в оценке времени – либо ускоряя или замедляя субъективное время, либо ухудшая память о временных интервалах.

На основе экспериментальных данных были проверены на людях и животных теоретические «доклинические» модели времени. Теория скалярного ожидания была подтверждена результатами ряда новых экспериментов и обрела второе дыхание [32, 33]. Целью новой работы Р.М. Черча, У. Мека и Д. Гиббона [33] стало определение характеристик внутренних часов, темпоральной памяти и процессов принятия решений, вовлеченных во временную интеграцию, на основе анализа индивидуальных испытаний, проводимых на крысах. Три группы, по 10 крыс в каждой, проходили обучение с подкреплением через 15, 30 или 60 секунд. Наряду с подкрепляемыми интервалами включались «длинные» тестовые испытания без подкрепления. На каждом тестовом интервале измерялись моменты начала, окончания и пика периода активного реагирования (например, нажатий рычага) – это позволило анализировать структуру поведения не по средним, а по отдельным сессиям и реакциям. Предложена и подтверждена модель, в которой на каждом отдельном испытании животное ориентируется на случайную выборку времени подкрепления, извлеченную из памяти, а решения о начале и прекращении реагирования определяются независимыми порогами. Анализ ковариаций между разными характеристиками поведения (время старта, остановки, пик и ширина периода активности) показал, что скалярные свойства (пропорциональность разброса интервала самому интервалу) проявляются и на уровне отдельных проб, а не только в усредненных данных.

Одна из первых коннекционистских моделей кодирования времени была предложена Р.М. Черчем и Х. Бродбент [32]. В их работе указывается, что скалярная теория времени, с одной стороны, хорошо объясняет способность

животных оценивать временные интервалы, но с другой – опирается на некоторые когнитивные феномены, которые трудно воспроизвести с помощью известных биологических механизмов. Именно это стало причиной разработки новой коннекционистской модели скалярной теории ожидания, которая призвана объяснить, как организмы могут точно измерять временные интервалы на уровне нейронных сетей. Модель основана на работе группы нейронных осцилляторов. Каждый осциллятор обладает собственной частотой; комбинации их состояний в момент подкрепления (например, получение вознаграждения) фиксируются в памяти. Когда требуется вновь воспроизвести данный интервал, текущая фаза каждого осциллятора сравнивается с сохраненным шаблоном из памяти. Решение о начале/окончании действия принимается, когда текущая совокупность фаз совпадает с той, что была зафиксирована при обучении. Вместо абстрактного генератора импульсов и аккумулятора акцент сделан на реальных или смоделированных нейросетевых механизмах. Модель позволила описать, как временная обработка может быть реализована в биологических нейросетях без необходимости наличия единого центра времени. Модель успешно объясняет экспериментальные данные по оперантным задачам хронометража, а также может служить подтверждением распределенного характера временной обработки в мозге.

Статья [40] представляет собой обзор и анализ теоретических моделей, объясняющих, как нейронные сети и отдельные нейроны могут кодировать, хранить и воспроизводить временные интервалы. Автор пишет, что несмотря на очевидность того, что центральная нервная система способна точно кодировать время, совершенно неясно, как реализуются механизмы хранения и обработки временной информации. Сложно понять, как нейроны могут точно работать в таких разных масштабах времени от секунд до минут, однако именно это происходит в управлении повседневным поведением. В работе описаны основные трудности нейронного кодирования времени, а также перечислены некоторые способы использования нейронов для кодирования временной информации. Дается обзор моделей, основанных на разных принципах: аккумуляции импульсов или сигналов; использовании групп нейронных осцилляторов (осцилляторные модели); динамике больших нейронных сетей для кодирования длительных интервалов. Детально описываются две оригинальные модели, в которых не отдельные клетки, а популяция нейронов совместно кодируют интервал времени. Такие подходы делают возможным более устойчивое и пластичное воспроизведение времени даже с учетом вариативности и шума в нейронных системах. Описывается, как искусственные нейросетевые модели обучаются распознаванию и выделению временных паттернов и какие из этих свойств потенциально могут быть реализованы в мозге. Компьютерные симуляции различных подходов (осцилляторных, популяционных и сетевых) показывают, что такие механизмы могут объяснить экспериментально наблюдаемые свойства тайминга у животных и человека. Статья ставит вопрос о том, какие из модельных решений действительно

реализованы в реальной нейронной ткани, и подчеркивает необходимость дальнейших эмпирических исследований для ответа на этот вопрос.

В [38] предлагается трехслойная нейронная сеть, воспроизводящая результаты классических экспериментов по различению длительности сигналов у животных. Первый слой: кластеры нейронов с вероятностной внутренней обратной связью, поддерживающие кратковременную (рабочую) активность в течение случайного периода. Второй слой: спайковый нейрон, который продолжает активироваться до тех пор, пока достаточное число кластеров из первого слоя остаются активными. Третий слой реагирует на момент завершения активности во втором слое, выдавая короткую пачку спайков. Модель генерирует интервалы времени с распределением, зависящим от параметров: числа кластеров в первом слое, времени их активности, а также порога нейрона во втором слое. Интервалы могут быть выучены на разных слоях сети за счет изменения соответствующих параметров, что позволяет получить разные характеристики соотношения Вебера для ошибок – от S-образных до линейных и насыщаемых кривых. Модель показывает, как популяции взаимодействующих кластеров нейронов могут осуществлять измерение интервалов времени с характеристиками, соответствующими скалярным закономерностям, наблюдаемым у животных и человека.

В [41] была заложена концепция *state-dependent timing*, которая впоследствии получила широкое развитие. Работа исследует, каким образом биологически правдоподобные нейронные сети могут преобразовывать временную информацию (структуру во времени, например последовательность сигналов или интервалов) в пространственный код, т.е. в устойчивый паттерн активности популяций нейронов. Была создана нейронная сеть, в которой нейроны соединены в соответствии с некоторыми реальными свойствами мозга (учитывались временные задержки и пластичность связей). Сеть способна запомнить определенную временную последовательность входных стимулов, так что на конкретную последовательность во времени отвечает уникальный пространственный паттерн активации нейронов. Модель использует параметры, аналогичные реальным кортикальным сетям, что подтверждает возможность существования подобного преобразования «временного в пространственное» в живых нейронных цепях. Такой механизм может объяснить, как мозг узнает и различает сложные временные паттерны (слова, ритмы, последовательности стимулов), не требуя наличия специализированных «часов» или универсального хронометража. Работа стала одной из первых демонстраций того, что нейронные сети могут представлять временную информацию пространственно, что чрезвычайно важно для понимания сенсорной обработки, обучения и памяти. Расцвет сетевых моделей, зависящих от состояния (*state-dependent networks*), пришелся на следующее десятилетие. В разделе 4.3 они будут рассмотрены более подробно.

Авторы [42] формулируют одну из наиболее интересных проблем в области интервального измерения времени: как мозг измеряет события, длящиеся минуты, с помощью нейронных процессов, основанных на миллисекундах. Ос-

новное внимание уделено моделям, опирающимся на совпадение активности в различных нейронных схемах, – так называемым механизмам обнаружения совпадений (coincidence-detection). Предполагается, что временные интервалы могут кодироваться по принципу совпадения в работе множества осциллирующих и взаимодействующих нейронных единиц. Авторы делают акцент на эволюционном аспекте. Рассматривается роль подобных механизмов у разных видов животных, подчеркивается универсальность и фундаментальность такого способа кодирования времени для мозга. Механизмы кодирования интервалов связываются с нейробиологическими основами обучения, памяти и интеграции сенсорной информации. Как и в большинстве работ этого периода, делается вывод, что тайминг реализуется в мозге за счет распределенных сетей, а не единого хронометра. При этом механизм совпадения может быть универсальным принципом представления времени у позвоночных. Как и в других работах У. Мека, внимание уделяется также ключевым нейротрансмиттерам, участвующим в обработке временной информации.

Таким образом, основной тенденцией описанного периода является сдвиг исследований к распределенным механизмам кодирования времени, поиску нейронных коррелятов обработки временных интервалов в нескольких областях мозга. Были предприняты попытки построения биологически правдоподобных моделей, которые, с одной стороны, удовлетворяли бы закону Вебера, а с другой – имели некоторые свойства биологических нейронных ансамблей.

#### *4.3. Системная нейронаука (2000–2010 гг.)*

Период 2000–2010 гг. можно охарактеризовать как эпоху нейровизуализационной революции и интеграции когнитивной нейронауки в изучении тайминга. Если 1990-е гг. были посвящены функциональному картированию и развитию концепции распределенных систем, то 2000-е гг. ознаменовались массовым внедрением современных методов нейровизуализации и исследованием с их помощью нейробиологических коррелятов кодирования времени. В этот период функциональная МРТ (фМРТ, fMRI) стала стандартным инструментом для изучения временной обработки у человека, позволив с высокой пространственной точностью картировать активность мозга во время выполнения задач на тайминг. Развитие позитронно-эмиссионной томографии и электроэнцефалографии высокого разрешения стало ключевым для изучения временной динамики нейронных процессов.

Произошел переход от анализа отдельных (пусть и множественных) структур к исследованию их сетевых взаимодействий и функциональной связности между областями мозга. В 2000-х гг. окончательно сформировалась идея о том, что мозг использует несколько специализированных систем для обработки времени в зависимости от временного масштаба и типа задачи. Среди них можно выделить «автоматические системы», использующиеся для коротких интервалов (миллисекунды-секунды), связанные с моторным контролем, и «когнитивно-контролируемые системы» для длинных интервалов (секунды-минуты), требующие внимания и рабочей памяти.

Появилось углубление понимания нейрохимии тайминга. Появились исследования по детализации роли различных нейротрансмиттерных систем во временной обработке, особенно дофаминергической и холинергической систем, с акцентом на клинические исследования ряда болезней (болезнь Паркинсона, шизофрения и др.).

Активное развитие вычислительной нейронауки (computational neuroscience) привело к созданию биологически правдоподобных моделей тайминга, интегрирующих данные нейровизуализации с теоретическими построениями.

Главный сдвиг 2000–2010-х гг. – переход от простого структурного картирования и экспериментальных моделей к всестороннему анализу распределенных сетей мозга в когнитивном, вычислительном и клиническом контексте.

Одна из классических статей этого периода, также связанная с именем У. Мека, имеет говорящий заголовок *What makes us tick?* [56]. Это фундаментальный обзор, посвященный функциональным и нейронным механизмам интервального тайминга – способности мозга оценивать и контролировать временные интервалы от секунд до минут. Авторы представляют мозг как сложную «машину времени», где понимание механизмов отслеживания времени является ключевым для понимания всех функций мозга. Статья рассматривает интервальный тайминг как центральный механизм, занимающий промежуточное положение между двумя другими временными системами: циркадными ритмами (24-часовой цикл) и миллисекундными таймерами (моторный контроль, речь). Статья описывает, как организмы развили множественные временные системы, активные в диапазоне более 10 порядков величины длительности с различной степенью точности. У млекопитающих можно выделить основные интервалы: (1) циркадные часы в супрахиазматическом ядре; (2) автоматический таймер для миллисекундного моторного контроля (мозжечок); (3) общий гибкий таймер для секунд-часов (таламокортико-стриатальные цепи).

Центральный вывод состоит в следующем. Мозг представляет время распределенным образом, а определение времени происходит через детекцию совпадающей активации различных нейронных популяций. Каждая структура мозга вносит свой резонанс, и все эти осцилляции отслеживаются и интегрируются цепями базальных ганглиев, выступающими «как дирижер, который слушает оркестр». Статья подчеркивает, что отличительной чертой интервального тайминга является пропорциональность ошибки оценки длительности самого интервала – свойство, известное как скалярный тайминг, соответствующее закону Вебера для большинства сенсорных модальностей. Таким образом, с использованием передовых методов исследований была в очередной раз подтверждена теория скалярного ожидания, предложенная тридцатью годами ранее.

В этой же статье продолжены нейрохимические исследования. Показано, что дофамин регулирует «темп» субъективного времени, а ацетилхолин отвечает за хранение временной информации. Нарушения в этих системах приводят к специфическим ошибкам в восприятии и воспроизведении времени, что доказано в лабораторных и клинических исследованиях авторов и их коллег. Статья обсуждает изучение изменений во временных механизмах у пациентов с болезнью Паркинсона в зависимости от уровня дофамина в мозге. Исследования показали, что когда пациенты принимают лекарства, они определяют время вполне нормально, но по мере ослабления действия медикаментов их часы замедляются.

Нейронные механизмы когнитивного измерения времени у человека исследуются в [75]. Уделяется особое внимание функциям правого полушария префронтальной коры. Работа представляет анализ двух ранее опубликованных экспериментов с использованием различных когнитивных задач на оценку времени (субсекундные и супрасекундные интервалы). Такое сопоставление позволило выявить общее и различия в активации мозга при измерении времени. Авторы предполагают, что существует специализированная когнитивная система в правом полушарии префронтальной коры, обеспечивающая универсальный механизм для оценки времени в разных задачах (от простого сравнения длительностей до сложных временных последовательностей). Правополушарная специфика согласуется с клиническими наблюдениями: повреждение правой префронтальной области приводит к дефицитам временной оценки. Работа поддерживает идею о существовании отдельных автоматических (двигательные, короткие интервалы) и когнитивных (длительные и сложные) «часовых» систем в мозге человека, отмечая уникальную роль правой дорсолатеральной префронтальной коры в когнитивном тайминге.

Большое количество работ по исследованию нейронных механизмов восприятия времени у человека принадлежит Д. Харрингтон с коллегами. Остановимся на двух самых цитируемых исследованиях рассматриваемой декады. Статья [76] посвящена исследованию того, как активируются разные области головного мозга человека во время решения задач на восприятие и сравнение временных интервалов. С помощью событийно-связанной функциональной магнитно-резонансной томографии авторам удалось проследить эволюцию активации различных мозговых регионов на разных стадиях обработки временной информации. Авторы приходят к выводу, что обработка времени – это результат динамического взаимодействия корковых и подкорковых структур и разные этапы задачи вовлекают разные области мозга. В [54] с использованием фМРТ авторы стремились разделить и изучить два ключевых процесса временной обработки: кодирование временных интервалов и принятие решений о их длительности. Главная задача этой работы – отделить нейронные системы, участвующие в формировании репрезентаций времени, от систем и процессов, связанных с принятием решений о длительности интервалов. Это важное разграничение позволяет лучше понять, как мозг обрабатывает временную информацию на разных этапах. Результаты

исследования показывают независимость систем, которые обеспечивают кодирование интервалов и процессы принятия решений. Это важное открытие показывает, что временная обработка включает несколько отдельных, хотя и взаимодействующих нейронных компонентов.

Работы нейробиолога Д. Буономано с коллегами заложили основы исследований по сетевым моделям, зависящим от состояния (state-dependent network models, SDN). Эти модели предполагают, что временная информация кодируется в эволюции состояния нейронной сети, т.е. в том, как со временем меняются параметры активности (потоки возбуждения, спайковая активность и т. д.) внутри самой сети, а не в отдельном «таймере» или осцилляторе. Статья [77] представляет собой обширный обзор механизмов обработки времени в головном мозге на разных временных масштабах. Авторы анализируют, как нейронные сети кодируют временные интервалы – от миллисекунд до секунд и минут, и обсуждают, какие биологические системы, структуры и процессы могут обеспечивать такую способность у животных и человека. Детально обсуждаются две главные группы моделей. Первая – осцилляторные, или clock-based модели, где время определяется по накоплению импульсов или совпадению фаз осцилляторов, чаще всего для субсекундных и секундных интервалов. Вторая – SDN, где длительность интервала представляется эволюцией состояния динамической нейронной сети, в которой последовательность возбуждения отдельных нейронов отражает обработку времени. Анализируются экспериментальные данные о роли мозжечка, базальных ганглиев, префронтальной коры, а также локальных нейронных сетей. Особое внимание уделяется тому, как синаптическая пластичность, динамика нейросетей и свойства отдельных нейронов позволяют реализовать временную селективность. В работе подчеркивается важность обучения и перестройки синаптических связей для точной настройки временной обработки в разных задачах. Результаты статьи согласуются с выводами других исследователей: временная обработка является результатом кооперации множества структур и механизмов, специфичных для разных масштабов задачи. Пластичность и способность к обучению делают систему тайминга адаптивной к внешним и внутренним изменениям – можно как запоминать новые интервалы, так и адаптировать старые к изменившимся условиям.

Эту же тему развивает статья [39]. В ней показано, что время кодируется эволюцией состояния многомерных нейронных сетей: каждый паттерн активности сети несет в себе информацию о времени, прошедшем с момента последнего события. Модель SDN объясняет, почему оценка времени зависит от контекста и предыдущей стимуляции, а не только от текущего стимула. Работа заложила основы современных представлений о внутренних сетевых механизмах хронометража мозга. Дальнейшее развитие модель SDN получила в [44, 45, 78, 79]. Статья [78] обосновывает, что способность мозга воспринимать и различать временные интервалы (сотни миллисекунд) может возникать сама по себе из динамики локальных нейронных сетей, без специальных часовых механизмов. Временная информация кодируется ме-

няющимися с течением времени паттернами активности в популяциях нейронов – это свойство подтверждается данными из экспериментов как *in vivo*, так и *in vitro*. Работа [79] содержит описание экспериментов на срезах коры. Показано, что если на нейронную культуру долго подавать одинаковый временной интервал, сеть «обучается» этому интервалу, т.е. изменяет свою динамическую активность так, что начинает предсказывать ожидаемый момент сигнала. Причем даже изолированные нейронные сети могут хранить и воспроизводить интервалы времени только за счет внутренних изменений в собственных динамических свойствах, без внешних «организаторов времени».

В [80] представлена компьютерная модель внутренних часов на основе простой рекуррентной ингибиторной нейронной сети, где временная информация кодируется как эволюция уникальных паттернов активности нейронов после внешнего сигнала. Модель показывает, что последовательность активационных паттернов может служить внутренним хронометром – время от момента запуска сигнала представляется через изменение состояний сети, при этом система устойчива к шуму, воспроизводима и может быть перезапущена сильным транзитным сигналом.

Статья [81] рассматривает роль нейронных осцилляций в работе внутреннего хронометра мозга. Авторы показывают, что для оценки времени важны не только отдельные частоты (например, альфа- или бета-ритмы), а взаимодействие различных мозговых ритмов, которые меняются в зависимости от задачи и времени. Такой комплексный подход помогает лучше понять, как мозг кодирует временную информацию через динамику осцилляторных процессов.

Сравнению моделей внутренних часов (*dedicated models*) и SDN (*intrinsic models*) посвящены работы и других исследователей. Р. Айври, Р. Спенсер и У. Кармаркар в [82] исследуют, как мозг кодирует короткие временные интервалы (в сотни миллисекунд), анализируя две указанные модели. Испытуемым предъявляли звуковые сигналы с разной структурой (простые и с нерелевантными тонами) и просили сравнивать длительности. Вариации контекста помогли протестировать чувствительность временной обработки к помехам. Оказалось, что при наличии нерелевантных звуков с переменной длительностью участники хуже различали время – это аргумент в пользу внутренних (*intrinsic*) моделей, чувствительных к контексту. При более длительных интервалах (300+ мс) этот эффект исчезал, указывая на ограниченность SDN-моделей по времени действия. Однако авторы предлагают и другое объяснение: факторы, касающиеся внимания, также могут влиять на выполнение задач различения длительности. Так, нерелевантный тон может временно захватывать внимание, увеличивая шум при регистрации первого тона тестового интервала, при этом более длинный нерелевантный интервал (300 мс) может давать достаточно времени для переориентации на релевантный стимул. Таким образом, обработка коротких интервалов сильно зависит от контекста, это, с одной стороны, может быть аргументом в пользу моделей

SDN, а с другой – свидетельством влияния на восприятие времени внимания и структуры задачи.

Статья [83] посвящена разработке и анализу биологически правдоподобной модели измерения времени, основанной на нейронном интегрировании (накоплении сигнала до порога). Представлен нейробиологический механизм измерения интервалов времени, где нейронная интеграция сигнала до порога на фоне шума позволяет объяснить основные поведенческие закономерности интервального тайминга (скалярное свойство и вариации ошибок) на физиологическом уровне.

Написанный чуть позже обзор вычислительных моделей интервального тайминга [84] разделяет существующие в то время подходы на четыре основных типа: модели пейсмейкер–аккумулятор (модели М. Трейсмана и Гиббона–Черча); модели множественных осцилляторов; модели следов памяти, основанные на SDN; модели дрейфа–диффузии (drift–diffusion). Модели дрейфа–диффузии – это класс стохастических моделей, которые объясняют, как мозг принимает решения о длительности интервала путем постепенного накопления зашумленного сигнала до достижения определенного порога. Они объясняют распределение ошибок времени и реакций. Чем дольше интервал, тем больше влияние шума, и отсюда скалярный рост вариабельности решений. Эти модели объясняют, почему под влиянием внимания, усталости или лекарств меняется либо «скорость дрейфа» (интенсивность накопления сигнала), либо ширина полосы ошибок. Для всех четырех типов авторы предлагают критерии оценки моделей: скалярное свойство, способность воспроизводить ретроспективные/проспективные эффекты тайминга, чувствительность к вниманию и нейрохимическим воздействиям.

Подводя промежуточные итоги, можно сказать, что период 2000–2010 гг. завершил переход от локалистских моделей к пониманию тайминга как функции сложных, взаимодействующих нейронных сетей. Массовое внедрение методов нейровизуализации позволило перенести фокус исследований с животных на человека, что привело к формированию современных представлений о множественности и гибкости систем временной обработки в мозге.

Этот период заложил методологические и теоретические основы для всех последующих исследований в области нейронауки времени, установив стандарты экспериментального дизайна и создав концептуальный каркас, которым исследователи пользуются по сей день.

#### *4.4. Эпоха распределенных и интегративных подходов (2010–2020 гг.)*

Этот период характеризуется несколькими ключевыми сдвигами и трендами. Происходит резкий рост количества мультидисциплинарных публикаций, появляются специализированные журналы и создаются международные форумы и конференции. Расширяется экспериментальный арсенал: массово внедряются высокоплотные мультиэлектродные матрицы, двухфотонная микроскопия, генетические и оптогенетические инструменты, что позволило

напрямую исследовать динамику нейронных сетей и проводить каузальные вмешательства. Происходит синтез и интеграция моделей. Строятся гибридные модели, включающие в себя части моделей внутренних часов, SDN, осцилляторных и гибридных схем. Такие модели способны объяснить как ретроспективные, так и проспективные эффекты времени, ритмику, скалярное свойство, влияние внимания и мотивации. Активно изучаются не только интервальное время и ритм, но и временные предсказания, порядок событий, синхронизация между агентами. Происходит рост интереса к клиническим аспектам: разрабатываются модели, основанные на новых клинических данных, объясняющие изменения тайминга при заболеваниях (болезнь Паркинсона, депрессия, шизофрения, СДВГ и др.), на их основе создаются протоколы нейрореабилитации.

Одним из важнейших событий этого периода стало открытие «клеток времени» (time cells) в гиппокампе. Понятие клеток времени было введено в начале 2010-х гг. группой исследователей под руководством Х. Айхенбаума. Эти нейроны были описаны как клетки, которые кодируют последовательные моменты времени в рамках эпизодической памяти, аналогично тому, как «клетки пространства» (place cells) кодируют положение в пространстве.

Впервые нейроны, обладающие свойствами «клеток времени», были обнаружены и описаны в [7] в 2008 г. Однако сам термин “time cells” появился позже, в 2011 г. ([8]); считается, что концепция клеток времени была подробно обоснована в обзоре [9], после чего этот термин стал устойчивым.

*Time cells* – это специализированные нейроны, обнаруженные сначала в гиппокампе животных, а затем и у человека. Эти клетки активно разряжаются в определенные моменты, помечая последовательность событий во времени внутри эпизода или задачи. Благодаря им мозг формирует хронологию и порядок событий, что критически важно для эпизодической памяти. В исследованиях было впервые показано, что в мозге есть «временные метки», аналогично тому, как клетки места кодируют позицию животного в пространстве. Это решило старую головоломку: как мозг определяет последовательные события (например, порядок слов, события дня)? Time cells «сортируют» моменты внутри эпизода, позволяя вспомнить не только что и где, но и когда что было. После открытия у грызунов нейроны времени обнаружили у обезьян и людей, что подтвердило универсальность этого механизма для млекопитающих. Примечательным стало открытие, что эти клетки поддерживают свойства «скалярного тайминга»: разброс ошибок в определении времени пропорционален самому интервалу, что согласуется с ведущими теориями о хронометраже.

Было показано, что одни и те же нейроны гиппокампа могут выступать как “place cells” (кодируя место), так и как “time cells” в зависимости от контекста. Это привело к пониманию, что гиппокамп строит не только пространственные, но и временные карты опыта.

Открытие нейронов времени оказалось решающим для понимания того, как мозг восстанавливает хронологию и длительность событий, почему сильные эмоции уплотняют шкалу времени и почему люди переоценивают необычные моменты. Появился новый фокус на обучаемости и изменчивости (remapping) нейронов времени: эти клетки могут изменять свою активность в зависимости от задачи, требований, опыта, что показало пластичность представлений о времени. С развитием интракраниальных записей и нейровизуализации нейроны времени активно изучаются в когнитивных и клинических задачах на людях.

Нейроны времени легли в основу новой волны исследований эпизодической памяти, гибкости воспоминаний и осознания времени. Благодаря этому сдвинулся акцент от абстрактных теорий к прямому изучению нейросетевых механизмов времени и хронологии на уровне нервных клеток. Так, например, в [10] описываются эксперименты на крысах с различными заданиями на двигательную активность и выявляются «клетки времени» и «клетки расстояния» в гиппокампе.

Работы Х. Мерчанта, одного из ведущих исследователей нейробиологии времени [85–89], охватывают ключевые аспекты понимания того, как мозг обрабатывает временную информацию. Экспериментальные исследования на приматах [85] продемонстрировали существование множественных нейронных хронометров в разных областях мозга, которые по-разному активируются в задачах синхронизации и продолжения ритма. Работы [86, 87] – это введение в нейробиологию интервального тайминга, где систематизируются основные концепции, методы и открытия в области изучения механизмов отсчета времени от миллисекунд до секунд, а также фундаментальный обзор нейронных основ восприятия и оценки времени, обобщающий знания о том, как разные структуры мозга (мозжечок, базальные ганглии, кора) участвуют во временной обработке на разных масштабах. Статья [88] исследует, как в медиальных премоторных областях приматов реализуются несколько уровней нейронных часов для оценки и воспроизведения временных интервалов в сотни миллисекунд. Авторы обнаружили, что отдельные популяции нейронов кодируют прошедшее и оставшееся время, а также длительность и порядок интервалов, формируя иерархическую многослойную систему, в которой временная информация представлена динамической активностью популяций клеток. Эти результаты показывают, что временная обработка реализуется как распределенная сетевая функция, где каждый слой способствует точному контролю ритмических движений и их координации во времени. Статья [89] – сравнительное межвидовое исследование способности находить ритм у людей и приматов, показывающее эволюционные и нейронные основы ритмического поведения и синхронизации с внешними временными паттернами. Исследования показали, что мозг использует распределенные специализированные системы тайминга в зависимости от задачи и временного масштаба. Особый акцент делается на ритмическом поведении как фундаментальной способности, связывающей восприятие времени, моторный контроль и эволюционные

аспекты временной обработки у приматов и человека. Исследование [23] также показало, что время кодируется разными нейронными сетями в зависимости от задачи.

Биологический обзор [90] посвящен тому, как временная информация кодируется и используется во время развития нервной системы. Авторы рассматривают, как нейральные стволовые клетки считывают и декодируют временные сигналы, возникающие от сложных взаимодействий между молекулами, клетками и тканями, чтобы правильно определять судьбу клеток в процессе развития мозга.

Еще один обзорный труд [91] описывает исследования того, как кора головного мозга реализует временную обработку, необходимую для когнитивных функций. Авторы показывают, что кодирование времени – неотъемлемая функция корковых нейронных сетей, возникающая благодаря временным особенностям их активности и способности к пластичности. Статья выделяет роль динамики нейронных цепей в поддержании «когнитивного времени» – от сиюминутного отслеживания событий до формирования ожиданий и принятия решений. Исследование подчеркивает, что понимание того, как кора кодирует и использует время на коротких масштабах, критически важно для построения общих моделей когнитивной деятельности мозга, включая восприятие, планирование, прогнозирование и обучение.

Исследование [92], напротив, является узкоспециализированным. Оно показало, что профессиональные перкуссионисты воспроизводят временные интервалы с высокой точностью и минимальными ошибками по сравнению с другими людьми. Это связано с их высокой сенсорной точностью, благодаря которой они меньше зависят от усреднения интервалов и используют более «оптимальное» временное кодирование.

В [93] изучается роль нейронной адаптации в кодировании и зависимость эффективности обработки изменяющихся свойств среды от динамической настройки чувствительности нейронов на разных временных масштабах.

Байесовские модели запоминания временных интервалов [50–53] коренным образом изменили понимание восприятия времени, показав, что систематические «ошибки» в оценке длительности – это не недостатки, а оптимальная стратегия мозга для снижения неопределенности в условиях внутреннего шума. Они тесно связаны с концепцией предиктивной обработки мозга, основная идея которой заключается в том, что мозг постоянно формирует и обновляет иерархические предсказания о внешнем мире на основе внутренней модели, сравнивая их с реальными сенсорными данными и минимизируя ошибки предсказания. Эти модели трактуют запоминание и оценку временных интервалов как процесс вероятностного вывода, где предыдущий опыт интегрируется с текущими сенсорными сигналами для получения наиболее вероятной оценки. Мозг объединяет текущие сенсорные данные о времени с предшествующим опытом (приором), что приводит к смещениям типа регрессии к среднему – однако именно это делает систему более надежной в

долгосрочной перспективе. Нейрохимические нарушения, например дефицит дофамина при болезни Паркинсона, изменяют баланс между «точным отсчетом» и использованием priоров в пользу вторых, что объясняет специфические паттерны временных искажений у разных клинических групп. По сути, байесовские модели показывают, что мозг человека – это не точный хронометр, а умная система прогнозирования, которая жертвует абсолютной точностью ради общей эффективности в непредсказуемом мире.

#### *4.5. Современный период*

Обзор исследований последних лет должен быть гораздо более подробным. Было сделано большое количество прорывных работ и совершены новые открытия. Автор надеется посвятить результатам последних лет отдельную статью, в которой, помимо современных нейробиологических исследований, будет сделан акцент на сетевых моделях кодирования временных интервалов. В этом разделе указаны лишь основные вехи.

Современные исследования существенно расширили класс вычислительных и биологических моделей, включив в них рекуррентные нейронные сети, спайковые системы и гибридные архитектуры, тесно приближенные к реальным биологическим сетям. Существенным прорывом стало экспериментальное подтверждение роли нейронных осцилляторов и динамических ансамблей в генерации временных интервалов, а также доказательства существования гибкой и мультимодальной системы кодирования времени в мозге. В работах этого периода развивается интеграция пластичности, адаптации и механизмов предсказания ошибок – эти концепции связывают временную обработку с памятью и принятием решений. Ряд новейших исследований демонстрирует, что распределенное представление времени и его нейронные корреляты существенно вариативнее и сложнее, чем предполагалось раньше, что ставит под вопрос жесткие механистические модели и стимулирует переход к ансамблевым и иерархическим моделям временной обработки.

Формируется новое понимание вычислительных механизмов восприятия времени с использованием нейросетевых моделей, которые становятся инструментом объяснения временных вычислений в мозге [94]. В [95] представлена рекуррентная нейросетевая модель с пластичностью, способная учитывать вариативность временных оценок. Расширяется область применения моделей SDN, они начинают использоваться при описании нейромодуляции, в частности модуляции локомоции [96]. Разработана модель обучения временным последовательностям на базе спайковых нейронных сетей, которая нашла применение в изучении музыкальной памяти [97]. Показано, что временные интервалы в ансамблях нервных сетей могут кодироваться по логарифмическому принципу [98], и это отсылает к первой модели «внутренних часов» М. Трейсмана. Предложена интегративная модель, соединяющая нейронные осцилляторы с вычислительными механизмами памяти, что выходит за рамки традиционной скалярной теории времени [99]. Обзор современных данных о нейронных основах оценки длительностей [100] разделяет «про-

спективное» (текущее, часоподобное) и «ретроспективное» (воспоминательное, реконструктивное) восприятие времени. Показано, что оба типа процессов опираются на динамику состояний нейронных популяций, но реализуются разными вычислительными и нейробиологическими механизмами. В [101] утверждается, что память и восприятие времени используют частично общие нейронные механизмы и что без учета представления времени невозможно полноценно понять, как работает память. Каждое когнитивное действие рассматривается как развертывающееся во времени, а память – как механизм, организующий этот временной поток. Изучается влияние временных ограничений на когнитивные показатели, включая математическую продуктивность [102]. Анализируются контролирующие принципы нейронной динамики, выявленные в ходе изучения тайминга [103]. Исследуются нейронные механизмы, позволяющие одновременно отслеживать несколько независимых и асинхронных временных интервалов и быстро переключаться между ними в ответ на изменения окружающей среды [104]. Исследуется, как мозг синхронизирует движение с внешними (музыка) и внутренними (мысленное воспроизведение ритма) сигналами [105]. Было выявлено, что мозг способен компенсировать нарушения функций при разных способах задания ритма. В совокупности эти работы значительно углубляют понимание механизмов восприятия и обработки времени в мозге на разных уровнях и с разных точек зрения.

Отдельно хотелось бы обратить внимание на одну обзорную и две исторические публикации. Обзор основных нейрокомпьютерных моделей интервального тайминга представлен в [106]. Проведена классификация моделей по нескольким принципам: наличие или отсутствие «пороговых» и «адаптивных» часов, а также является ли тайминг функцией построения жестких часов или эмерджентного кодирования времени на популяционном уровне. Классификация подчеркивает как общие статистические свойства моделей (например, скалярность и сдвиг временных оценок), так и разнообразие вычислительных решений, которыми реальный мозг может реализовать тайминг в поведенческих и нейрофизиологических задачах. Авторы рассматривают ключевые модели от классической внутренних часов до современных моделей нейронных траекторий, подчеркивая необходимость видеть общую картину развития области («видеть лес за деревьями»).

Статья [107] рассказывает о научном наследии и вкладе У. Мека в исследования восприятия времени и интервального тайминга, а также содержит воспоминания его коллег и учеников о его личности и роли в формировании научного сообщества в этой области.

Статья [108] подробно анализирует классическую работу М. Трейсмана 1963 года о внутреннем хронометре и его роли в восприятии времени [25]. Автор освещает предложенную Трейсманом модель внутреннего времени, разбирает основные эксперименты, демонстрирует, как эта модель объясняет ключевые эффекты (например, закон Вебера), а также обсуждает связь теории Трейсмана с более поздними моделями, такими как теория скалярного

ожидания. Кроме того, автор отмечает значимость этой работы для современного понимания психологии тайминга.

## 5. Заключение

Проведенный обзор показывает, что две взаимосвязанные линии исследований – модель внутренних часов Трейсмана и теория скалярного ожидания (SET) – остаются методологически и эмпирически плодотворными спустя десятилетия. Их ключевые предпосылки удивительно устойчивы: при росте точности измерений и усложнении биологически правдоподобных моделей вновь подтверждаются базовые свойства, воспроизводимые этими моделями. Эта устойчивость указывает на фундаментальность заложенных принципов и делает их удобной опорой как для интерпретации новых данных, так и для инженерных приложений.

Практическая ценность рассмотренных моделей заключается в их структурной ясности и вычислительной простоте. В задачах робототехники и ИИ это критично: биологическое правдоподобие здесь оправданно понимается как воспроизводимость наблюдаемых феноменов (скалярность, смещение оценок к среднему, суперпозиция кривых во времени), а не как буквальная реконструкция физиологии. Модульная архитектура (пейсмейкер, переключатель, рабочая и эталонная память, компаратор, механизм решения) обеспечивает прозрачную трассировку ошибок, удобство калибровки и переносимость между платформами и средами.

При этом существенным ограничением классических моделей является низкая толерантность к шуму и вариативности естественных сигналов. Перспективным направлением видится переход к популяционному кодированию и сетевым реализациям, где временная информация распределяется по состояниям динамических систем. Сетевые подходы, включая state-dependent networks, рекуррентные архитектуры, могут унаследовать феноменологические достоинства внутренних часов и SET, одновременно повысив устойчивость к шуму, гибкость представлений и способность к онлайн-адаптации. В связи с этим, планируется провести систематический обзор новейших работ по таймингу с акцентом на сетевые модели и механизмы скалярности в распределенных представлениях состояний.

Начата разработка модели запоминания и воспроизведения интервалов, совмещающая феноменологическую проверяемость с устойчивостью популяционного кодирования. Первые теоретические наработки уже представлены в [109]. Планируется создание имитационной модели, проведение экспериментов и анализ полученных данных.

В целом, преемственность от «простых» часов к «сетевому времени» представляется не отказом от классики, а ее естественным развитием: сохраняются проверенные феномены и критерии, но меняется носитель и способ кодирования. Именно на этом стыке открываются возможности для интеграции когнитивных теорий времени с практиками ИИ и робототехники – с учетом реальных ограничений шума, ресурсов и адаптивности.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Tallot L., Doyere V. Neural encoding of time in the animal brain // *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2020. V. 115. P. 146–163.
2. Кулиева А.К., Березнер Т.А., Шишунова А.Н. и др. Когнитивные теории восприятия времени // *Вестник Санкт-Петербургского университета. Психология*. 2025. Т. 15. Вып. 1. С. 51–65.
3. Тарабрина Н.Ю., Краев Ю.В. Психофизиологическая оценка чувства времени у футбольных арбитров различной квалификации // *Наука и спорт: современные тенденции*. 2018. Т. 21. № 4. С. 152–157.
4. Aldworth Z.N., Dimitrov A.G., Cummins G.I., et al. Temporal encoding in a nervous system // *PLoS Computational Biology*. 2011. V. 7. No. 5. Article e1002041.
5. Li L., Hou C., Peng C., et al. Encoding, working memory, or decision: how feedback modulates time perception // *Cerebral Cortex*. 2023. V. 33. No. 19. P. 10355–10366.
6. Balasubramaniam R., Haegens S., Jazayeri M., et al. Neural encoding and representation of time for sensorimotor control and learning // *Journal of Neuroscience*. 2021. V. 41. No. 5. P. 866–872.
7. Pastalkova E., Itskov V., Amarasingham A., et al. Internally generated cell assembly sequences in the rat hippocampus // *Science*. 2008. V. 321. No. 5894. P. 1322–1327.
8. MacDonald C.J., Lepage K.Q., Eden U.T. et al. Hippocampal “time cells” bridge the gap in memory for discontinuous events // *Neuron*. 2011. V. 71. No. 4. P. 737–749.
9. Eichenbaum H. Time cells in the hippocampus: a new dimension for mapping memories // *Nature Reviews Neuroscience*. 2014. V. 15. No. 11. P. 732–744.
10. Abramson S., Kraus B.J., White J.A., et al. Flexible coding of time or distance in hippocampal cells // *Elife*. 2023. V. 12. P. e83930.
11. Reddy L., Zoefel B., Possel J.K., et al. Human hippocampal neurons track moments in a sequence of events // *Journal of Neuroscience*. 2021. V. 41. No. 31. P. 6714–6725.
12. Montchal M.E., Reagh Z.M., Yassa M.A. Precise temporal memories are supported by the lateral entorhinal cortex in humans // *Nat Neurosci*. 2019. V. 22. P. 284–288.
13. Dias M., Ferreira R., Remondes M. Medial entorhinal cortex excitatory neurons are necessary for accurate timing // *Journal of Neuroscience*. 2021. V. 41. No. 48. P. 9932–9943.
14. Niki H., Watanabe M. Prefrontal and cingulate unit activity during timing behavior in the monkey // *Brain research*. 1979. V. 171. No. 2. P. 213–224.
15. Narain D., Remington E.D., Zeew C.I.D., et al. A cerebellar mechanism for learning prior distributions of time intervals // *Nat Commun*. 2018. V. 9. No. 1. P. 469.
16. Ivry R.B., Keele S.W. Timing functions of the cerebellum // *Journal of Cognitive Neuroscience*. 1989. V. 1. No. 2. P. 136–152.
17. Ivry R. Cerebellar timing systems // *International review of neurobiology*. 1997. V. 41. P. 555–573.
18. Ivry R.B., Spencer R.M., Zelaznik H.N., et al. The cerebellum and event timing // *Annals of the New York Academy of Sciences*. 2002. V. 978. No. 1. P. 302–317.
19. Ivry R.B., Spencer R.M. The neural representation of time // *Current Opinion in Neurobiology*. 2004. V. 14. No. 2. P. 225–232.

20. *Yamazaki T., Tanaka S.* Computational models of timing mechanisms in the cerebellar granular layer // *The Cerebellum*. 2009. V. 8. P. 423–432.
21. *Stigliani A., Jeska B., Grill-Spector K.* Encoding model of temporal processing in human visual cortex // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2017. V. 114. No. 51. P. E11047–E11056.
22. *Howard M.W., Shankar K.H., Aue W.R., et al.* A distributed representation of internal time // *Psychol. Rev.* 2015. V. 122. P. 24–53.
23. *Paton J.J., Buonomano D.V.* The neural basis of timing: distributed mechanisms for diverse functions // *Neuron*. 2018. V. 98. No. 4. P. 687–705.
24. *Robbe D.* Lost in time: Relocating the perception of duration outside the brain // *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2023. V. 153. 105312.
25. *Treisman M.* Temporal discrimination and the indifference interval: Implications for a model of the “internal clock” // *Psychological Monographs: General and Applied*. 1963. V. 77. No. 13. P. 1–31.
26. *Treisman M., Cook N., Naish P.L., et al.* The internal clock: Electroencephalographic evidence for oscillatory processes underlying time perception // *Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*. 1994. V. 47. No. 2. P. 241–289.
27. *Treisman M., Faulkner A., Naish P.L., et al.* The internal clock: Evidence for a temporal oscillator underlying time perception with some estimates of its characteristic frequency // *Perception*. 1990. V. 19. No. 6. P. 705–742.
28. *Treisman M.* The information-processing model of timing (Treisman, 1963): Its sources and further development // *Timing & Time Perception*. 2013. V. 1. No. 2. P. 131–158.
29. *Church R.M.* Theories of timing behavior // *Contemporary Learning Theories*. Routledge. 2019. P. 41–72.
30. *Church R.M.* Properties of the internal clock // *Annals of the New York Academy of Sciences*. 1984. V. 423. P. 566–582.
31. *Church R.M., Gibbon J.* Temporal generalization // *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*. 1982. V. 8. No. 2. P. 165–186.
32. *Church R.M., Broadbent H.A.* A connectionist model of timing // *Neural Network Models of Conditioning and Action*. 1991. P. 225–240.
33. *Church R.M., Meck W.H., Gibbon J.* Application of scalar timing theory to individual trials // *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*. 1994. V. 20. No. 2. P. 135–155.
34. *Gibbon J.* Scalar expectancy theory and Weber’s law in animal timing // *Psychological Review*. 1977. V. 84. No. 3. P. 279–325.
35. *Gibbon J., Church R.M.* Time left: linear versus logarithmic subjective time // *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*. 1981. V. 7. No. 2. P. 87–108.
36. *Gibbon J., Church R.M., Meck W.H.* Scalar timing in memory // *Annals of the New York Academy of Sciences*. 1984. V. 423. No. 1. P. 52–77.
37. *Gibbon J., Church R.M.* Representation of time // *Cognition*. 1990. V. 37. No. 1–2. P. 23–54.
38. *Bugmann G.* Towards a neural model of timing // *Biosystems*. 1998. V. 48. No. 1–3. P. 11–19.

39. *Karmarkar U.R., Buonomano D.V.* Timing in the absence of clocks: encoding time in neural network states // *Neuron*. 2007. V. 53. No. 3. P. 427–438.
40. *Miall C.* Models of neural timing // *Advances in Psychology*. 1996. V. 115. P. 69–94.
41. *Buonomano D.V., Merzenich M.M.* Temporal information transformed into a spatial code by a neural network with realistic properties // *Science*. 1995. V. 267. No. 5200. P. 1028–1030.
42. *Matell M.S., Meck W.H.* Neuropsychological mechanisms of interval timing behavior // *BioEssays*. 2000. V. 22. No. 1. P. 94–103.
43. *Hazeltine E., Helmuth L.L., Ivry R.B.* Neural mechanisms of timing // *Trends in Cognitive Sciences*. 1997. V. 1. No. 5. P. 163–169.
44. *Buonomano D.V., Maass W.* State-dependent computations: spatiotemporal processing in cortical networks // *Nature Reviews Neuroscience*. 2009. V. 10. No. 2. P. 113–125.
45. *Buonomano D.V., Bramen J., Khodadadifar M.* Influence of the interstimulus interval on temporal processing and learning: testing the state-dependent network model // *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*. 2009. V. 364. No. 1525. P. 1865–1873.
46. *Buonomano D.V.* The Neural Mechanisms of Timing on Short Timescales // *Subjective time: The philosophy, psychology, and neuroscience of temporality*. 2014. P. 329.
47. *Buonomano D.V., Laje R.* Population clocks: motor timing with neural dynamics // *Trends in Cognitive Sciences*. 2010. V. 14. No. 12. P. 520–527.
48. *Zhou S., Buonomano D.V.* Neural population clocks: Encoding time in dynamic patterns of neural activity // *Behavioral Neuroscience*. 2022. V. 136. No. 5. P. 374.
49. *Zhou S., Masmanidis S.C., Buonomano D.V.* Encoding time in neural dynamic regimes with distinct computational tradeoffs // *PLOS Computational Biology*. 2022. V. 18. No. 3. Article e1009271.
50. *Shi Z., Church R.M., Meck W.H.* Bayesian optimization of time perception // *Trends in Cognitive Sciences*. 2013. V. 17. No. 11. P. 556–564.
51. *Gu B.M., Jurkowski A.J., Lake J.I., et al.* Bayesian models of interval timing and distortions in temporal memory as a function of Parkinson’s disease and dopamine-related error processing // *Time distortions in mind*. 2015. P. 281–327.
52. *Gu B.M., Jurkowski A.J., Shi Z., et al.* Bayesian optimization of interval timing and biases in temporal memory as a function of temporal context, feedback, and dopamine levels in young, aged and Parkinson’s disease patients // *Timing & Time Perception*. 2016. V. 4. No. 4. P. 315–342.
53. *Sadibolova R., Terhune D.B.* The temporal context in bayesian models of interval timing: Recent advances and future directions // *Behavioral Neuroscience*. 2022. V. 136. No. 5. P. 364.
54. *Harrington D.L., Boyd L.A., Mayer A.R., et al.* Neural representation of interval encoding and decision making // *Cognitive Brain Research*. 2004. V. 21. No. 2. P. 193–205.
55. *Balci F., Simen P.* A decision model of timing // *Current Opinion in Behavioral Sciences*. 2016. V. 8. P. 94–101.
56. *Buhusi C.V., Meck W.H.* What makes us tick? Functional and neural mechanisms of interval timing // *Nature Reviews Neuroscience*. 2005. V. 6. No. 10. P. 755–765.

57. *Meck W.H.* Selective adjustment of the speed of internal clock and memory processes // *J. Exp. Psychol. Anim. Behav. Process.* 1983. V. 9. P. 171–201.
58. *Meck W.H.* Affinity for the dopamine D2 receptor predicts neuroleptic potency in decreasing the speed of an internal clock // *Pharmacol. Biochem. Behav.* 1986. V. 25. P. 1185–1189.
59. *Meck W.H., Church R.M.* Cholinergic modulation of the content of temporal memory // *Behav. Neurosci.* 1987. V. 101. P. 457–464.
60. *Meck W.H.* Neuropharmacology of timing and time perception // *Cognitive brain research.* 1996. V. 3. No. 3–4. P. 227–242.
61. *Balci F.* Interval timing, dopamine, and motivation // *Timing & Time Perception.* 2014. V. 2. No. 3. P. 379–410.
62. *Ekman G.O.S.* Weber's law and related functions // *The Journal of Psychology.* 1959. V. 47. No. 2. P. 343–352.
63. *Glasauer S., Shi Z.* The origin of Vierordt's law: The experimental protocol matters // *Psycholog. J.* 2021. V. 10. No. 5. P. 732–741.
64. *Cohwill R.M., Balsam P.D.* Peak Procedure. In: Vonk, J., Shackelford, T.K. (eds). *Encyclopedia of Animal Cognition and Behavior.* 2022. Springer, Cham. P. 5102–5107.
65. *Balsam P., Sanchez-Castillo H., Taylor K., et al.* Timing and anticipation: conceptual and methodological approaches // *European Journal of Neuroscience.* 2009. V. 30. No. 9. P. 1749–1755.
66. *Cheng K., Miceli P.* Modelling timing performance on the peak procedure // *Behavioural processes.* 1996. V. 37. No. 2–3. P. 137–156.
67. *Eckard M.L., Lattal K.A.* The internal clock: A manifestation of a misguided mechanistic view of causation? // *Perspectives on Behavior Science.* 2020. V. 43. P. 5–19.
68. *Sanabria F.* Internal-clock models and misguided views of mechanistic explanations: A reply to Eckard & Lattal (2020) // *Perspectives on Behavior Science.* 2020. V. 43. No. 4. P. 779–790.
69. *Keele S.W., Pokorny R.A., Corcos D.M., et al.* Do perception and motor production share common timing mechanisms: A correlational analysis // *Acta psychologica.* 1985. V. 60. No. 2–3. P. 173–191.
70. *Ivry R.B., Schlerf J.E.* Dedicated and intrinsic models of time perception // *Trends in Cognitive Sciences.* 2008. V. 12. No. 7. P. 273–280.
71. *Meck W.H., Church R.M., Olton D.S.* Hippocampus, time, and memory // *Behavioral neuroscience.* 1984. V. 98. No. 1. P. 3.
72. *Meck W.H., Church R.M.* A mode control model of counting and timing processes // *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes.* 1983. V. 9. No. 3. P. 320.
73. *Meck W.H., Church R.M.* Simultaneous temporal processing // *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes.* 1984. V. 10. No. 1. P. 1–29.
74. *Jones E.G., Mendell L.M.* Assessing the decade of the brain // *Science.* 1999. V. 284. No. 5415. P. 739–739.
75. *Lewis P.A., Miall R.C.* A right hemispheric prefrontal system for cognitive time measurement // *Behavioural processes.* 2006. V. 71. No. 2–3. P. 226–234.
76. *Rao S.M., Mayer A.R., Harrington D.L.* The evolution of brain activation during temporal processing // *Nature neuroscience.* 2001. V. 4. No. 3. P. 317–323.

77. *Mauk M.D., Buonomano D.V.* The neural basis of temporal processing // Annual Review of Neuroscience. 2004. V. 27. No. 1. P. 307–340.
78. *Goel A., Buonomano D.V.* Timing as an intrinsic property of neural networks: evidence from in vivo and in vitro experiments // Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences. 2014. V. 369. No. 1637. Article 20120460.
79. *Goel A., Buonomano D.V.* Temporal interval learning in cortical cultures is encoded in intrinsic network dynamics // Neuron. 2016. V. 91. No. 2. P. 320–327.
80. *Yamazaki T., Tanaka S.* Neural modeling of an internal clock // Neural Computation. 2005. V. 17. No. 5. P. 1032–1058.
81. *Kononowicz T.W., van Wassenhove V.* In search of oscillatory traces of the internal clock // Frontiers in Psychology. 2016. V. 7. Article 224.
82. *Spencer R.M., Karmarkar U., Ivry R.B.* Evaluating dedicated and intrinsic models of temporal encoding by varying context // Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences. 2009. V. 364. No. 1525. P. 1853–1863.
83. *Simen P., Balci F., deSouza L., et al.* A model of interval timing by neural integration // Journal of Neuroscience. 2011. V. 31. No. 25. P. 9238–9253.
84. *Addyman C., French R.M., Thomas E.* Computational models of interval timing // Current Opinion in Behavioral Sciences. 2016. V. 8. P. 140–146.
85. *Merchant H., Zarco W., Perez O., et al.* Measuring time with different neural chronometers during a synchronization-continuation task // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2011. V. 108. No. 49. P. 19784–19789.
86. *Merchant H., Harrington D.L., Meck W.H.* Neural basis of the perception and estimation of time // Annual Review of Neuroscience. 2013. V. 36. No. 1. P. 313–336.
87. *Merchant H., De Lafuente V.* Introduction to the neurobiology of interval timing // In: Merchant H., De Lafuente V. (eds). Neurobiology of Interval Timing. Springer, 2014. P. 1–13.
88. *Merchant H., Bartolo R., Perez O., et al.* Neurophysiology of timing in the hundreds of milliseconds: multiple layers of neuronal clocks in the medial premotor areas // Neurobiology of interval timing. 2014. P. 143–154.
89. *Merchant H., Grahn J., Trainor L., et al.* Finding the beat: a neural perspective across humans and non-human primates // Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences. 2015. V. 370. No. 1664. Article 20140093.
90. *Toma K., Wang T.C., Hanashima C.* Encoding and decoding time in neural development // Development, Growth & Differentiation. 2016. V. 58. No. 1. P. 59–72.
91. *Finnerty G.T., Shadlen M.N., Jazayeri M., et al.* Time in cortical circuits // Journal of Neuroscience. 2015. V. 35. No. 41. P. 13912–13916.
92. *Cicchini G.M., Arrighi R., Cecchetti L., et al.* Optimal encoding of interval timing in expert percussionists // Journal of Neuroscience. 2012. V. 32. No. 3. P. 1056–1060.
93. *Weber A.I., Fairhall A.L.* The role of adaptation in neural coding // Current Opinion in Neurobiology. 2019. V. 58. P. 135–140.
94. *Bi Z., Zhou C.* Understanding the computation of time using neural network models // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2020. V. 117. No. 19. P. 10530–10540.

95. *Hallez Q., Mermillod M., Droit-Volet S.* Cognitive and plastic recurrent neural network clock model for the judgment of time and its variations // *Scientific Reports*. 2023. V. 13. No. 1. Article 3852.
96. *Bi Z., Zhou C., Pernia-Andrade A.J., et al.* Circuits for state-dependent modulation of locomotion // *Frontiers in Human Neuroscience*. 2021. V. 15. 745689.
97. *Liang Q., Zeng Y., Xu B.* Temporal-sequential learning with a brain-inspired spiking neural network and its application to musical memory // *Frontiers in Computational Neuroscience*. 2020. V. 14. P. 51.
98. *Ren Y., Allenmark F., Muller H.J., et al.* Logarithmic encoding of ensemble time intervals // *Scientific Reports*. 2020. V. 10. No. 1. Article 18174.
99. *Shi Z., Gu B.M., Glasauer S., et al.* Beyond scalar timing theory: integrating neural oscillators with computational accessibility in memory // *Timing & Time Perception*. 2022. V. 11. No. 1–4. P. 198–219.
100. *Tsao A., Yousefzadeh S.A., Meck W.H., et al.* The neural bases for timing of durations // *Nature Reviews Neuroscience*. 2022. V. 23. No. 11. P. 646–665.
101. *Buonomano D.V., Buzsaki G., Davachi L., et al.* Time for Memories // *Journal of Neuroscience*. 2023. V. 43. No. 45. P. 7565–7574.
102. *Bi Z., Zhou C., Hallez Q., et al.* Evaluation and Time Constraint: Impact of Time Processing on Mathematical Performance // *The Journal of Experimental Education*. 2024. P. 1–18.
103. *Stine G.M., Jazayeri M.* Control Principles of Neural Dynamics Revealed by the Neurobiology of Timing // *Annual Review of Neuroscience*. 2025. V. 48. P. 43–63.
104. *Haim S., Ofir N., Deouell L.Y., et al.* Neural signatures of flexible multiple timing // *Journal of Neuroscience*. 2025. V. 45. No. 24. e2041242025.
105. *Harrison E.C., Grossen S., Tueth L.E., et al.* Neural mechanisms underlying synchronization of movement to musical cues in Parkinson disease and aging // *Frontiers in Neuroscience*. 2025. V. 19. P. 1550802.
106. *Balci F., Simen P.* Neurocomputational Models of Interval Timing: Seeing the Forest for the Trees // *Advances in Experimental Medicine and Biology*. V. 1455. 2024. P. 51–78.
107. *Balci F., Vatakis A., Gu B.M.* Remembering Warren H. Meck // *Timing & Time Perception*. 2023. V. 11. No. 1–4. P. 1–13.
108. *Wearden J.H.* Treisman (1963): An Appreciation // *Timing & Time Perception*. 2024. V. 13. No. 1. P. 1–24.
109. *Zhilyakova L.* Direct and Inverse Problems of Time Encoding by Neuron-Like Agents // *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research VIII*. 2024. V. 1. P. 353–361.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.И. Михальским.*

Поступила в редакцию 16.06.2025

После доработки 17.11.2025

Принята к публикации 10.12.2025

# Робастное, адаптивное и сетевое управление

© 2026 г. Д.В. ЕФАНОВ, д-р техн. наук (TrES-4b@yandex.ru)  
(Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого;  
Институт проблем транспорта им. Н.С. Соломенко РАН, Санкт-Петербург),  
Е.И. ЕЛИНА (eseniya-elina@mail.ru)  
(Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого)

## СИНТЕЗ САМОПРОВЕРЯЕМЫХ ДИСКРЕТНЫХ УСТРОЙСТВ НА ОСНОВЕ ЛОГИЧЕСКОЙ КОРРЕКЦИИ СИГНАЛОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЗВЕШЕННЫХ КОДОВ С СУММИРОВАНИЕМ В КОЛЬЦЕ ВЫЧЕТОВ ПО ЗАДАННОМУ МОДУЛЮ

Предложено использовать при синтезе схем встроенного контроля для дискретных устройств автоматики и вычислительной техники логическую коррекцию сигналов с применением взвешенных кодов с суммированием. При этом в схеме встроенного контроля корректируются сигналы со всех выходов объекта диагностирования и используется собственное подмножество кодовых слов заранее выбираемого взвешенного кода с суммированием. Сформирован алгоритм выбора кодовых слов, используемых при синтезе схемы встроенного контроля на основе логической коррекции сигналов, позволяющий выбирать наилучший способ для покрытия ошибок на выходах объекта диагностирования, а также обеспечивать самопроверяемость схемы встроенного контроля. Показаны особенности организации схем встроенного контроля на основе разработанного метода.

*Ключевые слова:* схема встроенного контроля, логическая коррекция сигналов, взвешенный код с суммированием, самопроверяемое устройство, контроль вычислений на выходах устройств.

DOI: 10.7868/S2413977726050065

### 1. Введение

Многие блоки и узлы систем автоматики и вычислительной техники должны обладать свойством самопроверяемости, что позволяет своевременно обнаруживать возникновение неисправностей в их структурах и парировать их проявления [1]. Особенно важно это в системах критического применения, где ценой ошибки может быть авария или катастрофа.

При синтезе самопроверяемых дискретных устройств широко применяют методы теории информации, кодирования, а также теории булевых функций [2–6]. Учет свойств помехозащищенных и помехоустойчивых кодов позволяет синтезировать устройства с заданными характеристиками надежности и возможностями обнаружения возникающих в них неисправностей по про-

явлениям в виде искажений сигналов в специально выведенных контрольных точках, либо на рабочих выходах [7, 8].

Представленная статья посвящена развитию теории синтеза самопроверяемых дискретных устройств за счет реализации внешних средств технического диагностирования в виде схем встроенного контроля (СВК) с применением свойств двоичных избыточных кодов, ориентированных исключительно на обнаружение, а не исправление, ошибок. В качестве таких кодов рассматривается широкий класс взвешенных кодов с суммированием в кольце вычетов по заданному модулю [9]. Исследования авторов показали, что данные коды могут эффективно применяться при синтезе СВК на основе логической коррекции сигналов (ЛКС), использование которой для построения самопроверяемых дискретных устройств предложено в [10, 11]. ЛКС подразумевает организацию СВК таким образом, чтобы в ней при подаче на входы каждого из наборов значений аргументов происходило преобразование сигналов от объекта диагностирования в сигналы, воспринимаемые в СВК как кодовые слова заранее выбранного кода (в отличие от традиционного подхода, где сигналы от объекта диагностирования дополняются контрольными сигналами без какого бы то ни было преобразования [12, 13]). Свойства взвешенных кодов с суммированием позволяют синтезировать самопроверяемые устройства на основе ЛКС, при этом дают возможность выбора вариантов реализации с наилучшими показателями структурной избыточности и контролепригодности элементов СВК.

## 2. Постановка задачи

Существующие методы синтеза СВК основаны на использовании свойств обнаружения ошибок равномерными блоковыми кодами и диагностических свойств булевых функций. При синтезе СВК используются общие свойства обнаружения ошибок равномерными блоковыми кодами и булевых функций. Фактически СВК «наследует» обнаруживающие свойства выбираемого на этапе ее проектирования избыточного кода (или того или иного класса булевых функций). В СВК становится невозможным учет индивидуальных особенностей структур объектов диагностирования (конфигурации элементов и связей их между собой, с входами и выходами устройства, что влияет на кратности и виды допустимых на их выходах ошибок, вызываемых неисправностями во внутренней структуре). Поэтому возникает два подхода к дальнейшему развитию методов синтеза СВК. Первый состоит в формировании нового избыточного кода, который строится с учетом структуры объекта диагностирования и заданной модели неисправностей. Такая задача решалась в [14]. Второй подход заключается в использовании собственного подмножества множества кодовых слов некоторого равномерного блокового кода, чтобы ориентировать выбираемые кодовые слова на покрытие ошибок на выходах объекта диагностирования с определенными свойствами. Исследования показывают, что это как раз возможно при использовании ЛКС. Поставим следующую задачу.

Дан объект диагностирования  $F(X)$  комбинационного типа, вычисляющий значения булевых функций  $f_1(X), f_2(X), \dots, f_n(X)$  при подаче на входы наборов значений аргументов  $\langle x_t x_{t-1} \dots x_2 x_1 \rangle = \langle X \rangle$ . Требуется решить задачу построения самопроверяемого дискретного устройства с использованием ЛКС и широкого класса взвешенных кодов с суммированием (он охватывает хорошо известные в теории синтеза самопроверяемых дискретных устройств коды) при использовании собственного подмножества множества его кодовых слов. При этом необходимо разработать метод выделения собственного подмножества кодовых слов взвешенного кода с суммированием, кодовые слова которого обладают особыми диагностическими свойствами (например, возможностями обнаружения ошибок с заданными кратностями или возможностью реализации в СВК булевых функций из особых классов), метод модификации кодера взвешенного кода с суммированием для работы с собственным подмножеством множества его кодовых слов, а также алгоритм синтеза СВК на основе ЛКС и собственного подмножества кодовых слов взвешенного кода с суммированием.

Здесь следует отметить, что в частном случае в качестве объекта диагностирования может выступать подсхема устройства  $F(X)$ , выходы которой обладают определенными свойствами распространения ошибок при неисправностях его внутренней структуры, являясь контролепригодными для выбранного способа организации СВК с применением собственного подмножества кодовых слов взвешенного кода с суммированием.

### 3. Структура организации схемы встроенного контроля

В СВК, организуемой на основе ЛКС, сигналы, поступающие от объекта диагностирования  $F(X)$ , преобразуются блоком коррекции сигналов (БКС) таким образом, чтобы получалось кодовое слово заданного кода (рис. 1). Для коррекции используются двухвходовые элементы сложения по модулю  $M = 2$  (элементы  $XOR$ ), обладающие свойством равномерности формирования 0 и 1 при подаче на входы полного множества наборов значений аргументов и тем, что с их помощью можно скорректировать любой сигнал в 0 и 1. На первые входы элементов преобразования поступают сигналы  $f_1(X), \dots, f_n(X)$  от объекта диагностирования  $F(X)$ , а на вторые – сигналы от блока  $G(X)$  вычисления значений функций коррекции  $g_1(X), \dots, g_n(X)$ , определяемые заранее на каждом наборе  $\langle X \rangle$ . Преобразование осуществляется по формуле

$$(1) \quad h_i(X) = f_i(X) \oplus g_i(X), \quad i = \overline{1, n}.$$

Изначально, на этапе проектирования СВК, подразумевается, что значения функций  $g_1(X), \dots, g_n(X)$  не установлены. Основной задачей как раз является получение их значений на каждом наборе значений аргументов. Для организации контроля вычислений важным является вид функций, вычисляемых на выходах БКС (функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$ ). Из (1) ясно, что при известных значениях функций  $f_1(X), \dots, f_n(X)$ , значения

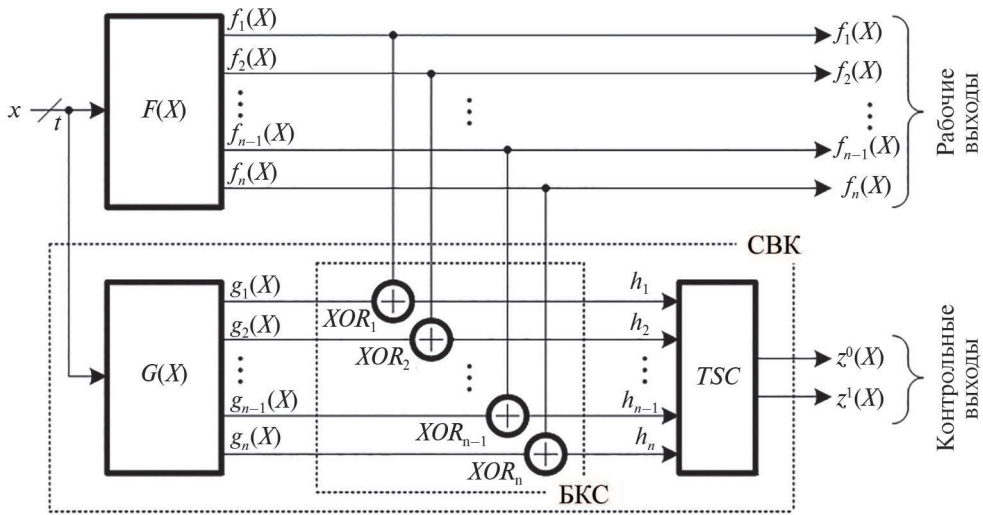


Рис. 1. Структурная схема организации СВК на основе ЛКС.

функций  $g_1(X), \dots, g_n(X)$  однозначно определяются значениями функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$ :

$$(2) \quad g_i(X) = f_i(X) \oplus h_i(X), \quad i = \overline{1, n}.$$

Методы определения значений функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$  зависят от выбранного для контроля двоичного избыточного кода и делятся на две категории: эвристические (дополнение на каждом наборе значений аргументов при последовательном их рассмотрении с учетом ограничений, накладываемых на данную процедуру из-за требований обеспечения формирования тестовых комбинаций для элементов БКС и тестера [15]) и функциональные (изначальное установление зависимости между значениями функций  $g_1(X), \dots, g_n(X)$  и  $f_1(X), \dots, f_n(X)$  до этапа проектирования СВК [16]). На выходах БКС, таким образом, при подаче на входы устройства каждого из наборов значений аргументов  $\langle x_t x_{t-1} \dots x_2 x_1 \rangle$  формируется кодовое слово, принадлежащее выбранному коду, что в СВК проверяется тестером  $TSC$  (totally self-checking checker) [17]. Самопроверяемый тестер как «последний сторож» имеет два выхода –  $z^0(X)$  и  $z^1(X)$ . При отсутствии ошибок на входах и внутренних неисправностях тестер формирует парафазный сигнал  $\langle 01 \rangle$  или  $\langle 10 \rangle$ . Нарушение парафазности свидетельствует о присутствии ошибок в вычислениях и, косвенно, о наличии неисправностей в объекте диагностирования или самой СВК.

Разница между подходами к синтезу СВК состоит как раз в том, что традиционный подход не подразумевает коррекции, а связан с дополнением сигналов, формируемых на выходах блока  $F(X)$ , контрольными, вычисляемыми дополнительным блоком в СВК. Поэтому при традиционном подходе широко применяются методы, позволяющие учитывать особые свой-

ства распространения сигналов на выходы устройства при неисправностях, например монотонности возникающих ошибок [18–20] или монотонности и их асимметричности (неравенства числа искажаемых нулевых и единичных значений) [21, 22]. При использовании же структурной схемы, приведенной на рис. 1, учесть напрямую вид возникающей на выходе объекта диагностирования ошибки нельзя, поэтому здесь эффективными могут оказаться методы контроля, основанные на выделении подмножеств независимых [23] и  $r$ -независимых выходов – таких выходов, на которых допустимо возникновение ошибок с кратностями  $d < r$  [24].

При использовании традиционного подхода к синтезу СВК для выбранного помехозащищенного кода существует только один вариант формирования функций, вычисляемых контрольными устройствами (другими словами, нельзя построить разнообразные СВК, за исключением использования различных методов реализации дополнительного блока вычисления значений контрольных функций и тестера). При использовании ЛКС для выбранного помехозащищенного кода существует большое количество способов построения СВК, определяемых только тем, в какое кодовое слово будет преобразовано конкретное кодовое слово  $\langle f_n(X)f_{n-1}(X) \dots f_2(X)f_1(X) \rangle = \langle F \rangle$  на каждом наборе значений аргументов  $\langle x_t x_{t-1} \dots x_2 x_1 \rangle$ . Большое число способов построения СВК позволяет на практике путем выбора того или иного варианта ее реализации обеспечивать свойство самопроверяемости. К примеру, в [11] показано, что ЛКС дает возможность построения самопроверяемых устройств в ряде случаев, когда этого свойства невозможно добиться применением традиционных подходов, связанных с использованием метода дублирования и контроля вычислений по паритету.

Особенностью применения ЛКС является то, что на процедуру синтеза накладываются следующие ограничения:

- для полной проверки  $TSC$  необходимо, чтобы при подаче на входы наборов значений аргументов формировались все кодовые слова заданного кода, входящие во множество комбинаций, образующих проверяющий тест (это не всегда полное множество кодовых слов рассматриваемого кода, что определяется способом построения  $TSC$  [17]);
- для полной проверки БКС на входы каждого из элементов преобразования должны поступать проверяющие тесты при подаче на входы наборов значений аргументов;
- устройства  $F(X)$  и  $G(X)$  должны быть проверяемыми (самотестируемыми), что требует для каждой из рассматриваемых неисправностей проявления в виде искажения значений их выходов хотя бы на одном наборе значений аргументов [25].

Проверяющий тест определяется исходя из структур используемых в СВК устройств. В БКС используются элементы  $XOR$ , при канонической реализации которых для полной проверки требуется использование всех четырех комбинаций  $\{00, 01, 10, 11\}$  [26]. Для неканонической реализации  $XOR$

может использоваться меньшее число тестовых комбинаций (может использоваться одно из множеств комбинаций:  $\{00, 01, 11\}$ ,  $\{00, 01, 10\}$ ,  $\{00, 10, 11\}$ ,  $\{01, 10, 11\}$  [27]). Множество комбинаций, необходимых для проверки тестера в СВК, зависит от его реализации. Например, для разделимых кодов при реализации в виде кодера и компаратора потребуется формирование полного множества контрольных векторов при подаче на входы заданных наборов значений аргументов.

Использование ЛКС при синтезе СВК подразумевает организацию контроля вычислений функций, реализуемых на выходах БКС, по какому-либо заранее определенному диагностическому признаку. Например, в [28] при использовании ЛКС предложено контролировать самодвойственность вычисляемых функций, а в [10, 11] – принадлежность формируемых кодовых слов заранее выбранным равновесным кодам. В [29] предложено сочетать оба этих диагностических признака.

При синтезе СВК на основе ЛКС не обязательно использовать коррекцию всех сигналов от объекта диагностирования. В ряде случаев достаточно преобразовать только часть из них. Например, при использовании равновесного кода «2 из 4» выходы объекта диагностирования разбиваются на четверки, а в БКС преобразуются только два из сигналов в каждой такой группе контроля [30]. Однако преобразование всех сигналов от объекта диагностирования позволяет проектировщику самопроверяемого устройства иметь большую гибкость при его построении, в том числе выбирать наилучший способ реализации. Покажем это далее на примере использования взвешенных кодов с суммированием при синтезе СВК на основе ЛКС.

#### 4. Взвешенный код с суммированием в кольце вычетов по заданному модулю

Взвешенные коды с суммированием представляют собой большой класс равномерных блоковых кодов, который можно эффективно применять при синтезе самопроверяемых, контролепригодных и отказоустойчивых устройств автоматики и вычислительной техники [8]. Существует большое число способов их построения при задаваемых ограничениях на избыточность. Кодовые слова взвешенных кодов с суммированием получают по следующему алгоритму.

*Алгоритм 1* (правила формирования кодовых слов взвешенных кодов с суммированием).

1. Выбирается и фиксируется число  $m$  информационных символов кода. Они упорядочиваются и объединяются в информационный вектор  $\langle f_m(X)f_{m-1}(X)\dots f_2(X)f_1(X)\rangle$ , где  $f_i(X) \in \{0, 1\}$ ,  $i = \overline{1, m}$ .
2. Фиксируется массив весовых коэффициентов  $[w_m, w_{m-1}, \dots, w_2, w_1]$ , приписываемый разрядам информационного вектора, где  $w_i \in \mathbb{N}$ ,  $i = \overline{1, m}$ .
3. Устанавливается модуль  $M \in \mathbb{N}$ ,  $M \geq 2$ .

4. Для каждого информационного вектора определяется наименьший неотрицательный вычет суммы весовых коэффициентов значащих разрядов:

$$(3) \quad W_M = W(\text{mod}M) = \left( \sum_{i=1}^m w_i f_i(X) \right) (\text{mod}M).$$

5. Полученное число представляется в двоичном виде и записывается в  $k = \lceil \log_2 M \rceil$  разрядах контрольного вектора.
6. Контрольный вектор присоединяется путем конкатенации к информационному вектору и записывается в младших разрядах кодовых слов.

Далее будем обозначать взвешенные коды с суммированием как  $WS(m, k, M)$ -коды, отдельно указывая массив весовых коэффициентов  $[w_m, w_{m-1}, \dots, w_2, w_1]$ , приписываемый разрядам информационного вектора<sup>1</sup>.

Несмотря на то, что при построении взвешенного кода с суммированием может быть использован произвольный модуль, особыми свойствами обладают коды, строящиеся с использованием модулей  $M \in \{2^1, 2^2, \dots, 2^{\lceil \log_2(\sum_{i=1}^m w_i + 1) \rceil}\}$ . Для получаемых при использовании таких модулей кодов при рассмотрении полного множества информационных векторов формируются хотя бы по разу все возможные контрольные векторы с  $k$  разрядами (мощность их множества равна  $2^k$ ), что позволяет легко обеспечивать самопроверяемость тестеров данных кодов.

Более того, для определенных значений весовых коэффициентов  $[w_m, w_{m-1}, \dots, w_2, w_1]$  и используемых модулей  $M \in \{2^1, 2^2, \dots, 2^{\lceil \log_2(\sum_{i=1}^m w_i + 1) \rceil}\}$  удается достигать важного с точки зрения применения  $WS(m, k, M)$ -кодов при синтезе СВК свойства – равномерности распределения полного множества информационных векторов (его мощность равна  $2^m$ ) между всеми контрольными векторами с  $k$  разрядами из полного их множества. Такое свойство позволяет проще обеспечивать самопроверяемость СВК.

При синтезе СВК могут использоваться  $WS(m, k, M)$ -коды с различными параметрами. Выбор параметров кода определяется особенностями самого объекта диагностирования. Если обнаруживающие характеристики кода позволяют покрыть полное множество допустимых на выходах объекта диагностирования ошибок, то может быть выбран код с числом разрядов в кодовых словах, равным  $n = m + k$ . Если полного покрытия ошибок достичь не удастся, можно использовать отдельные коды для контроля подмножеств выходов. Использование такого способа организации контроля вычислений в СВК имеет преимущества перед контролем полного множества выходов еще и в том, что гораздо проще обеспечивается самопроверяемость отдельных

---

<sup>1</sup> Более точно можно назвать рассматриваемые коды как коды с суммированием весовых коэффициентов разрядов информационных векторов в кольце вычетов по заданному модулю.

контрольных устройств, а сами тестеры кодов будут иметь более простые структуры.

Опишем далее метод синтеза СВК на основе ЛКС с использованием  $WS(m, k, M)$ -кодов, который основан на коррекции всех сигналов от объекта диагностирования, но позволяет использовать не все кодовые слова, а только собственное подмножество кодовых слов данного кода. Такой метод синтеза СВК позволяет зафиксировать кратности идентифицируемых ошибок на выходах объекта диагностирования, а также влиять на показатели структурной избыточности и контролепригодности самой СВК.

## 5. Выделение собственного подмножества кодовых слов взвешенного кода с суммированием для синтеза СВК

Для выделения собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, используемого в качестве основы СВК, следует учесть, что как минимум по одному разу должны сформироваться все  $2^k$  контрольных вектора. В противном случае невозможно будет обеспечить полную проверку тестера  $WS(m, k, M)$ -кода. С учетом этого можно предложить следующий способ выделения собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода для использования их при синтезе СВК.

*Алгоритм 2* (обобщенный алгоритм выбора собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода).

1. Фиксируются параметры  $WS(m, k, M)$ -кода, а также массив весовых коэффициентов  $[w_m, w_{m-1}, \dots, w_2, w_1]$ , приписываемый разрядам информационного вектора.
2. Генерируется полное множество кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода мощностью  $2^m$ .
3. Кодовые слова  $WS(m, k, M)$ -кода классифицируются на  $M$  подмножеств, соответствующих числам  $W_M$ .
4. Формируется  $M$ -дольный граф (для кодов с равномерным распределением информационных векторов между контрольными векторами это будет граф Турана  $T(2^m, M)$ ):
  - 4.1. Вершинам каждой доли приписываются кодовые слова, соответствующие числам  $W_M$  (см. формулу (3)). В каждой доле графа окажутся кодовые слова с одним и тем же контрольным вектором.
  - 4.2. Ребрам, соединяющим  $i$ -ю и  $j$ -ю вершины ( $v_i$  и  $v_j$ ), приписываются весовые коэффициенты  $d_{ij}$ , равные расстоянию Хэмминга между соответствующими кодовыми комбинациями.
5. На графе  $T(2^m, M)$  выбираются максимальные клики (их размер будет равен  $M$ ).
6. Определяется критерий выбора клики среди максимальных.
7. Среди максимальных клик выбираются те, которые будут удовлетворять введенному критерию.
8. Среди оставшихся максимальных клик выбирают произвольную.

9. Кодовые слова, соответствующие вершинам в выбранной максимальной клике, образуют собственное подмножество кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, на основе которого будет синтезирована схема встроенного контроля.

Покажем работу алгоритма 2 на примере выбора собственного подмножества кодовых слов  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$ , на основе которого может быть построена «базовая» структура организации СВК по группам из  $n = 6$  выходов. Например, ее аналог с преобразованием части сигналов от объекта диагностирования, отвечающих за формирование информационных разрядов  $WS(4, 2, 4)$ -кода, рассмотрен авторами в [31].

Сгенерируем все кодовые слова рассматриваемого  $WS(4, 2, 4)$ -кода и классифицируем их по группам, соответствующим числам  $W_4$  (табл. 1). Далее сформируем четырехдольный граф, в данном случае являющийся графом Турана  $T(16, 4)$  (рис. 2).

**Таблица 1.** Классификация кодовых слов  $WS(4, 2, 4)$ -кода

| $W_4$         |         |         |         |
|---------------|---------|---------|---------|
| 0             | 1       | 2       | 3       |
| $g_2g_1$      |         |         |         |
| 00            | 01      | 10      | 11      |
| Кодовые слова |         |         |         |
| 0000 00       | 0011 01 | 1011 10 | 1010 11 |
| 0101 00       | 0100 01 | 0111 10 | 0110 11 |
| 1001 00       | 1000 01 | 0010 10 | 0001 11 |
| 1110 00       | 1101 01 | 1100 10 | 1111 11 |

В графе Турана все  $2^m$  вершин будут разбиты на  $M$  долей с одинаковым размером  $l = \frac{2^m}{M}$ . Так как  $M \in \{2^1, 2^2, \dots, 2^{\lceil \log_2(\sum_{i=1}^m w_i + 1) \rceil}\}$  граф будет регулярным (поскольку  $2^m$  делится на  $M$ ). Каждая из вершин графа  $T(2^m, M)$  имеет степень

$$(4) \quad \deg(v) = 2^m - \frac{2^m}{M} = 2^m \left(1 - \frac{1}{M}\right).$$

В рассматриваемом частном случае  $T(16, 4)$  графа каждая из 16 вершин имеет степень  $2^4 \left(1 - \frac{1}{4}\right) = 12$ .

Число ребер в графе  $T(2^m, M)$  для  $WS(m, k, M)$ -кодов определяется по формуле

$$(5) \quad N_{\text{в}} = \frac{(M-1)(2^m)^2}{2M} = \frac{M-1}{M} 2^{2m-1}.$$

Для  $WS(4, 2, 4)$ -кода имеем  $\frac{4-1}{4} 2^{2 \cdot 4 - 1} = \frac{3}{4} 2^7 = 96$ .

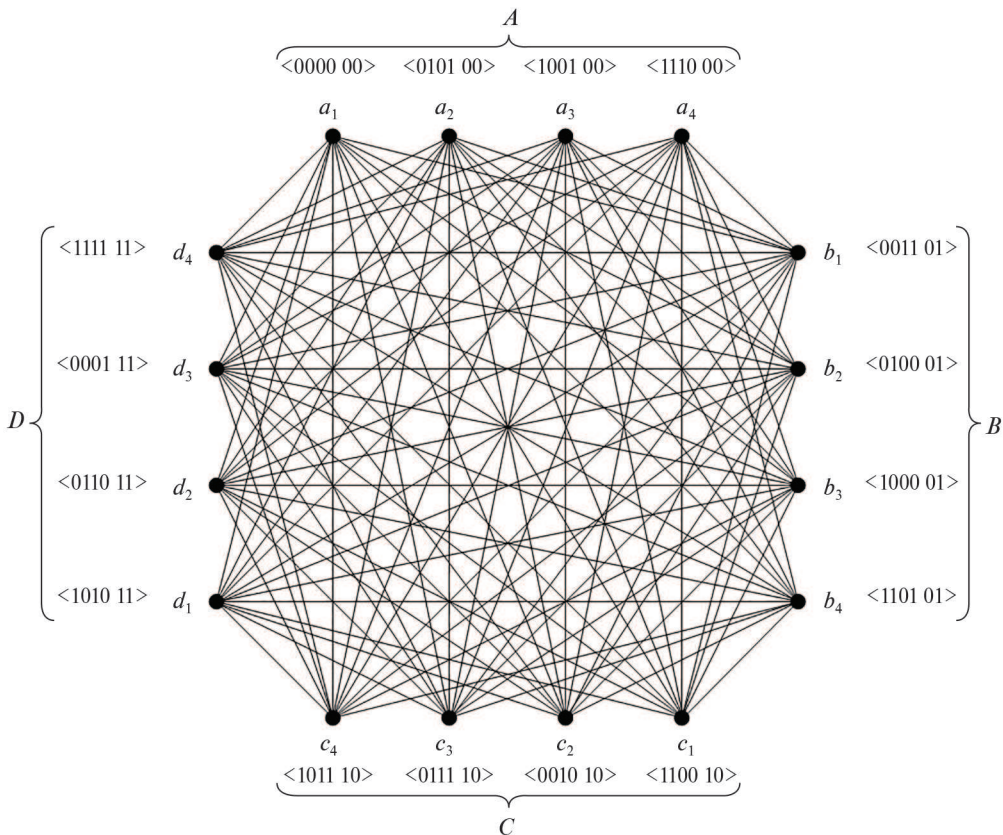


Рис. 2. Граф Турана  $T(16, 4)$  для рассматриваемого  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$ .

Далее в полученном графе  $T(2^m, M)$  требуется выделить все максимальные клики. Их размер равен  $M$ , а число ребер определяется величиной:

$$(6) \quad R = \frac{M(M-1)}{2}.$$

Например, в максимальных кликах графа Турана, построенного для  $WS(4, 2, 4)$ -кода, будет  $\frac{4(4-1)}{2} = 6$  ребер.

Каждая максимальная клика будет соответствовать одному из собственных подмножеств кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, которые будут использованы при синтезе СВК. Число максимальных клик в графе  $T(2^m, M)$  зависит от числа вершин в каждой доле  $\left(\frac{2^m}{M}\right)$ :

$$(7) \quad N_C = \left(\frac{2^m}{M}\right)^M.$$

Для  $WS(4, 2, 4)$ -кода имеем  $\left(\frac{2^4}{4}\right)^4 = 2^8 = 256$ .

Среди множества максимальных клик требуется выбрать те, которые будут обладать определенными свойствами. Требуется сформулировать критерий выбора максимальной клики.

Выбор той или иной максимальной клики будет связан с фиксацией конкретных значений расстояния Хэмминга между соответствующими кодовыми словами. Если структура объекта диагностирования неизвестна (т.е., неизвестны конфигурации внутренних элементов и их связей с выходами устройства), то целесообразно в качестве критерия выбора максимальной клики указать максимум суммарного значения весов ребер при максимальном смещении абсолютных значений весов ребер в большую сторону:

$$(8) \quad D_C = \sum_{v_i, v_j} d_{ij}, \quad d_{ij} \rightarrow \max,$$

где  $C$  – выражение, включающее в себя все вершины клики (для клик больших размеров можно использовать просто номер клики при их упорядочивании),  $d_{ij}$  – вес ребра,  $v_i$  и  $v_j$  – вершины, принадлежащие данной клике.

Максимальное смещение абсолютных весов ребер в большую сторону будет достигнуто при условии того, что каждый весовой коэффициент ребра в максимальной клике с суммарным весом будет максимально близок к величине

$$(9) \quad \gamma = \frac{D_C}{R} = \frac{2 \sum_{v_i, v_j} d_{ij}}{M(M-1)}.$$

В случае  $WS(4, 2, 4)$ -кода формула (9) дает величину  $\gamma = \frac{D_C}{6}$ .

Отметим, что рассматриваемая в настоящей статье задача по выбору собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода при определении способа синтеза СВК схожа с задачей о выборе управляемых вероятностных тестов, рассмотренной, например, в [32, 33].

Существует 256 максимальных клик в рассматриваемом графе  $T(2^m, M)$ . Рассмотрев каждую из них, авторы выделили единственную максимальную клику, для которой все веса ребер равны 4, а суммарный вес клики составляет 24 ( $D_{a_1, b_4, c_4, d_2} = 24$  и  $\gamma = \frac{24}{6} = 4$ ). Данная максимальная клика включает в себя вершины  $a_1, b_4, c_4, d_2$  (рис. 3). Ей соответствует собственное подмножество кодовых слов  $WS(4, 2, 4)$ -кода  $\{<0000\ 00>, <1101\ 01>, <1011\ 10>, <0110\ 11>\}$ . Именно их и будем использовать в дальнейшем при синтезе СВК на основе ЛКС с применением  $WS(4, 2, 4)$ -кода.

Со значением  $D_C = 24$  имеется еще определенное количество максимальных клик. Например, такое же число дает выделение максимальной клики с вершинами  $a_1, b_1, c_1, d_4$ . Однако для кодовых слов, соответствующих данной клике, четыре пары будут иметь кодовые расстояния, равные 3, и две – 6. Использование выделенного выше критерия позволяет отбросить все случаи, кроме вариантов с максимальным смещением весов в сторону большего их значения.

При выборе максимальной клики на графе Турана для кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода с ростом значения  $m$  число максимальных клик растёт астрономически. Поэтому на практике могут быть либо единожды установлен-

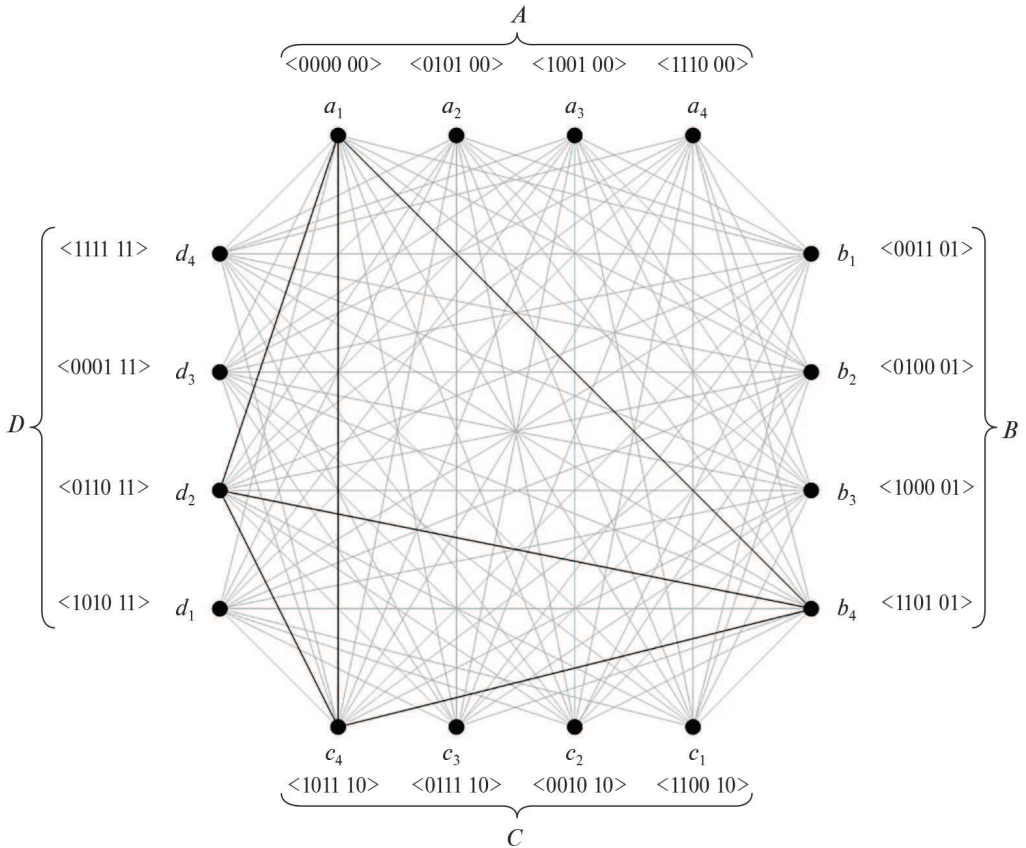


Рис. 3. Выделение максимальной клики в графе Турана  $T(16, 4)$  для рассматриваемого  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$ .

ны собственные подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кодов с различными свойствами, либо установлен критерий, который позволяет выбрать максимальную клику, соответствующую достижению требуемых условий (не обязательно максимально возможного расстояния Хэмминга между кодовыми словами). В качестве такого условия можно выделить, например, выбор максимальной клики, для которой все веса ребер  $d_{ij} \geq 3$ .

Некоторые  $WS(m, k, M)$ -коды можно использовать при синтезе СВК на основе двух диагностических признаков – принадлежности формируемых кодовых слов выбранному коду, а также самодвойственности формируемых функций [34]. Таким свойством обладают не все  $WS(m, k, M)$ -коды. Как раз рассматриваемый пример  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$  принадлежит к кодам, проверочные символы которых описываются самодвойственными булевыми функциями. Такие коды обладают следующей особенностью: на полном множестве их кодовых слов можно выделить  $2^{m-1}$  пар с ортогональными по всем разрядам словами.

Анализ табл. 1 как раз говорит о том, что рассматриваемый  $WS(4, 2, 4)$ -код обладает данным свойством. При построении СВК на основе ЛКС с контролем вычислений по двум диагностическим признакам можно учитывать это при установлении критерия выделяемого собственного подмножества кодовых слов. К примеру, если на графе Турана для рассматриваемого  $WS(4, 2, 4)$ -кода (рис. 2) выделить две разные пары вершин графа Турана  $(a_{i_1}, b_{i_2}) \& (c_{i_3}, d_{i_3}) \vee (a_{i_1}, c_{i_3}) \& (b_{i_2}, d_{i_3}) \vee (a_{i_1}, d_{i_4}) \& (b_{i_2}, c_{i_3}), i_1, i_2, i_3, i_4$  – индексы вершин в соответствующих долях графа (1 – A, 2 – B, 3 – C, 4 – D), для которых вес ребер будет равным максимальному значению  $\nu_{ij} = 6$ , то будут выбраны кодовые слова, использование которых позволит при определенных условиях формирования кодовых слов  $\langle h_n(X)h_{n-1}(X) \dots h_2(X)h_1(X) \rangle$  (на ортогональных входных комбинациях по всем аргументам нужно зафиксировать кодовые слова также ортогональные по всем аргументам) осуществить контроль по двум диагностическим признакам. Пример выделяемой максимальной клики, соответствующей введенному критерию, – клика с вершинами  $a_1, b_1, c_1, d_4$ . Ей соответствуют кодовые слова  $\{ \langle 0000\ 00 \rangle, \langle 0011\ 01 \rangle, \langle 1100\ 10 \rangle, \langle 1111\ 11 \rangle \}$ .

## 6. Особенности синтеза блоков в схеме встроенного контроля

В структуре СВК (рис. 1) БКС имеет стандартную реализацию из  $n$  элементов  $XOR$ . Блок  $G(X)$ , по сути, является кодером  $WS(m, k, M)$ -кода, вычисляющим значения разрядов кодовых слов данного кода при подаче на входы наборов значений аргументов, а  $TSC$  – устройством распознавания кодовых слов данного кода. В представленной реализации можно было бы использовать стандартную структуру тестера любого разделимого кода в виде каскадного соединения кодера  $G(F)$  и компаратора  $kTRC1$ : кодер формирует по значениям информационного вектора контрольный вектор, а компаратор сравнивает одноименные разряды контрольного вектора, полученного непосредственно с выходов БКС, и контрольного вектора, сгенерированного кодером  $G(F)$ , преобразуя  $k$  парафазных сигналов в один. Поскольку самопроверяемый компаратор реализуется в парафазной логике из типовых модулей сжатия парафазных сигналов  $TRC$  (two-rail checker) [35], то при использовании данной реализации тестера потребуются инвертировать разряды контрольного вектора, сформированного на выходах БКС. Можно сразу же синтезировать блок  $G(X)$  с учетом необходимости получения не контрольного вектора для  $WS(m, k, M)$ -кода, а инвертированного вектора. Этого было бы достаточно для корректного функционирования СВК. Однако в таком случае становится невозможным учет только собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, а не его полного множества. Так, любое искажение, переводящее кодовое слово  $WS(m, k, M)$ -кода в кодовое слово этого же кода даже при использовании на этапе проектирования СВК некоторого собственного подмножества кодовых слов данного кода, тестером не будет воспринято – на его выходах сформируется парафазный сигнал. Поэтому для

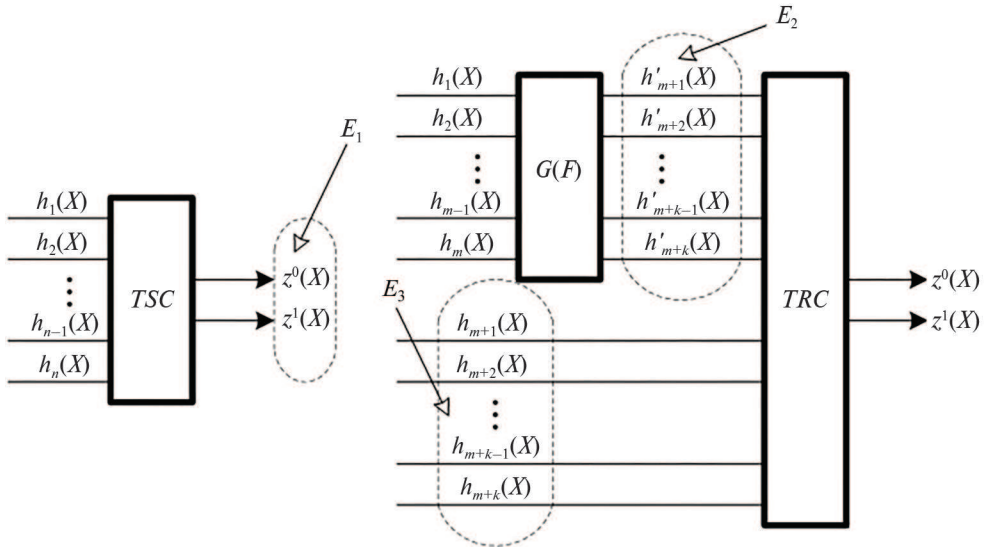


Рис. 4. Области в схемах тестеров  $WS(4, 2, 4)$ -кода, пригодные для модификации их структур.

учета свойств обнаружения ошибок в кодовых словах собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода требуется модификация тестера – он должен «реагировать» только на использование выбранных проектировщиком СВК кодовых слов.

На рис. 4 приведены структуры тестеров  $WS(m, k, M)$ -кода и указаны возможные схемные узлы, пригодные для модификации сигналов на линиях тестера – области  $E_1$ ,  $E_2$  и  $E_3$ . Тестер может быть реализован в виде детектора кодовых слов – при поступлении на входы кодовых слов из собственного подмножества на выходах тестера формируется парафазный сигнал; в противном случае – непарафазный. Эта область модификации –  $E_1$ . Тестер может быть реализован в виде двухкаскадной структуры из кодера и компаратора. В этом случае существует две области возможной модификации: модификация сигналов на выходе кодера  $G(F)$  – область  $E_2$ , и модификация сигналов на выходе кодера  $G(X)$  – область  $E_3$ .

Покажем возможные модификации структур тестера  $WS(m, k, M)$ -кода на примере уже рассмотренного  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$  при использовании собственного подмножества кодовых слов  $\{<0000\ 00>, <1101\ 01>, <1011\ 10>, <0110\ 11>\}$ .

Варианты фиксации сигналов в выделенных областях для модификации устройств контроля в СВК показаны в табл. 2.

Вариант с синтезом тестера в виде детектора предполагает реализацию его в виде преобразователя таким образом, чтобы для каждого кодового слова, принадлежащего  $WS(4, 2, 4)$ -коду, формировался один из двух векторов, указанных в столбце  $E_1$ . Необходимо отметить, что поскольку при ошибках

**Таблица 2.** Варианты фиксации сигналов при модификации устройств контроля в СВК

| Кодовые слова рассматриваемого кода |                    |   | Сигналы в областях модификации |              |
|-------------------------------------|--------------------|---|--------------------------------|--------------|
| Информационный вектор               | Контрольный вектор | Принадлежность к используемому собственному подмножеству кодовых слов | $E_1$                          | $E_2, E_3$   |
| 0000                                | 00                 | +   | 01 / 10                        | 00           |
| 0001                                | 11                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 10 |
| 0010                                | 10                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 11 |
| 0011                                | 01                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 10 / 11 |
| 0100                                | 01                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 10 / 11 |
| 0101                                | 00                 | -   | 00 / 11                        | 01 / 10 / 11 |
| 0110                                | 11                 | +   | 01 / 10                        | 11           |
| 0111                                | 10                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 11 |
| 1000                                | 01                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 10 / 11 |
| 1001                                | 00                 | -   | 00 / 11                        | 01 / 10 / 11 |
| 1010                                | 11                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 10 |
| 1011                                | 10                 | +   | 01 / 10                        | 10           |
| 1100                                | 10                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 11 |
| 1101                                | 01                 | +   | 01 / 10                        | 01           |
| 1110                                | 00                 | -   | 00 / 11                        | 01 / 10 / 11 |
| 1111                                | 11                 | -   | 00 / 11                        | 00 / 01 / 10 |

в вычислениях устройством  $F(X)$  или блоками СВК может сгенерироваться кодовое слово, не принадлежащее  $WS(4, 2, 4)$ -коду, требуется для всех кодовых слов, не принадлежащих данному коду, сформировать значения  $\langle 00 \rangle$  или  $\langle 11 \rangle$ . Таким образом, существует  $2^{2^6} = 2^{64}$  способов установления требуемых значений и построения такого детектора.

Варианты с синтезом модифицированного кодера  $WS(4, 2, 4)$ -кода следующие. При реализации кодера  $G(F)$  или кодера  $G(X)$  необходимо исключить формирование корректного контрольного вектора при поступлении на входы кодового слова, не принадлежащего  $WS(4, 2, 4)$ -коду. Это может быть сделано в рассматриваемом случае тремя способами для каждого неиспользуемого кодового слова. Для кодовых слов, не принадлежащих  $WS(4, 2, 4)$ -коду, специального дополнения не требуется, так как в случае появления такого слова на выходах БКС будет зафиксировано несоответствие между информационным и контрольным векторами. Существует  $3^{12}$  способов установления требуемых значений и построения блока  $G(F)$  и, соответственно, блока  $G(X)$ .

Вопрос структурного синтеза модифицированных кодеров, тестеров и детекторов  $WS(m, k, M)$ -кодов и, в частности,  $WS(4, 2, 4)$ -кода, оставим за рамками настоящей статьи ввиду его тривиальности.

## 7. Принципы установления значений на выходах блока логической коррекции сигналов

Существует большое количество способов формирования кодовых слов на выходах БКС. Даже с выбранным собственным подмножеством кодовых слов может использоваться большое число способов установления значения функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$  и соответственно  $g_1(X), \dots, g_n(X)$ .

В общем случае требуется зафиксировать значения функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$  на каждом из  $2^t$  наборов значений аргументов таким образом, чтобы формировались кодовые слова из выбранного собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода. При этом следует учесть приведенные ранее условия обеспечения самопроверяемости блоков СВК. Здесь становится ясным, что для того, чтобы можно было сформировать хотя бы единожды все контрольные векторы  $WS(m, k, M)$ -кода, должно выполняться следующее условие:  $t \geq M$ . В противном случае сделать это будет невозможно. Если условие выполняется, то выбирая последовательно кодовые слова из собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода для каждой строки таблицы истинности, описывающей объект диагностирования и выходы блоков СВК, можно получить и функции ЛКС. Так как собственное подмножество кодовых слов будет иметь мощность, равную  $M$ , то на каждой из  $2^t$  строк будет иметься по  $M$  вариантов получения кодовых слов. Верхняя же граница –  $M^{2^t}$  (без учета формирования единожды каждого кодового слова). Если учесть этот фактор, то на  $M$  строках нужно как минимум сформировать каждое кодовое слово из выбранного собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, а на оставшихся  $2^t - M$  строках – произвольно. Таким образом, общее количество способов установления значений функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$  (и соответственно способов синтеза СВК в данном случае при зафиксированном собственном подмножестве кодовых слов) равно  $M^{2^t - M}$ . К примеру, для рассмотренного выше  $WS(4, 2, 4)$ -кода при  $t = 4$  имеем  $4^{2^4 - 4} = 4^{12} = 16\,777\,216$  вариантов синтеза СВК. Среди этих вариантов могут оказаться не столь эффективные, например не позволяющие обеспечить самопроверяемость блоков СВК или дающие высокую структурную избыточность устройства (например, превышающую избыточность при самопроверяемой реализации устройства методом дублирования).

С позиции обеспечения тестируемости элементов СВК в процессе эксплуатации самопроверяемого устройства интересным будет являться такой способ установления значений функций  $h_1(X), \dots, h_n(X)$ , при котором вероятности формирования каждой проверочной комбинации для тестера будут если не равными, то близкими. Этого можно добиться при равномерном распределении кодовых слов из собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода между всеми  $2^t$  входными комбинациями. При этом, однако, просто распределение кодовых слов равномерно не даст гарантированной возможности обеспечения формирования тестов для элементов БКС, но всегда будет воз-

возможность вернуться на шаг определения значений функций ЛКС и изменить способ их фиксации.

*Алгоритм 3* (правила синтеза СВК на основе ЛКС с применением зафиксированного собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода).

1. Кодовые слова из зафиксированного собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода упорядочиваются и нумеруются числами  $q \in \{1, \dots, 2^M\}$ .
2. Формируется таблица истинности, описывающая логику работы объекта диагностирования, содержащая  $2^t$  строк (при этом, как отмечено выше, для корректной работы метода требуется, чтобы  $t \geq M$ ).
3. Определяется так называемый *коэффициент повторяемости* кодовых слов

$$(10) \quad \delta = \frac{2^t}{M}.$$

4. На строках таблицы истинности с десятичными номерами (они нумеруются десятичными числами  $0, \dots, 2^t - 1$ , соответствующими двоичным числам, записанным в наборе значений аргументов) из диапазона  $(q - 1)\delta \dots q\delta - 1$  фиксируются сигналы на выходах БКС так, чтобы было сформировано кодовое слово с номером  $q$ .
5. С использованием (2) получаются значения функций логической коррекции сигналов.
6. Проверяется условие формирования тестов для всех элементов БКС. Если решить задачу формирования полного теста не удастся, то осуществляется изменение способа установления сигналов.
7. Синтезируется блок  $G(X)$ .
8. Выбирается способ модификации контрольной части СВК и осуществляется модификация одного из устройств в СВК.

Следует отметить несколько важных аспектов работы алгоритма 3. Во-первых, не требуется контролировать формирование полного множества проверяющих комбинаций для тестера, так как автоматически будут сформированы все контрольные векторы. Во-вторых, не во всех случаях будет сформирован полный тест для каждого элемента преобразования в БКС (см. п. 6 алгоритма 3). Если это произойдет, то потребуется изменение способа определения значений. Можно было бы изначально ориентироваться именно на использование построчного анализа таблиц описания работы устройств с учетом формирования проверяющих комбинаций для элементов преобразования так, как это сделано в [36], однако в этом случае алгоритм будет работать дольше (это как раз основная уязвимость данного алгоритма).

Продемонстрируем работу алгоритма 3 на примере получения описания СВК на каждой линии с использованием  $WS(4, 2, 4)$ -кода с массивом весовых коэффициентов  $[w_4, w_3, w_2, w_1] = [1, 1, 2, 3]$  и собственного подмножества его кодовых слов  $\{<0000\ 00>, <1101\ 01>, <1011\ 10>, <0110\ 11>\}$  на примере контроля устройства, заданного табл. 3.

**Таблица 3.** Описание работы объекта диагностирования и СВК для него в рассматриваемом примере

| №  | Наборы значений аргументов |       |       |       | Сигналы на выходах $F(X)$ |       |       |       |       |       | Сигналы на выходах $G(X)$ |       |       |       |       |       | Сигналы на выходах БКС |       |       |       |       |       | Тестовые комбинации для элементов БКС |         |         |         |         |         |    |
|----|----------------------------|-------|-------|-------|---------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|---------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|---------------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|----|
|    | $x_4$                      | $x_3$ | $x_2$ | $x_1$ | $f_6$                     | $f_5$ | $f_4$ | $f_3$ | $f_2$ | $f_1$ | $g_6$                     | $g_5$ | $g_4$ | $g_3$ | $g_2$ | $g_1$ | $h_6$                  | $h_5$ | $h_4$ | $h_3$ | $h_2$ | $h_1$ | $XOR_6$                               | $XOR_5$ | $XOR_4$ | $XOR_3$ | $XOR_2$ | $XOR_1$ |    |
| 0  | 0                          | 0     | 0     | 0     | 1                         | 1     | 1     | 0     | 0     | 0     | 0                         | 1     | 1     | 1     | 0     | 0     | 0                      | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 00                                    | 11      | 11      | 11      | 11      | 00      | 00 |
| 1  | 0                          | 0     | 0     | 1     | 0                         | 1     | 0     | 1     | 1     | 0     | 1                         | 0     | 0     | 1     | 1     | 1     | 0                      | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 00                                    | 11      | 00      | 00      | 11      | 11      | 11 |
| 2  | 0                          | 0     | 1     | 0     | 0                         | 1     | 1     | 0     | 1     | 0     | 1                         | 0     | 1     | 1     | 0     | 1     | 0                      | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 00                                    | 00      | 11      | 11      | 11      | 00      | 11 |
| 3  | 0                          | 0     | 1     | 1     | 0                         | 0     | 0     | 0     | 1     | 0     | 0                         | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0                      | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 11                                    | 00      | 00      | 00      | 00      | 00      | 00 |
| 4  | 0                          | 1     | 0     | 0     | 1                         | 1     | 0     | 0     | 1     | 0     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 0     | 1     | 1                      | 0     | 1     | 0     | 1     | 0     | 10                                    | 10      | 00      | 01      | 00      | 10      | 10 |
| 5  | 0                          | 1     | 0     | 1     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 1     | 1     | 1                         | 1     | 1     | 1     | 0     | 0     | 1                      | 1     | 0     | 1     | 0     | 1     | 01                                    | 01      | 11      | 01      | 00      | 10      | 10 |
| 6  | 0                          | 1     | 1     | 0     | 1                         | 0     | 0     | 1     | 0     | 0     | 1                         | 0     | 0     | 0     | 0     | 1     | 1                      | 1     | 0     | 1     | 0     | 1     | 10                                    | 01      | 00      | 10      | 00      | 01      | 01 |
| 7  | 0                          | 1     | 1     | 1     | 0                         | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 0                         | 1     | 0     | 1     | 0     | 1     | 1                      | 0     | 1     | 0     | 1     | 0     | 01                                    | 10      | 11      | 10      | 11      | 10      | 10 |
| 8  | 1                          | 0     | 0     | 0     | 1                         | 0     | 1     | 0     | 0     | 0     | 0                         | 0     | 1     | 1     | 0     | 1     | 0                      | 1     | 1     | 1     | 0     | 1     | 10                                    | 00      | 10      | 01      | 01      | 00      | 00 |
| 9  | 1                          | 0     | 0     | 1     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 1     | 0     | 1                         | 0     | 0     | 1     | 0     | 0     | 1                      | 0     | 1     | 1     | 1     | 0     | 01                                    | 00      | 10      | 01      | 10      | 00      | 00 |
| 10 | 1                          | 0     | 1     | 0     | 1                         | 0     | 0     | 1     | 1     | 0     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 0     | 0     | 1                      | 0     | 1     | 1     | 1     | 0     | 10                                    | 00      | 01      | 10      | 10      | 00      | 00 |
| 11 | 1                          | 0     | 1     | 1     | 1                         | 0     | 0     | 1     | 0     | 0     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 1     | 0     | 1                      | 0     | 1     | 1     | 1     | 0     | 10                                    | 00      | 01      | 10      | 01      | 00      | 00 |
| 12 | 1                          | 1     | 0     | 0     | 1                         | 1     | 0     | 0     | 0     | 1     | 0                         | 1     | 0     | 1     | 1     | 1     | 0                      | 1     | 1     | 0     | 1     | 1     | 11                                    | 10      | 01      | 00      | 01      | 01      | 01 |
| 13 | 1                          | 1     | 0     | 1     | 0                         | 1     | 1     | 0     | 0     | 1     | 0                         | 0     | 0     | 0     | 1     | 0     | 0                      | 1     | 1     | 0     | 1     | 1     | 00                                    | 10      | 10      | 00      | 01      | 10      | 10 |
| 14 | 1                          | 1     | 1     | 0     | 0                         | 1     | 1     | 0     | 0     | 1     | 0                         | 1     | 0     | 1     | 1     | 1     | 0                      | 1     | 1     | 0     | 1     | 1     | 00                                    | 01      | 10      | 11      | 01      | 01      | 01 |
| 15 | 1                          | 1     | 1     | 1     | 0                         | 0     | 1     | 0     | 0     | 1     | 1                         | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 0                      | 1     | 1     | 0     | 1     | 1     | 00                                    | 01      | 01      | 11      | 01      | 01      | 01 |

В СВК (см. рис. 1) БКС имеет стандартную реализацию. Требуется синтезировать  $G(X)$  и  $TSC$ .

Следуя за шагами алгоритма 3, получим значения функций, описывающих устройство  $G(X)$ . Упорядочим кодовые слова и пронумеруем их: 1 –  $\langle 0000\ 00 \rangle$ , 2 –  $\langle 1101\ 01 \rangle$ , 3 –  $\langle 1011\ 10 \rangle$ , 4 –  $\langle 0110\ 11 \rangle$ . По формуле (10) определим коэффициент повторяемости кодовых слов из собственного подмножества:  $\delta = \frac{2^4}{4} = 4$ . Далее на строках с номерами 0, ..., 3 сигналы на выходах БКС устанавливаем так, чтобы формировалось кодовое слово № 1; на строках с номерами 4, ..., 7 – кодовое слово № 2; на строках с номерами 8, ..., 11 – кодовое слово № 3; на строках с номерами 12, ..., 15 – кодовое слово № 4. С использованием (2) определим значения функций ЛКС. Результаты расчетов занесены в табл. 3, в последних шести столбцах которой представлены формирующиеся на входах элементов преобразования комбинации. Анализ данных столбцов говорит о том, что для каждого элемента преобразования формируется проверяющий тест.

Далее выбирается способ модификации контрольной части СВК и синтезируется самопроверяемое устройство. Здесь также опустим вопрос структурного синтеза и оценки показателей эффективности полученной СВК, показав только довольно простые и понятные принципы реализации самопроверяемого устройства.

Исследования алгоритма 3 на множестве примеров показывают, что он в большом числе случаев позволяет строить менее избыточные самопроверяемые комбинационные дискретные устройства, чем при использовании метода дублирования. Эффект тем выше, чем сложнее изначально функции, вычисляемые блоком  $F(X)$ . При синтезе самопроверяемых конечных автоматов со схемами встроенного контроля логических и выходных преобразователей этот эффект только возрастает, поскольку не требуется дублирования всех логических блоков автоматов.

## 8. Заключение

В статье описаны особенности разработанного авторами метода синтеза самопроверяемых устройств, основанного на ЛКС в СВК с применением собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода и преобразованием всех сигналов от объекта диагностирования.

Преимущества представленного метода синтеза СВК очевидны. Во-первых, за счет выбора собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода можно учесть характеристики возникающих на выходах объекта диагностирования ошибок. Во-вторых, существует большое количество способов установления значений функций, формируемых на выходах БКС, что дает «гибкость» и возможность выбора структуры СВК при ее проектировании. В-третьих, можно легко модифицировать контрольную часть СВК так, чтобы она фиксировала любые ошибки, кроме тех, которые искажают кодовые слова из выбранного собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -

кода друг в друга. По сути, представленный метод приближается по своим свойствам к методам, использующим неразделимые коды при синтезе СВК на основе ЛКС [10, 11, 15, 16, 30], а описанные методы модификации контрольных схем основаны на модификации  $WS(m, k, M)$ -кода.

В качестве недостатков представленного метода синтеза СВК можно отметить следующие. Самый серьезный недостаток, по мнению авторов, заключается в том, что требуется обеспечить самопроверяемость элементов БКС и тестера  $WS(m, k, M)$ -кода. Это сделать можно не для любых устройств. К примеру, для того чтобы тестировать все элементы преобразования в БКС, необходимо, чтобы каждая из функций, вычисляемых объектом диагностирования, принимала единичные (нулевые) значения хотя бы на двух наборах значений аргументов [31]. При малом числе входов объекта диагностирования это не всегда выполнимо. Второй недостаток кроется в том, что в процессе эксплуатации самопроверяемого устройства потребуется обеспечивать подачу определенного подмножества наборов значений аргументов для обеспечения полной проверки. Это также не всегда можно сделать, например в системах критического применения, где входные воздействия изменяются редко [37]. В данном случае требуется сочетание методов тестового и рабочего диагностирования [38]. В качестве третьего недостатка отметим, что сам метод требует выбора собственного подмножества кодовых слов  $WS(m, k, M)$ -кода, что делается хоть и единожды, но при больших значениях параметров  $m, k, M$  кода затруднено. Кроме того, существует большое количество способов установления значений функций на выходах БКС на каждом наборе значений аргументов, что хоть и позволяет выбрать единственный способ фиксации их значений, но во многих практических случаях не дает выбора оптимального способа определения из-за трудоемкости (или вовсе невозможности) полного перебора вариантов.

С точки зрения авторов представленный метод синтеза самопроверяемых устройств интересен для их реализации на современной программируемой элементной базе.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ефанов Д.В. Методы синтеза самопроверяемых дискретных устройств. М.: ЛЕНАНД, 2025. 268 с.
2. Сагалович Ю.Л. Алгебра, коды, диагностика. М.: РАН, ИППИ, 1993. 196 с.
3. Fujiwara E. Code Design for Dependable Systems: Theory and Practical Applications. John Wiley & Sons, 2006. 720 p.
4. Goessel M., Ocheretny V., Sogomonyan E., Marienfeld D. New Methods of Concurrent Checking: Edition 1. Dordrecht: Springer Science+Business Media B.V., 2008. 184 p.
5. Дрозд А.В., Харченко В.С., Антощук С.Г. и др. Рабочее диагностирование безопасных информационно-управляющих систем. Под ред. А.В. Дрозда и В.С. Харченко. Харьков: Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», 2012. 614 с.

6. Микони С.В., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Квалиметрия моделей и полимодельных комплексов. М.: РАН, 2018. 314 с.
7. Сапожников В.В., Сапожников Вл.В., Ефанов Д.В. Коды с суммированием для систем технического диагностирования. Т. 1: Классические коды Бергера и их модификации. М.: Наука, 2020. 383 с.
8. Сапожников В.В., Сапожников Вл.В., Ефанов Д.В. Коды с суммированием для систем технического диагностирования. Т. 2: Взвешенные коды с суммированием. М.: Наука, 2021. 455 с.
9. Das D., Toubia N.A., Seuring M., Gossel M. Low Cost Concurrent Error Detection Based on Modulo Weight-Based Codes // Proceedings of the IEEE 6th International On-Line Testing Workshop (IOLTW), Spain, Palma de Mallorca, July 3–5, 2000. P. 171–176. <https://doi.org/10.1109/OLT.2000.856633>
10. Гессель М., Морозов А.В., Сапожников В.В., Сапожников Вл.В. Логическое дополнение – новый метод контроля комбинационных схем // АИТ. 2003. № 1. С. 167–176.
11. Гессель М., Морозов А.В., Сапожников В.В., Сапожников Вл.В. Контроль комбинационных схем методом логического дополнения // АИТ. 2005. № 8. С. 161–172.
12. Согомонян Е.С., Слабаков Е.В. Самопроверяемые устройства и отказоустойчивые системы. М.: Радио и связь, 1989. 208 с.
13. Mitra S., McCluskey E.J. Which Concurrent Error Detection Scheme to Choose? // Proceedings of International Test Conference, 2000, USA, Atlantic City, NJ, 03–05 October 2000. P. 985–994. <https://doi.org/10.1109/TEST.2000.894311>
14. Efanov D.V. The Equal-Length Redundant Code Development for the Self-Checking Combinational Devices Synthesis Based on Data on Their Structures // Electronic Modeling. 2022. V. 44. Iss. 1. P. 43–52. <https://doi.org/10.15407/emodel.44.01.043>
15. Sapozhnikov V., Sapozhnikov Vl., Efanov D. Concurrent Error Detection of Combinational Circuits by the Method of Boolean Complement on the Base of «2-out-of-4» Code // Proceedings of 14th IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2016), Yerevan, Armenia, October 14–17, 2016. P. 126–133. <https://doi.org/10.1109/EWDTS.2016.7807677>
16. Сапожников В.В., Сапожников Вл.В., Ефанов Д.В. Построение полностью самопроверяемых структур систем функционального контроля с использованием равновесного кода «1 из 3» // Электронное моделирование. 2016. Т. 38. № 6. С. 25–43.
17. Сапожников В.В., Сапожников Вл.В. Самопроверяемые дискретные устройства. СПб.: Энергоатомиздат, 1992. 224 с.
18. Sogomonyan E.S., Gossel M. Design of Self-Testing and On-Line Fault Detection Combinational Circuits with Weakly Independent Outputs // Journal of Electronic Testing: Theory and Applications. 1993. V. 4. Iss. 4. P. 267–281. <https://doi.org/10.1007/BF00971975>
19. Busaba F.Y., Lala P.K. Self-Checking Combinational Circuit Design for Single and Unidirectional Multibit Errors // Journal of Electronic Testing: Theory and Applications. 1994. V. 5. Iss. 5. P. 19–28. <https://doi.org/10.1007/BF00971960>
20. Morosow A., Saposhnikov V.V., Saposhnikov Vl.V., Goessel M. Self-Checking Combinational Circuits with Unidirectionally Independent Outputs // VLSI Design. 1998. V. 5. Iss. 4. P. 333–345. <https://doi.org/10.1155/1998/20389>

21. *Ефанов Д.В., Сапожников В.В., Сапожников Вл.В.* Условия обнаружения неисправности логического элемента в комбинационном устройстве при функциональном контроле на основе кода Бергера // *АиТ.* 2017. № 5. С. 152–165.
22. *Efanov D.V., Sapozhnikov V.V., Sapozhnikov Vl.V.* Organization of a Fully Self-Checking Structure of a Combinational Device Based on Searching for Groups of Symmetrically Independent Outputs // *Automatic Control and Computer Sciences.* 2020. V. 54. Iss. 4. P. 279–290. <https://doi.org/10.3103/S0146411620040045>
23. *Аксёнова Г.П., Согомонян Е.С.* Построение самопроверяемых схем встроенного контроля для автоматов с памятью // *АиТ.* 1975. № 7. С. 132–142.
24. *Ефанов Д.В.* Синтез самопроверяемых вычислительных устройств на основе полной системы особых групп выходов объекта диагностирования // *Изв. вузов. Приборостроение.* 2023. Т. 66. № 5. С. 355–372. <https://doi.org/10.17586/0021-3454-2023-66-5-355-372>
25. *Пархоменко П.П., Согомонян Е.С.* Основы технической диагностики (оптимизация алгоритмов диагностирования, аппаратурные средства). М.: Энергоатомиздат, 1981. 320 с.
26. *Аксёнова Г.П.* Необходимые и достаточные условия построения полностью проверяемых схем свертки по модулю 2 // *АиТ.* 1979. № 9. С. 126–135.
27. *Елина Е.И., Ефанов Д.В.* Взвешенные коды Боуза – Лина в схемах встроенного контроля на основе логической коррекции сигналов // *Изв. РАН. Теория и системы управления.* 2025. № 1. С. 45–62. <https://doi.org/10.31857/S0002338825010047>
28. *Sapozhnikov Vl.V., Dmitriev A., Goessel M., Sapozhnikov V.V.* Self-Dual Parity Checking – a New Method for on Line Testing // *Proceedings of 14th IEEE VLSI Test Symposium.* USA, Princeton, 1996. P. 162–168.
29. *Efanov D.V., Pivovarov D.V.* The Hybrid Structure of a Self-Dual Built-In Control Circuit for Combinational Devices with Pre-Compression of Signals and Checking of Calculations by Two Diagnostic Parameters // *Proceedings of 19th IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2021), Batumi, Georgia, September 10–13, 2021.* P. 200–206. <https://doi.org/10.1109/EWDTS52692.2021.9581019>
30. *Сапожников В.В., Сапожников Вл.В., Ефанов Д.В.* Построение самопроверяемых структур систем функционального контроля на основе равновесного кода «2 из 4» // *Проблемы управления.* 2017. № 1. С. 57–64.
31. *Ефанов Д.В., Елина Е.И.* Синтез самопроверяемых цифровых устройств на основе логической коррекции сигналов с применением взвешенных кодов Боуза–Лина // *Проблемы управления.* 2024. № 4. С. 26–43. <https://doi.org/10.25728/ru.2024.4.3>
32. *Yarmolik S.V., Yarmolik V.N.* The Synthesis of Probability Tests with a Small Number of Kits // *Automatic Control and Computer Sciences.* 2011. V. 45. Iss. 3. P. 133–141. <https://doi.org/10.3103/S0146411611030072>
33. *Ярмолик В.Н., Петровская В.В., Мрозек И.* Мера различий для тестовых наборов при уменьшении управляемых вероятностных тестов // *Информатика.* 2022. Т. 19. № 4. С. 7–26. <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2022-19-4-7-26>
34. *Ефанов Д.В., Пивоваров Д.В.* Синтез самопроверяемых дискретных устройств на основе полиномиальных кодов с контролем вычислений по нескольким диагностическим признакам // *АиТ.* 2025. № 5. С. 39–60. <https://doi.org/10.31857/S0005231025050036>

35. *Lala P.K.* Self-Checking and Fault-Tolerant Digital Design. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001. 216 p.
36. *Ефанов Д.В.* Синтез самопроверяемых комбинационных устройств на основе метода логической коррекции сигналов с применением кодов Боуза–Лина // Информационные технологии. 2023. Т. 29. № 10. С. 503–511.  
<https://doi.org/10.17587/it.29.503-511>
37. *Drozdz A., Kharchenko V., Antoshchuk S., et al.* Checkability of the Digital Components in Safety-Critical Systems: Problems and Solutions // Proceedings of 9th IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2011), Sevastopol, Ukraine, 2011. P. 411–416. <https://doi.org/10.1109/EWDTS.2011.6116606>
38. *Литиков И.П., Согомонян Е.С.* Тестово-функциональное диагностирование цифровых устройств и систем // АиТ. 1985. № 3. С. 111–121.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии Л.Ю. Филимонок.*

Поступила в редакцию 16.06.2025

После доработки 17.11.2025

Принята к публикации 10.12.2025

---

---

## СОДЕРЖАНИЕ

### Тематический выпуск (окончание)

- Резчиков А.Ф., Дранко О.И., Кушников О.В., Богомолов А.С., Днекешев А.А., Степановская И.А.** Модели для управления ликвидацией последствий критических ситуаций на нефтеперерабатывающих и химических предприятиях ..... 3
- Иванюк В.А.** Применение методов машинного обучения в анализе и прогнозировании малых выборок макроэкономических показателей энергетического сектора РФ ..... 24
- Буркова И.В., Щепкин А.В.** Учет мягких зависимостей при наличии стохастической неопределенности реализации проектов программы ..... 42
- Ермолаев А.И., Ахметзянов А.В., Латипов А.Р.** Управляемый случайный поиск и отношение правдоподобия в задачах булева программирования ..... 55

### Обзоры

- Жилякова Л.Ю.** Биология и феноменология кодирования времени – обзор исследований и моделей ..... 68

### Робастное, адаптивное и сетевое управление

- Ефанов Д.В., Елина Е.И.** Синтез самопроверяемых дискретных устройств на основе логической коррекции сигналов с применением взвешенных кодов с суммированием в кольце вычетов по заданному модулю ..... 108

## C O N T E N T S

### Topical Issue (End)

|  |    |
|--|----|
| <b>Rezchikov A.F., Dranko O.I., Kushnikov O.V., Bogomolov A.S., Dnekeshev A.A., Stepanovskaya I.A.</b> Models for Control the Consequences of Critical Situations at Oil Refineries and Chemical Plants..... | 3  |
| <b>Ivanyuk V.A.</b> Using Machine Learning Methods for Analyzing and Forecasting of Small Samples of Macroeconomic Indicators in the Energy Sector of the Russian Federation .....                           | 24 |
| <b>Burkova I.V., Schepkin A.V.</b> Accounting for Soft Dependencies in the Presence of Stochastic Uncertainties in the Implementation of Program Projects.....   | 42 |
| <b>Ermolaev A.I., Akhmetzyanov A.V., Latipov A.R.</b> Controlled Random Search and Likelihood Ratio in Boolean Programming Problems .....  | 55 |

### Surveys

|   |    |
|---|----|
| <b>Zhilyakova L.Yu.</b> Biology and Phenomenology of Time Encoding – A Review of Studies and Models ..... | 68 |
|---|----|

### Robust, Adaptive and Network Control

|   |     |
|---|-----|
| <b>Efanov D.V., Yelina Ye.I.</b> Design of Self-Checking Discrete Devices Based on Boolean Signal Correction Using Weight-Based Sum Codes in a Residue Ring with a Given Modulus..... | 108 |
|---|-----|