

На правах рукописи



БАРАНОВ Дмитрий Алексеевич

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ ЦЕЛОЧИСЛЕННОЙ
УСЛОВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ С ВАРИАТИВНЫМ
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ**

Специальность 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Воронеж – 2026

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Воронежский государственный технический университет».

Научный руководитель: **Барабанов Владимир Федорович**, доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Демидова Лилия Анатольевна**, доктор технических наук, профессор, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет», профессор кафедры корпоративных информационных систем

Сысоев Антон Сергеевич, кандидат технических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Липецкий государственный технический университет», заведующий кафедрой прикладной математики и системного анализа

Ведущая организация: **ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет»**

Защита состоится 20 мая 2026 г. в 14⁰⁰ часов в конференц-зале на заседании объединенного диссертационного совета 99.2.031.03, созданного на базе ВГТУ, ВГУ и ЛГТУ, по адресу: 394026, г. Воронеж, Московский проспект, 14, аудитория 216.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет» и на сайте <https://cchgeu.ru/>

Автореферат разослан «3» апреля 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 99.2.031.03,
доктор технических наук, профессор



Белецкая
Светлана Юрьевна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Современные интеллектуальные системы находят широкое применение в различных сферах науки и техники, способствуя автоматизации сложных процессов, обработке данных и принятию решений в условиях неопределенности. Однако реальные задачи в таких направлениях, как оптимизация логистических маршрутов, конечных автоматов и игровых стратегий имеют множество критериев оценки и разнообразных ограничений, поэтому требуют использования эффективных методов оптимизации и интеллектуального поиска решений. В этом контексте эволюционные алгоритмы зарекомендовали себя как мощный инструмент для решения задач большой размерности с существенными вычислительными затратами. Существенный вклад в развитие этих методов внесли такие ученые, как Золотарюк А.В., Кажанов А.А., Курейчик В.М., Ногин В.Д., Пересветов В.В., Подвальный С.Л., Подиновский В.В., Штовба С.Д., D. Саймон, M. Dorigo, D. Karaboga.

Одной из актуальных задач в области применения эволюционных и интеллектуальных подходов является адаптация алгоритмов к решению задач целочисленной условной оптимизации. Традиционные детерминированные методы зачастую оказываются неэффективными из-за своей ограниченной гибкости и высокой вычислительной сложности, тогда как эвристические методы требуют тщательной настройки параметров и адаптации к конкретным условиям. Это обуславливает потребность в разработке интеллектуальных систем, обеспечивающих вариативность выбора алгоритмов и их адаптацию к специфике и ограничениям поставленных задач.

Эволюционные алгоритмы часто применяются изолированно, без учёта потенциальной синергии при их комбинировании. Интеллектуализация управления вариативными алгоритмами позволяет реализовать динамическое переключение стратегий оптимизации в зависимости от текущих характеристик задачи, что способствует повышению качества решений в задачах целочисленной условной оптимизации и повышает устойчивость к застреванию в локальных субоптимальных решениях.

Дополнительную значимость исследованию придает широкая область возможного применения разрабатываемых решений – от транспортных задач и анализа поведения конечных автоматов до моделирования и планирования сложных процессов. Это позволяет использовать предложенную методологию как в рамках теоретических исследований, так и для решения прикладных задач в различных отраслях.

Таким образом, актуальность темы диссертационного исследования обусловлена необходимостью разработки вычислительных и управляющих систем, в основе которых лежит использование методов искусственного интеллекта, позволяющих организовать процесс оптимизации как комплексный цикл анализа данных и принятия решений.

Тематика диссертационной работы соответствует научному направлению ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»

«Вычислительные комплексы и проблемно-ориентированные системы управления».

Целью работы является повышение эффективности решения задач целочисленной условной оптимизации за счет создания интеллектуальной системы, предусматривающей вариативное применение эволюционных алгоритмов.

Задачи исследования. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Провести системный анализ эволюционных алгоритмов и определить направления их модификации для решения задач целочисленной условной оптимизации;

2. Разработать математическое обеспечение задачи целочисленной условной оптимизации с учетом вида ограничений и возможностью задания гибких правил и условий задачи;

3. Разработать специальную структуру алгоритмического обеспечения систем целочисленной условной оптимизации, включающую верификацию промежуточных решений эволюционных алгоритмов и механизм штрафов по критериям для повышения качество решений;

4. Модифицировать эволюционные алгоритмы для решения задач целочисленной условной оптимизации и интегрировать в них механизм верификации решений;

5. Реализовать модель интеллектуального выбора конфигураций эволюционных алгоритмов, позволяющую учитывать характеристики задачи для повышения эффективности вычислений;

6. Разработать интеллектуальную систему целочисленной условной оптимизации с вариативным использованием эволюционных алгоритмов, провести ее апробацию и оценить эффективности по показателям производительности и качества решений.

Объект исследования: интеллектуальные вычислительные и управляющие системы, предназначенные для решения задач целочисленной условной оптимизации.

Предмет исследования: Методы и алгоритмы эволюционного поиска, модели верификации решения и интеллектуального выбора стратегий, направленные на повышение эффективности решения задач целочисленной условной оптимизации.

Методы исследования: в ходе работы над диссертационным исследованием использовались методы системного анализа, принятия решений, эволюционных вычислений, машинного обучения и программной инженерии.

Тематика работы соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработки информации, статистика»: п. 2 Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта; п. 4 Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта; п. 5 Разработка

специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта; п. 10 Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений в технических системах;

Научная новизна работы: В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

1. Математическое обеспечение задачи целочисленной условной оптимизации, отличающееся гибкой интеграцией набора эволюционных алгоритмов и возможностью их конфигурации для решения задач с различными типами ограничений, что повышает качество оптимизации.

2. Модель интеграции штрафных функций в эволюционные алгоритмы для задач целочисленной условной оптимизации, отличающаяся селективным применением штрафов по каждому критерию оптимизации в зависимости от типа нарушенного ограничения, что обеспечивает направленную коррекцию поиска решений и повышает скорость сходимости к допустимой области.

3. Алгоритмическое обеспечение систем целочисленной условной оптимизации, отличающееся наличием механизма верификации промежуточных решений с применением штрафов и многокритериальной оценки, что обеспечивает раннее выявление и сокращение количества недопустимых решений.

4. Интеллектуальная модель вариативного выбора конфигураций эволюционных алгоритмов на основе формализованного представления ограничений задачи, отличающаяся использованием трансформерной архитектуры для анализа структуры ограничений, формирования начальной стратегии поиска и повышения эффективности оптимизации.

5. Структура адаптивной интеллектуальной системы целочисленной условной оптимизации, включающая библиотеки модифицированных эволюционных алгоритмов, отличающаяся применением интеллектуальной модели и базы знаний для формирования стратегии решения задачи, что обеспечивает устойчивость и предсказуемость процесса нахождения решений.

Теоретическая и практическая значимость исследования заключается в разработке комплекса теоретических и прикладных решений, направленных на повышение эффективности применения эволюционных алгоритмов при решении задач целочисленной условной оптимизации. В рамках исследования предложены: формальные средства описания ограничений с поддержкой вложенных логических выражений, математическая модель верификации решений, а также интеллектуальная система вариативного использования эволюционных алгоритмов, использующая трансформерную архитектуру для формального анализа структуры ограничений и адаптивного выбора вычислительной стратегии.

Теоретическая значимость заключается в развитии методов системного анализа и принятия решений, формализации ограничений и интеграции адаптивных эволюционных стратегий, что способствует расширению научных

представлений об эффективных подходах к решению сложных задач целочисленной условной оптимизации.

Практическая значимость состоит в возможности применения разработанного инструментария в вычислительных системах, предназначенных для оптимизации в условиях реальных ограничений и многокритериальности, в том числе в транспортных задачах, моделировании процессов, управлении техническими объектами и других прикладных областях. Полученные результаты могут быть использованы в научно-исследовательских и проектных организациях, занимающихся разработкой интеллектуальных систем поддержки принятия решений и оптимизации.

Положения, выносимые на защиту

1. Математическое обеспечение задачи целочисленной условной оптимизации, основанное на вариативном использовании эволюционных алгоритмов и возможности их конфигурации для решения задач с различными типами ограничений, что обеспечивает повышение качества оптимизации.

2. Модель интеграции штрафных функций в эволюционные алгоритмы для задач целочисленной условной оптимизации, обеспечивающая селективное применение штрафов по каждому критерию оптимизации в зависимости от типа нарушенного ограничения, что позволяет осуществлять направленную коррекцию поиска решений и повышает скорость сходимости допустимой области.

3. Алгоритмическое обеспечение систем целочисленной условной оптимизации, верифицирующее промежуточные решения эволюционных алгоритмов с использованием штрафных функций и разработкой критериев и моделей оценки эффективности, что обеспечивает раннее выявление и сокращение количества недопустимых решений.

4. Модель интеллектуального выбора конфигураций эволюционных алгоритмов на основе формализованных ограничений задачи, обеспечивающая формирование начальной стратегии поиска и повышение эффективности оптимизационного процесса.

5. Структура адаптивной интеллектуальной системы целочисленной условной оптимизации, содержащая библиотеки модифицированных эволюционных алгоритмов, использующая интеллектуальную модель и базу знаний для их переключения и обеспечивающая устойчивость и предсказуемость процесса нахождения решений.

Результаты внедрения. Разработанные материалы внедрены в образовательный и научно-исследовательский процесс кафедры автоматизированных и вычислительных систем Воронежского государственного технического университета и в компаниях «Стартап», «Бренд 42», «Сател ПрО».

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались в ряде конференций, среди которых: Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах (Воронежский государственный технический университет, 2023), Нано-био-технологии, теплоэнергетика, математическое моделирование (Липецкий государственный

технический университет, 2024), «Антропоцентрические науки в образовании: вызовы, трансформации, ресурсы» (Воронежский государственный технический университет, 2024), Цифровые системы и модели: теория и практика проектирования, разработки и использования (Казанский государственный энергетический университет, 2025), Интеллектуальные технологии цифровой инженерии (Воронежский государственный технический университет, 2025), Международная молодежная научная школа «Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах» (Воронежский государственный технический университет, 2025).

Достоверность результатов обусловлена корректным использованием теоретических методов исследования и подтверждена результатами проведенных вычислительных экспериментов и сравнительным анализом данных.

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано 15 научных работ (6 – без соавторов), в том числе 6 – в изданиях, рекомендованных ВАК РФ, 3 свидетельства о регистрации программы для ЭВМ. В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в конце реферата, автором получены следующие результаты [1, 11, 12] – модификация муравьиного алгоритма, [2, 3, 4, 5] – отбор конфигураций алгоритмов для интеллектуального выбора стратегии решения, [6] – интеллектуализация системы дискретной (целочисленной условной) оптимизации, [10] – структура системы, [13] – модификация алгоритма имитации отжига, [14] – модификация пчелиного алгоритма, [15] – описание средств формализации представления ограничений.

Структура и объем работы: Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 102 наименований, 2 приложений. Основная часть изложена на 164 страницах с 51 рисунком и 21 таблицей.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность выбранной темы диссертации, формулируется основная цель и определяются задачи, решаемые в ходе исследования. Описываются научная новизна, практическая значимость и основные положения работы, предоставляются сведения о проведенной апробации и внедрении полученных результатов.

В первой главе проведен анализ проблематики направления развития интеллектуальных систем. Рассмотрены ключевые характеристики задач целочисленной условной оптимизации: дискретность пространства решений, комбинаторный характер, отсутствие гладкости целевых функций, а также высокая вычислительная сложность. Показано, что в большинстве практических приложений задачи имеют многокритериальный характер и содержат дополнительные ограничения, что требует разработки формализованных средств их описания. Анализ существующих эволюционных алгоритмов (ЭА) выявил ограниченность классических реализаций при наличии сложных ограничений и разнонаправленных критериев. Обоснована необходимость разработки модификаций существующих ЭА, средств

формализации ограничений и механизмов их интерпретаций. Особое внимание уделено задаче обеспечения вариативного выбора и комбинирования эволюционных алгоритмов, что позволяет адаптировать стратегию поиска под особенности конкретного набора ограничений.

Рассмотрены современные тенденции интеграции методов искусственного интеллекта в ЭА. **Показано, что использование интеллектуальных моделей позволяет динамически управлять параметрами поиска, что предопределяет разработку интеллектуальной модели вариативного использования эволюционных алгоритмов в зависимости от характеристик задачи.**

В результате проведенного анализа сформулированы цель и задачи исследования.

Вторая глава посвящена созданию теоретической базы, математического и алгоритмического обеспечения задач целочисленной условной оптимизации (ЦУО) с применением штрафных функций.

Пусть имеется задача размерностью n при $n \geq 2$, множество индексов элементов $N = \{0, 1, 2, \dots, n - 1\}$ и Π – множество всех перестановок длины n над N . Решение задачи представляет собой перестановку согласно выражению (1).

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \Pi; x_i \in N; x_i \neq x_j \quad \forall i \neq j \quad (1)$$

Для задачи определены критерии $k \in K$ в количестве m . Для каждого k определены:

- $A^{(k)} = [a_{ij}^{(k)}] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ – матрица стоимостей (метрик), где $a_{ij}^{(k)} \in \mathbb{R}$ – стоимость перехода от элемента i к элементу j по критерию k ;
- $d^{(k)} \in \{\min, \max\}$ – направление оптимизации;
- $c^{(k)} \in \{0, 1\}$ – параметр цикличности, где $c^{(k)} = 1$ – циклический путь, $c^{(k)} = 0$ – линейный путь.

Условия допустимости могут уточняться множеством правил $R = \{r_1, r_2, \dots, r_z\}$, где каждое правило задается логическим предикатом, согласно уравнению (2)

$$\phi_r(x) = \begin{cases} 1, & \text{если правило нарушено} \\ 0, & \text{если правило выполняется} \end{cases} \quad (2)$$

Правила разделяются на жесткие $R^{\text{жест}}$ и мягкие $R^{\text{мягк}}$. Для жестких правил множество допустимых решений формируется согласно выражению (3)

$$Y = \{x | \phi_r(x) = 0, \forall r \in R^{\text{жест}}\} \quad (3)$$

Решения, не принадлежащие множеству Y , исключаются из дальнейшего вычислительного процесса

Каждому $r \in R^{\text{мягк}}$ сопоставляется штрафное значение $\Delta_r^{(k)}$ по критерию k . Тогда совокупная надбавка по критерию k вычисляется согласно формуле (4)

$$P^{(k)}(x) = \sum_{r \in R^{\text{мягк}}} \phi_r(x) \cdot \Delta_r^{(k)}(x). \quad (4)$$

Тогда обобщенная целевая функция по критерию k имеет вид согласно выражению (5)

$$F^{(k)}(x) = c^{(k)\top}x + P^{(k)}(x). \quad (5)$$

Для приведения разнонаправленных и разномасштабных критериев к единой шкале, для каждого критерия предварительно определяются минимальное и максимальное значения функции $F_k(x)$ (S_k^{min} и S_k^{max} соответственно) и вычисляется нормализованное значение согласно формуле (6)

$$F_{\text{норм}}^{(k)}(x) = \begin{cases} \frac{F^{(k)}(x) - S_k^{min}}{S_k^{max} - S_k^{min}}, & \text{если } g_k = \max, \\ \frac{S_k^{max} - F^{(k)}(x)}{S_k^{max} - S_k^{min}}, & \text{если } g_k = \min, \end{cases}, F_k^{\text{норм}}(x) \in [0; 1], x \in Y. \quad (6)$$

Для получения итоговой величины качества решения значения $F_m^{\text{норм}}(x)$, полученные для каждого критерия k , суммируются по формуле (7).

$$\omega(x) = \frac{\sum_{k \in K} F_{\text{норм}}^{(k)}(x)}{k}; \omega(x) \in [0; 1]. \quad (7)$$

Полученная величина далее упоминается под названием межкритериальная сумма (МКС). Наиболее качественным считается решение с наибольшей величиной МКС. Введенный механизм нормализации критериев и агрегирования значений реализует процедуру свёртки многомерных функций эффективности в единый обобщенный критерий, что обеспечивает возможность комплексной оценки решений и может рассматриваться как элемент поддержки принятия решений.

Для повышения эффективности и устойчивости вычислительного процесса предложен интеллектуальный модуль, обеспечивающий автоматическое определение типа оптимизационной задачи и выбор последовательности конфигураций эволюционного алгоритма. Для работы модуля каждое правило r представляется в виде последовательности токенов $T_r = \{t_1, t_2, \dots, t_{L_r}\}$, где L_r – длина последовательности токенов для правила r , каждый токен принадлежит словарю $t \in v$, включающему операторные элементы, точки графа и числовые значения интервалов. Для каждого токена задается обучаемое векторное представление $e_s = \text{Embed}(t_s)$, $e_s \in \mathbb{R}^d$, где d – размерность пространства векторных представлений; s – позиционный индекс токена в последовательности. Для учета порядка токенов используется позиционное встраивание $\tilde{e}_s = e_s + \text{pos}_s$, $\tilde{e}_s \in \mathbb{R}^d$, где pos_s – фиксированный синусоидальный вектор позиционного кодирования позиции s .

Контекстное представление формируется с использованием «самовнимания». Для каждой из H голов внимания ($p = 1, \dots, H$) вычисляются векторы запроса, ключа и значения для токена s согласно выражениям (8).

$$q_s^{(p)} = W_Q^{(p)} \tilde{e}_s; \quad u_s^{(p)} = W_U^{(p)} \tilde{e}_s; \quad v_s^{(p)} = W_V^{(p)} \tilde{e}_s, \quad (8)$$

где $W_Q, W_U, W_V \in \mathbb{R}^{d_a \times d}$ – обучаемые матрицы проекций -й головы; d_a – размерность пространства запросов и ключей; $q_s, u_s, v_s \in \mathbb{R}^{d_a}$ – векторы запроса, ключа и значения соответственно.

Матрица весов внимания и контекст вычисляются согласно выражениям (9)

$$\alpha_{sl} = \frac{e\left(\frac{q_s^{(p)\top} u_l^{(p)}}{\sqrt{d_a}}\right)}{\sum_{m=1}^{L_r} e\left(\frac{q_s^{(p)\top} u_m^{(p)}}{\sqrt{d_a}}\right)}; h_s^{(p)} = \sum_{l=1}^L \alpha_{sl}^{(p)} v_l^{(p)}; \sum_{l=1}^{L_r} \alpha_{sl}^{(p)} = 1 \quad (9)$$

где $\alpha_{sl}^{(p)} \in [0,1]$ – вес внимания токена s в голове p ; $h_s^{(p)} \in \mathbb{R}^{d_a}$ – контекстный вектор токена s из головы p . Веса нормированы

Объединение выходов голов внимания производится согласно формуле (10):

$$\tilde{h}_s = W_o[h_s^{(1)} \oplus h_s^{(2)} \oplus \dots \oplus h_s^{(H)}], \quad (10)$$

где $W_o \in \mathbb{R}^{d \times (H \cdot d_a)}$ – обучаемая матрица выходного преобразования, \oplus – операция конкатенации векторов; H – количество голов внимания; $h_s^{(p)} \in \mathbb{R}^{d_a}$ – контекстный вектор токена s , вычисленный -й головой.

Итоговое представление правила E_{r_j} получается усреднением по всем токенам его последовательности в соответствии с формулой (11):

$$E_{r_j} = \frac{1}{L_{r_j}} \sum_{s=1}^{L_r} \tilde{h}_s; E_{r_j} \in \mathbb{R}^d \quad (11)$$

Итоговое представление задачи определяется в соответствии с выражением (12)

$$\hat{b} = \Psi(E_{r_1}, \dots, E_{r_z}) = \sum_{r_j \in R} \lambda_{r_j} \cdot E_{r_j}; \sum_{r_j \in R} \lambda_{r_j} = 1, \quad (12)$$

где $\hat{b} \in \mathbb{R}^d$ – вектор представления задачи; Ψ – функция объединения векторных представлений ограничений, реализованная как взвешенное суммирование с обучаемыми весами $\lambda_{r_j} \geq 0$.

Предсказание конфигурации эволюционного алгоритма осуществляется путем применения функции $\hat{c} = \theta(\hat{b})$, где \hat{c} включает выбор алгоритма, вероятности операторов, параметры мутации, мощность популяции и число итераций. Функция θ реализована в виде многослойной нейронной сети.

Предложенная архитектура на основе трансформера с механизмом «самовнимания» обеспечивает автоматическое извлечение структурных зависимостей между ограничениями и формирование контекстно-зависимого представления задачи. Использование позиционного кодирования и «многоголового внимания» позволяет модели учитывать как локальные

взаимосвязи между токенами, так и глобальную структуру правил оптимизации. Такой подход позволяет автоматически определять тип задачи и выбирать наиболее эффективную оптимизационную стратегию.

В процессе систематизации и сравнительного анализа эволюционных алгоритмов выбраны следующие: генетический (ГА), муравьиный (МА), пчелиный (ПА) и имитации отжига (ИО) со следующими особенностями:

- все эволюционные алгоритмы требуют настройки параметров, однако генетический и муравьиный алгоритмы намного чувствительнее к настройке, чем пчелиный алгоритм и алгоритм имитации отжига;
- благодаря своему «одионому» подходу, алгоритм имитации отжига является более быстрым, чем другие эволюционные алгоритмы, но имеет меньшую устойчивость к «застреванию» субоптимальных решений;
- пчелиный алгоритм может иметь скорость сходимости, сравнимую с генетическим, но в контексте качества решения пчелиный алгоритм может опережать генетический благодаря механизму работы разведчиков;
- муравьиный алгоритм имеет высокий разброс скорости сходимости: часто скорость сходимости медленнее, чем у алгоритма имитации отжига, но может быть быстрее, чем у генетического в больших данных, благодаря наличию механизма коллективной памяти.

Муравьиный алгоритм эффективно использует накопленную информацию о качестве построенных перестановок через матрицу феромонов, что позволяет адаптировать стратегию выбора переходов под структуру конкретных критериев и ограничений.

Процесс построения решений основан на пошаговом выборе значений переменных. Для каждой пары (j, v) – индекса переменной и возможного значения переменной – хранится феромон T_{jv} и эвристическая оценка η_{jv} . Эвристика определяется согласно формуле (13)

$$\eta_{jv} = \frac{1}{1 + \Delta F_{jv} + \psi_{jv}}, \quad (13)$$

где ΔF_{jv} – ожидаемое изменение целевой функции при присвоении $x_j = v$; ψ_{jv} – оценка возможного нарушения ограничений.

Выбор значения переменной осуществляется стохастически согласно формуле (14)

$$p_{jv} = \frac{[\tau_{jv}]^\alpha [\eta_{jv}]^\beta}{\sum_{(k,u) \in N} [\tau_{ku}]^\alpha [\eta_{ku}]^\beta}, \quad (14)$$

где N – множество допустимых вариантов; α, β – параметры важности феромона и эвристики.

После формирования допустимого вектора x вычисляется значение $F(x)$. Лучшие решения усиливают феромон согласно формулам (15)

$$\tau_{jv} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{jv} + \rho Q(x), \quad Q(x) = \frac{1}{\omega(x) + \epsilon}, \quad (15)$$

где ρ – коэффициент испарения.

Таким образом, МА итеративно формирует допустимые целочисленные решения, комбинируя вероятностный поиск с учетом структуры целевой функции и ограничений ЦУО, что обеспечивает согласованность алгоритма с математической моделью задачи.

Пчелиный алгоритм обеспечивает управляемое распределение вычислительных ресурсов между исследованием новых областей и уточнением перспективных решений, что эффективно для задач, где важна гибкая реакция на изменения в показателях качества. Модификация данного алгоритма реализует учет МКС для определения вероятности выбора актором (пчелой-работницей) источника, как это показано в формуле (16).

$$\rho(x) = \frac{\omega(x)}{\sum_{x \in B} \omega(x)}, \quad (16)$$

где B – множество разведчиков.

ПА можно конфигурировать, задавая метод поиска пищи и долю работников. Увеличение доли позволяет исследовать узкий круг эффективных решений, способствуя его дальнейшему улучшению. Уменьшение доли работников широко распределит популяцию по пространству решений, что замедлит сходимость, но может привести к более перспективным решениям.

Алгоритм имитации отжига позволяет последовательно анализировать качество отдельных решений и оперативно корректировать параметры поиска, что делает его полезным при переключении между конфигурациями в условиях ограниченного времени вычислений.

Вычисление агрегированной стоимости, необходимой для принятия решения о переходе от текущего решения к новому, сопровождается вычислением актуальной МКС для текущего решения и нового решения-кандидата, согласно формуле (17)

$$\Delta = \omega(x') - \omega(x), \quad (17)$$

где x' – вычисленное новое решение.

В целях минимизации потерь данных при переключении алгоритмов, ИО модифицирован так, чтобы иметь схожую с другими используемыми ЭА структуру: возможность остановки алгоритма после определенного количества вычислительных шагов, в качестве популяции для наследования последующим ЭА ведется список лучших решений.

Выполненная формализация задачи, механизм обработки ограничений и модифицированные эволюционные алгоритмы создают основу для построения адаптивной вычислительной системы. Интеграция интеллектуальной модели вариативного использования алгоритмов обеспечивает согласованность поиска с особенностями задачи и позволяет динамически выбирать наиболее подходящую стратегию оптимизации.

Третья глава описывает реализацию интеллектуальной системы ЦУО, включая архитектуру, используемые инструменты разработки и интеграцию

эволюционных алгоритмов. Особое внимание уделено модулю принятия решений, реализующему интеллектуальный выбор и переключение алгоритмов, а также модулю верификации решений с механизмами применения штрафов.

В целях обеспечения высокой скорости работы для программной реализации системы выбран язык программирования Rust, а для анализа данных и работы интеллектуальных моделей использовался Python.

После реализации эволюционных алгоритмов проведен ряд вычислительных экспериментов – прогонов большой численности постановок ЦУО малой (рисунок 1а) и большой (рисунок 1б) размерностей.

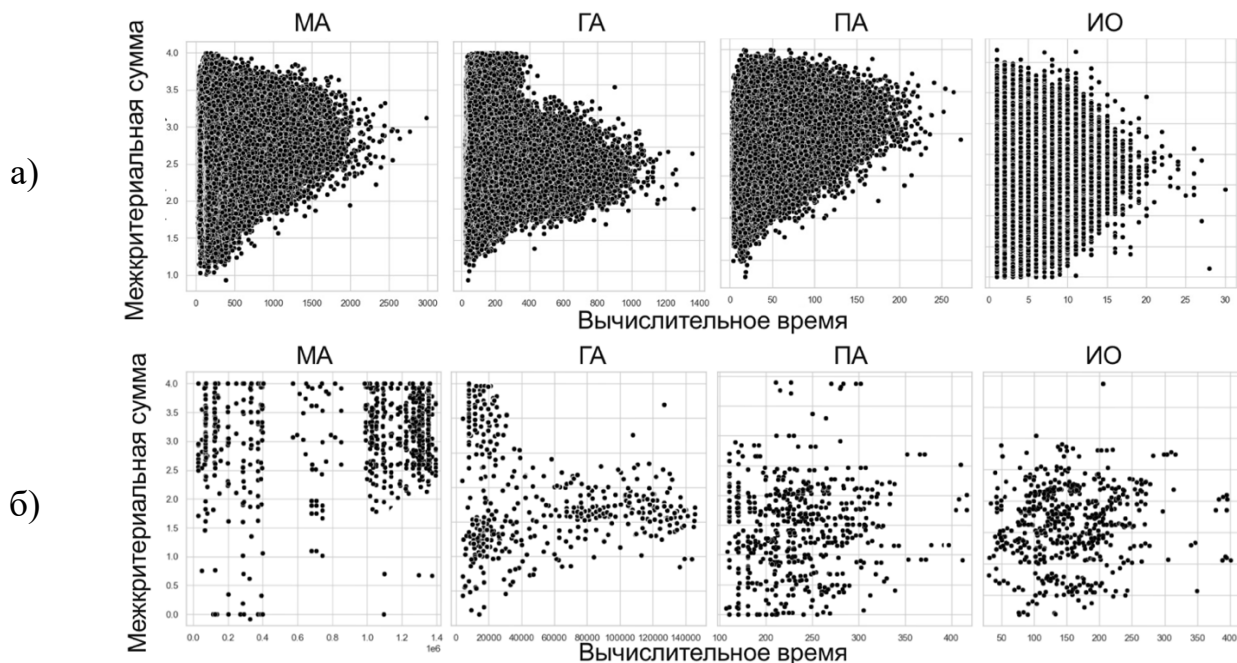


Рисунок 1 – Графики разброса вычислительного времени и МКС по алгоритмам:
а) $n \in [15; 20]$; б) $n \in [1500; 2000]$.

МА хорошо справляется с задачами даже по мере роста вычислительного времени, но вычислительное время непропорционально растет. Алгоритмы, показавшие умеренную эффективность на малых задачах, сохраняют стабильность: ГА демонстрирует баланс между точностью и вычислительными затратами, ПА остается самым быстрым, хотя и менее точным. Таким образом, масштабируемость и устойчивость поведения алгоритмов становятся ключевыми факторами при выборе метода решения задач ЦУО.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что **в большинстве случаев алгоритмы выдают лучшие результаты при малом вычислительном времени. По мере роста вычислительного времени, прогресс решения не дает существенного улучшения результатов, что подчеркивает целесообразность вариативного использования эволюционных алгоритмов, позволяющего гибко переключаться между стратегиями поиска.**

В целях увеличения эффективности решения задач ЦУО реализованы средства формализации ограничений в виде предикатов, описываемых согласно польской нотации. Операторы формализации представления ограничений представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Операторы формализации представления ограничений

Обозначение	Описание	Примеры	
@	От точки до точки по критерию	@ A D дистанция > 300	
#	Позиция точки по номеру	# A = 1	# B = [5, 7]
>>	Следование точки за точкой	>> D I	>> M A
>>>	Следование точки непосредственно за точкой	>>> A N	>>> N A
&	Логическое «И»	@ A B время > 300 & # A = 1	
	Логическое «ИЛИ»	@ A B время > 300 # A = 1	
!	Логическое отрицание	!(# A > 1)	A N время != 10

Пример ограничения в контексте распределения взаимосвязанных вычислительных процессов на доступных узлах кластера приведен далее:

@ P1 P2 задержка > 100 & >> N3 N5 & # N3 = [2,4] -> время:1500;отказоуст:-10

Интерпретация: если между процессами P1 и P2 средняя задержка связи превышает 100, при этом узел N3 предшествует N5 в порядке маршрутизации, и N3 занимает позицию в диапазоне [2;4], то конфигурация считается неэффективной и получает штраф 1500 к времени выполнения и -10 к отказоустойчивости. В этом примере @ P1 P2 задержка соотносится к сетевым характеристикам, конструкция >> N3 N5 описывает топологическую зависимость между узлами, конструкция # N3 = [2,4] позволяет учесть позицию узла в вычислительном графе, например, когда средние узлы перегружаются чаще краевых.

Формализация ограничений делает возможной адаптивную проверку корректности распределения задач прямо во время работы эволюционного алгоритма. Полученное решение оценивается и либо исключается, либо штрафуются по соответствующему критерию, что создает основу для самоорганизующегося поиска в пространстве распределений.

Структура адаптивной интеллектуальной системы ЦУО (рисунок 2) включает модули обработки данных, интерпретации ограничений, принятия решений, управления алгоритмами и контроля эффективности. Связь между подсистемами обеспечивают адаптеры, выполняющие интерфейсные функции и унифицирующие обмен информацией.

Модуль принятия решений, интегрирующий трансформер (интеллектуальную модель) и базу знаний, использует последнюю в том числе как кэш для хранения и повторного использования ранее вычисленных состояний. На основе накопленной информации формируется стратегия решения. Модуль управления алгоритмами содержит реализации ГА, МА, ПА и ИО, а модуль контроля эффективности обеспечивает мониторинг динамики процесса и инициирует переключение стратегий.

В целях формирования перечня конфигураций ЭА, из которых составляется стратегия решения задачи ЦУО, проведено порядка 40 вычислительных экспериментов, в которых подобранные конфигурации алгоритмов прогонялись через 340 тыс. постановок задач, проведены оценки по множеству критериев, главным из которых стала МКС (рисунок 3).

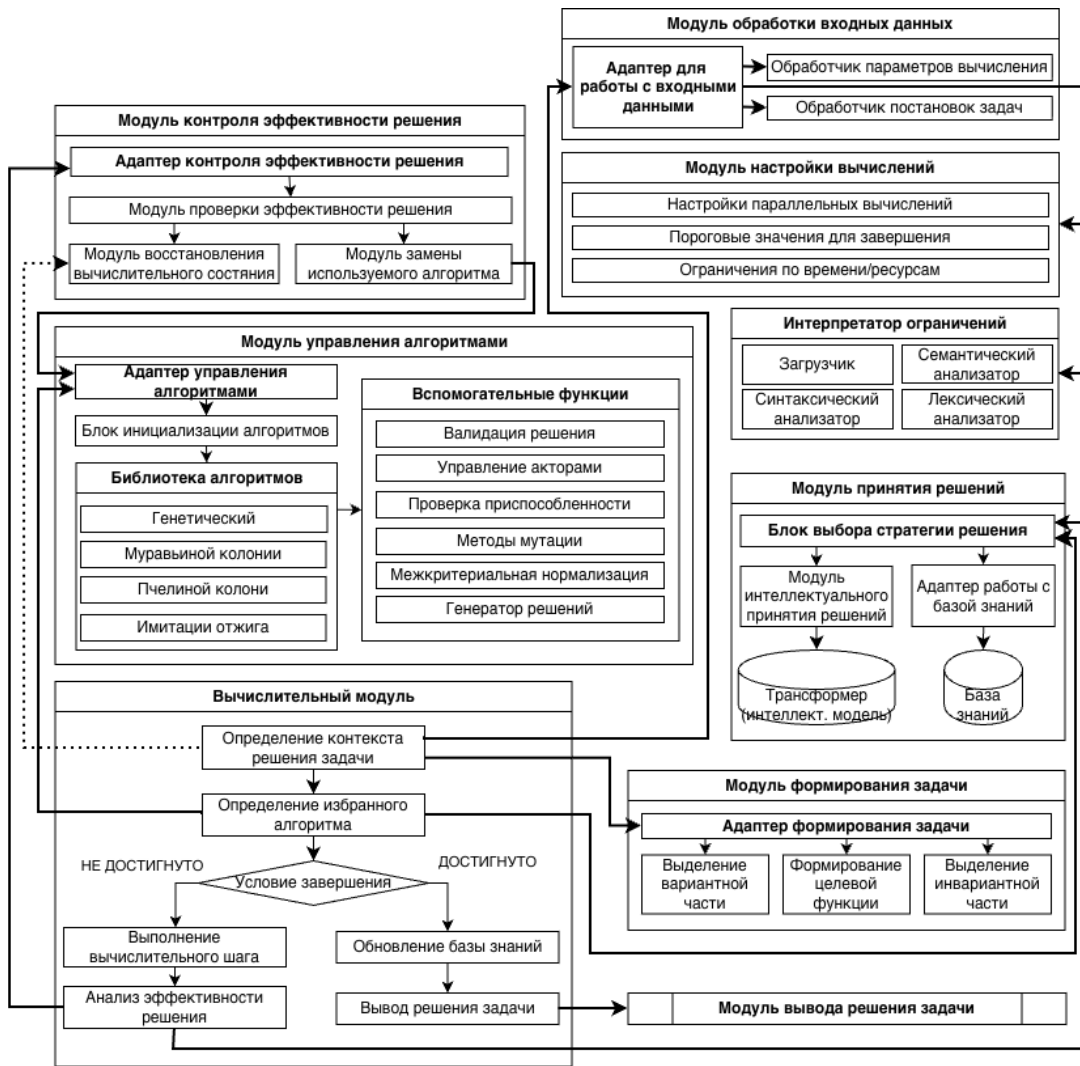


Рисунок 2 – Структура адаптивной интеллектуальной системы ЦУО

Конфигурация эволюционного алгоритма

MA N=50 A=1.0 B=2.0 Q=100 P=0.5
 MA N=50 A=2.0 B=1.0 Q=100 P=0.5
 MA N=50 A=1.0 B=5.0 Q=100 P=0.5
 MA N=50 A=1.0 B=2.0 Q=100 P=0.1
 MA N=50 A=1.0 B=2.0 Q=100 P=0.01
 MA N=20 A=1.0 B=2.0 Q=100 P=0.5
 MA N=100 A=1.0 B=2.0 Q=100 P=0.5
 MA N=50 A=1.0 B=2.0 Q=10 P=0.5
 MA N=50 A=1.0 B=2.0 Q=1000 P=0.5
 MA N=50 A=0.5 B=0.5 Q=100 P=0.5
 ПА N=50 Раб=0.5 Мут=Смена
 ПА N=50 Раб=0.7 Мут=Смена
 ПА N=50 Раб=0.3 Мут=Смена
 ПА N=50 Раб=0.5 Мут=Реверс
 ПА N=20 Раб=0.5 Мут=Смена
 ПА N=100 Раб=0.5 Мут=Смена
 ГА N=100 Отб=Тур Рмут=0.05 Мут=Смена
 ГА N=100 Отб=Тур Рмут=0.05 Мут=Реверс
 ГА N=100 Отб=Рул Рмут=0.05 Мут=Смена
 ГА N=100 Отб=Лучш п Рмут=0.05 Мут=Смена
 ГА N=100 Отб=Тур Рмут=0.01 Мут=Смена
 ГА N=100 Отб=Тур Рмут=0.1 Мут=Смена
 ГА N=50 Отб=Тур Рмут=0.05 Мут=Смена
 ГА N=200 Отб=Тур Рмут=0.05 Мут=Смена
 ИО Охл=0.95 T0=1000 T1=1 Мут=Смена
 ИО Охл=0.8 T0=1000 T1=1 Мут=Смена
 ИО Охл=0.95 T0=500 T1=1 Мут=Смена
 ИО Охл=0.8 T0=500 T1=1 Мут=Смена
 ИО Охл=0.95 T0=1000 T1=1 Мут=Реверс
 ИО Охл=0.99 T0=1000 T1=1 Мут=Смена

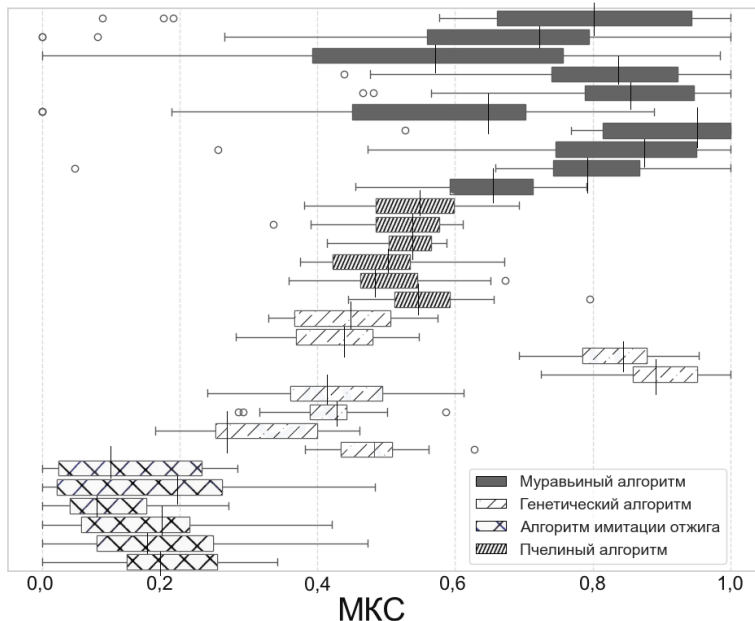


Рисунок 3 – Оценка вариативности MKC по конфигурациям ЭА (сокращения: N – численность акторов; A, B, p, q – коэффициенты эвристики; Раб – доля пчел-рабочих; Мут и Отб – методы мутации и отбора; Рмут – шанс мутации; T0 и T1 – нач. и целевая температура; Охл – коэффициент охлаждения)

На рисунке 4 представлена структура алгоритмического обеспечения системы с механизмом верификации промежуточных решений. После инициализации данных и ограничений последовательно выполняются итерации оптимизации: для каждого решения проверяются все ограничения, назначаются штрафы или исключаются недопустимые решения, рассчитываются значения критериев и МКС.

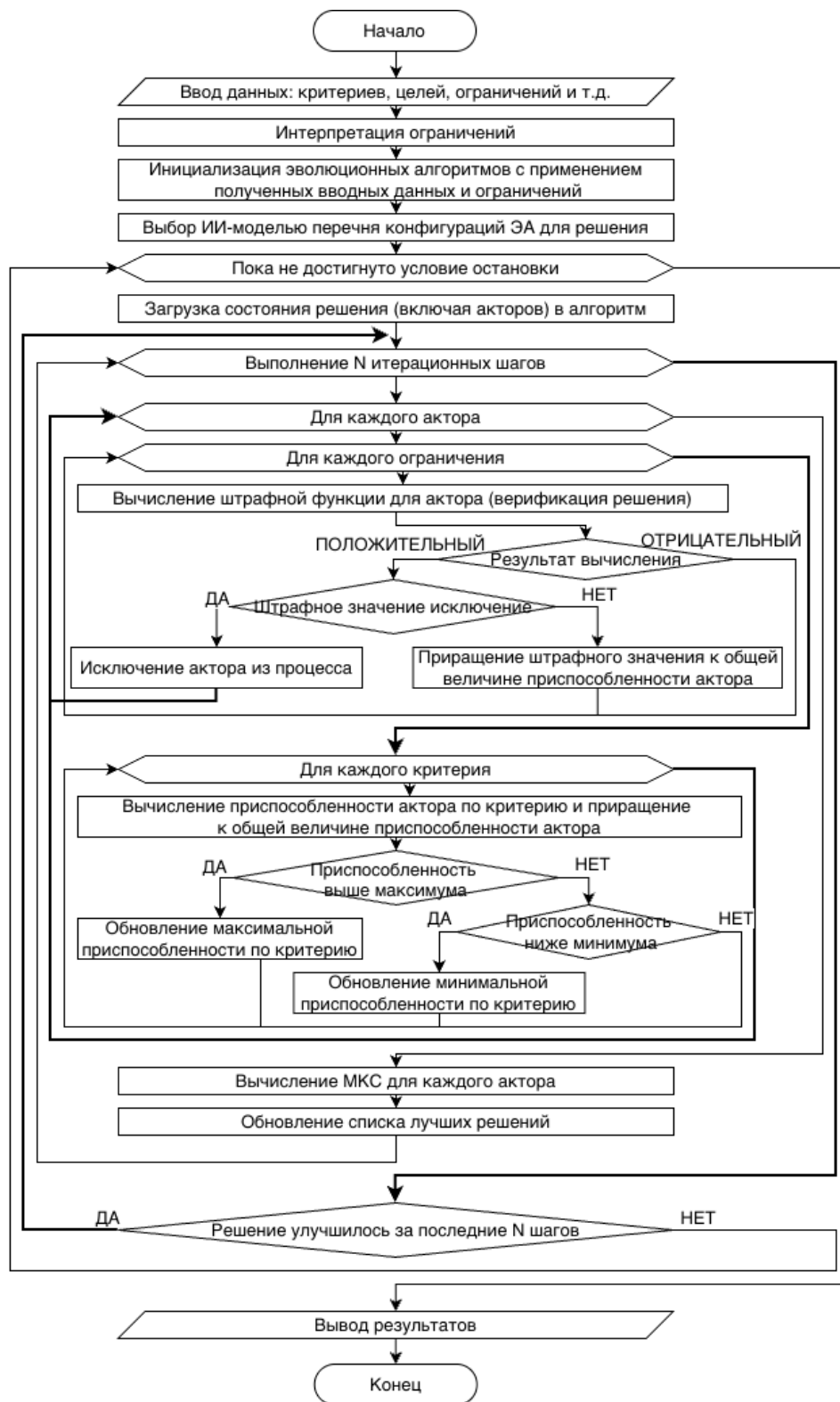


Рисунок 4 – Структура алгоритмического обеспечения системы решения задач ЦУО с верификацией промежуточных решений

Для повышения эффективности вычислительного процесса разработан интеллектуальный модуль выбора конфигураций ЭА (рисунок 5). Модель использует многоуровневую архитектуру «Трансформер» с векторизацией токенов, механизмом «самовнимания» и декодирующим блоком.

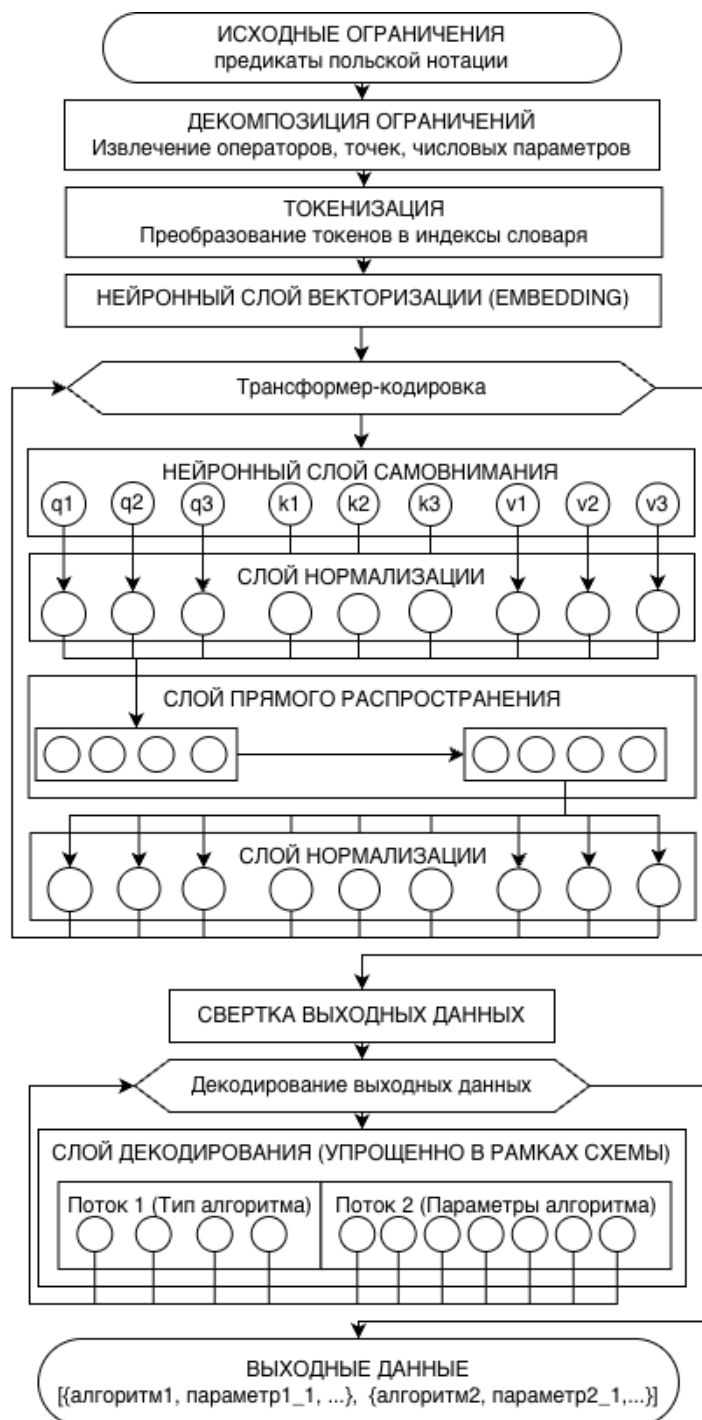


Рисунок 5 – Модель интеллектуального выбора конфигураций ЭА

Трансформер позволяет извлекать структурные зависимости между ограничениями и сопоставлять их с эффективными стратегиями поиска. Интеллектуальный выбор происходит за счет прогнозирования цепочки из 5-15 конфигураций, последовательно применяющихся в процессе оптимизации, что обеспечивает своевременное переключение методов при стагнации поиска, формирует направленное движение к допустимой области и повышает

вероятность нахождения качественного решения в условиях сложных ограничений.

Из графика на рисунке 6 видно, что интеллектуальный подход демонстрирует рост МКС с 0,4 на начальных итерациях до 0,76 к 100-му шагу. В то же время случайный набор конфигураций показывает стагнацию показателя на уровне 0,49-0,50 после 40-й итерации.

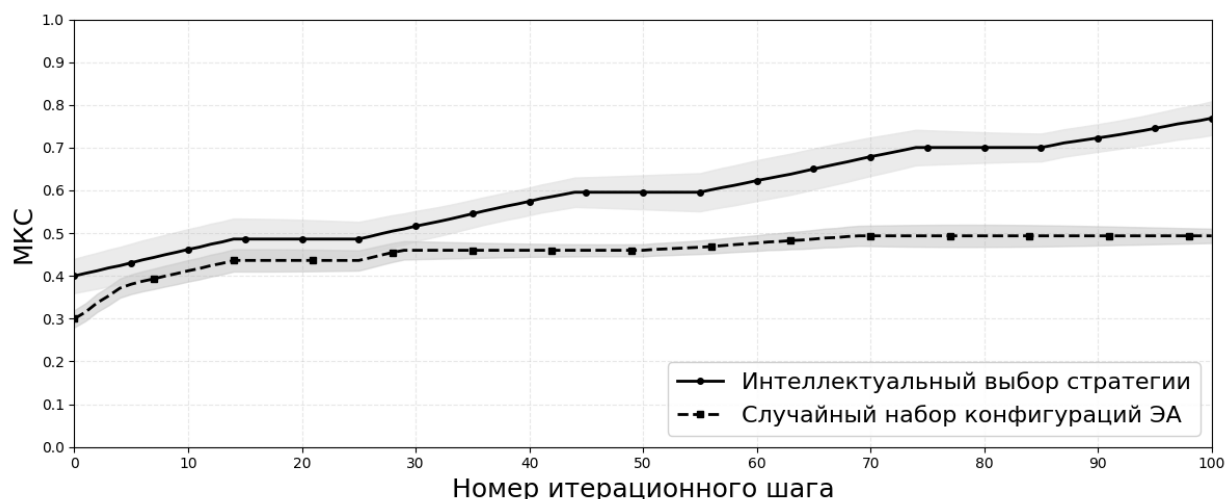


Рисунок 6 – Сравнение эффективности интеллектуального и случайного выбора конфигураций ЭА

Статистически значимое различие между подходами наблюдается начиная с 25-й итерации, что подтверждается непересекающимися доверительными интервалами. К завершению эксперимента интеллектуальный выбор стратегий показывает прирост эффективности примерно на 53% относительно «случайного» подхода.

В результате разработана адаптивная интеллектуальная система целочисленной условной оптимизации (АИС ЦУО), объединяющая библиотеку эволюционных алгоритмов, модель интеллектуального выбора конфигураций и базу знаний, обеспечивающую выбор готовых решений либо выполнение оптимизации с фиксацией результатов.

Четвертая глава посвящена апробации АИС ЦУО в различных задачах. Продемонстрирована способность системы решать задачи логистики, оптимизируя множество критериев с различными целями. Проведена первичная апробация с множеством дополнительных ограничений, близких к реальным: фиксация точек старта и финиша, приоритизация некоторых точек и направлений, учет временных окон и т.д. Тестирование проводилось на синтетических данных с постепенным увеличением размерности задачи от 15 до 50 точек доставки.

АИС ЦУО внедрена в работу региональной сети грузоперевозок в дистрибьюторской компании. Поставленная компанией задача включает более 20 критериев, среди которых: время доставки, загрузка автотранспорта, стоимость маршрутов, временные окна разгрузки и др. В условиях высокой динамики заказов и неоднородной инфраструктуры традиционные методы не позволяли достичь приемлемого качества решений.

График прогресса решения задачи ЦУО логистики приведен на рисунке 7. Использование АИС ЦУО обеспечило сокращение времени доставки в среднем на 18% (с 4,2 часа до 3,4 часов на маршрут) и снижение числа недопустимых решений более чем на 70%, что позволило повысить процент выполнения заказов в срок с 82% до 96%.

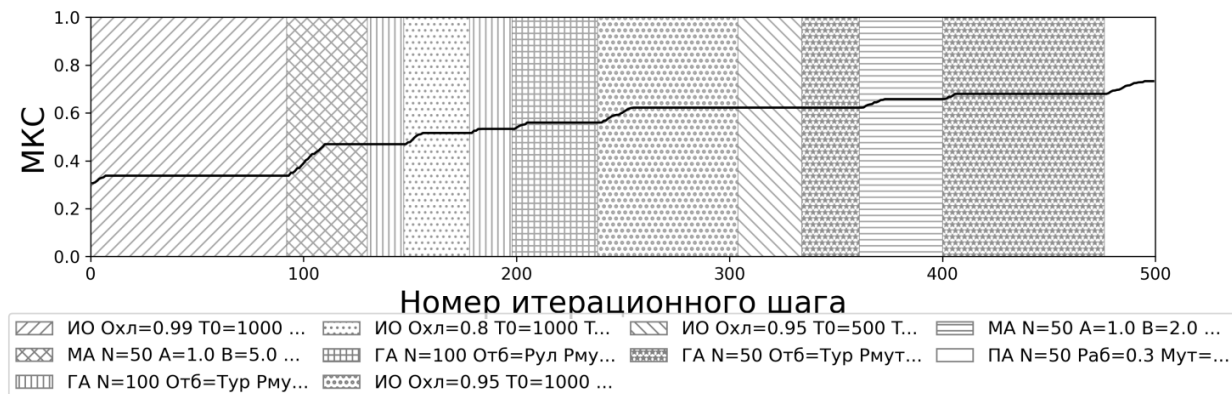


Рисунок 7 – График прогресса решения задачи ЦУО логистики

Проведена апробация АИС ЦУО в решении задачи оптимизации последовательностей состояний конечного автомата (КА), используемого для корпоративной IP-телефонии, разрабатываемой компанией Сател. Система смоделирована как КА, в котором количество состояний и переходов является избыточным из-за поддержки разных сценариев (конференция, переадресация, голосовая почта и др.), что приводило к задержкам в установлении вызова и росту общей нагрузки на сервер в час пик. Исходная модель содержала 47 состояний и 128 переходов, при этом анализ логов показал, что значительная часть переходов выполнялась избыточно или могла быть объединена без потери функциональности.

Оптимизация внутрисистемного КА выполнена при помощи АИС ЦУО с учетом следующих критериев: минимизация числа переходов между состояниями, сокращение времени обработки вызова, уменьшение нагрузки на сигнальный сервер. В результате оптимизации (рисунок 8) количество переходов сокращено на 15%, среднее время установления соединения снизилось с 280 мс до 240 мс, общая нагрузка на сервер снизилась на 6%.

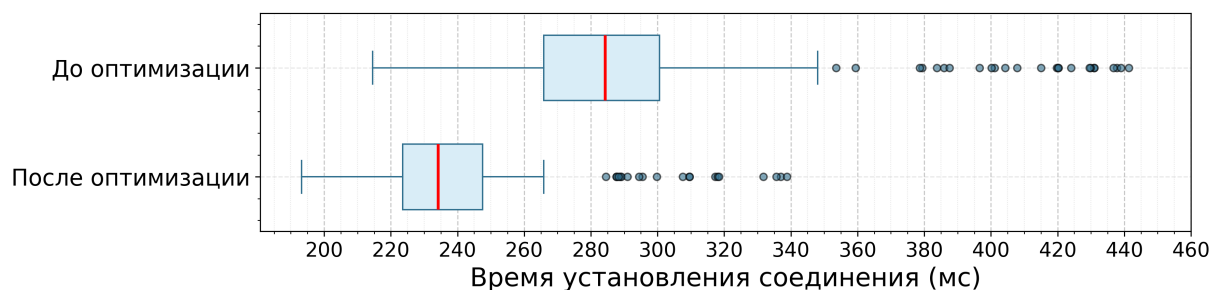


Рисунок 8 – Сравнение времени установления телефонного соединения до и после оптимизации КА

Апробация АИС ЦУО продемонстрировала эффективность в решении различных задач: в логистике зафиксировано сокращение

времени доставки и снижение числа недопустимых маршрутов, в телекоммуникациях удалось снизить серверную нагрузку и задержки передачи. Полученные результаты подтверждают универсальность предложенного подхода и возможность его применения в широком спектре прикладных областей.

Заключение

В процессе выполнения диссертационного исследования получены следующие основные результаты:

1. Проведен системный анализ применимости эволюционных алгоритмов к задачам целочисленной условной оптимизации, выявлены их преимущества и недостатки, определены направления модификации, что обеспечило теоретическое обоснование выбора алгоритмов и стратегий их применения.

2. Созданы средства формализации представления ограничений, позволяющие описывать правила в виде предикатов произвольной степени вложенности и интеграцию штрафных функций в работу эволюционных алгоритмов, что обеспечивает корректную интерпретацию условий задачи с учетом контекста вычислений.

3. Разработана структура системы принятия решений в условиях многокритериальных ограничений, включая механизм применения штрафов по каждому критерию. Внедрение в систему управления цепочками поставок позволило снизить долю недопустимых решений более чем на 70% по сравнению с базовыми реализациями.

4. Модифицированы и адаптированы эволюционные алгоритмы (генетический, муравьиный, пчелиный и имитации отжига) для решения задач целочисленной условной оптимизации. В алгоритмы интегрирован механизм верификации промежуточных решений и реализован интерфейс взаимодействия с системой выбора и переключения алгоритмов.

5. Разработана интеллектуальная модель вариативного выбора конфигураций эволюционных алгоритмов на основе формализованного представления ограничений задачи с использованием трансформерной архитектуры, что превращает систему целочисленной условной оптимизации в адаптивный искусственный интеллект прикладного уровня.

6. Проведена апробация разработанной адаптивной интеллектуальной системы целочисленной условной оптимизации на примерах управления логистикой и конечными автоматами системы обеспечения телефонной связи. Результаты показали снижение прогнозируемого времени доставки на 18% и снижение серверной нагрузки на 6%. На модули программного обеспечения получены свидетельства о регистрации программы для ЭВМ.

В соответствии с целью диссертационной работы было достигнуто повышение эффективности решения задач целочисленной условной оптимизации за счет разработки интеллектуальной системы.

Рекомендации и перспективы дальнейшей разработки темы

Реализованная система может быть интегрирована в процессы управления логистикой, оперативного планирования, обслуживания сетевых

узлов и т.д. АИС ЦУО имеет программный интерфейс для взаимодействия с клиентскими приложениями, работающими на различных платформах в т.ч. мобильных и имеющих возможность визуализации вычислительных процессов.

Дальнейшее развитие АИС ЦУО возможно по нескольким направлениям. Интеграция методов теории игр позволит находить компромиссные решения в условиях наличия множества противоречивых критериев и интересов различных сторон. Перспективным является применение результатов исследования в задачах, связанных с теорией конечных автоматов — например, при моделировании дискретных процессов с переменными состояниями и переходами, зависящими от множества условий.

Список основных публикаций по теме диссертации:

Публикации в изданиях из перечня ВАК РФ

1. Баранов Д.А. Программная реализация задачи линейной оптимизации на примере муравьиного алгоритма / Д.А. Баранов, М.А. Белых, В.Ф. Барабанов, Н.И. Гребенникова, В.Н. Черников // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2023. – Т. 19. – №6. – С. 53-58.

2. Белых, М. А. Сравнительный анализ эволюционных алгоритмов при решении многокритериальной транспортной задачи с временными ограничениями / М. А. Белых, Д. А. Баранов, В. Ф. Барабанов // Системы управления и информационные технологии. – 2024. – № 4(98). – С. 61-66.

3. Белых, М. А. Сравнительный анализ работы эволюционных алгоритмов при решении многокритериальной транспортной задачи без ограничений / М. А. Белых, Д. А. Баранов, В. Ф. Барабанов // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2024. – Т. 20, № 4. – С. 43-48.

4. Баранов Д.А. Сравнительный анализ методов эволюционного проектирования в программном обеспечении для решения многокритериальных задач оптимизации. Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2025;13(2). – С. 1-9. URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1854> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.008/

5. Баранов Д.А. Исследование эффективности эволюционных алгоритмов в задачах дискретной оптимизации высокой размерности. Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2025;13(3). С. 1-9. URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2042> DOI:10.26102/2310-6018/2025.50.3.048

6. Баранов Д.А. Интеллектуальная система управления эволюционными алгоритмами в дискретных задачах оптимизации / Д.А. Баранов, Барабанов В.Ф. // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2025. – Т. 21, №4(102). – С. 39 – 44.

Свидетельства об официальной регистрации программы для ЭВМ

7. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2025619236 Российская Федерация. Модуль верификации решения поставленной задачи на основе установленных ограничений: № заявки 202567972: заявлено 10.04.2025: опубликовано 14.04.2025 / Баранов Д.А.; правообладатель Баранов Д.А. (RU) .– Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ.

8. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2025619704 Российская Федерация. Модуль описания и обработки ограничений к многокритериальным задачам оптимизации: № заявки 2025618397: заявлено 10.04.2025: опубликовано 17.04.2025 / Баранов Д.А.; правообладатель Баранов Д.А. (RU). – Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ.

9. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2025660546 Российская Федерация. Модель верификации многокритериальной задачи на основе установленных ограничений: № заявки 2025618498: заявлено 16.04.2025: опубликовано 24.04.2025 / Баранов Д.А.; правообладатель Баранов Д.А. (RU). – Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ.

Статьи и материалы конференций

10. Белых М.А. Разработка интеллектуальной системы оптимизации на основе эволюционных алгоритмов / М.А. Белых, Д.А. Баранов // Нано-биотехнологии. Теплоэнергетика. Математическое моделирование – Сборник статей международной научно-практической конференции. Липецк. – 2024. – С. 158–164.

11. Baranov D.A. Software implementation of linear optimization problem using ant colony algorithm // Антропоцентрические науки в образовании: вызовы трансформации, ресурсы. – 2024 – С. 327–329.

12. Белых М.А. Решение задачи коммивояжера вариативным муравьиным алгоритмом / М.А. Белых, Д.А. Баранов // Информационные технологии моделирования и управления. – Т. 136. - № 2. – 2024. – С. 116–119.

13. Баранов, Д. А. Модификация алгоритма пчелиной колонии для решения транспортной задачи оптимизации с динамическим количеством критериев / Д. А. Баранов // Нано-био-технологии. Тепло- и электроэнергетика. Математическое моделирование : Сборник статей III международной научно-практической конференции, Липецк, 27–28 февраля 2025 года. – Липецк: Липецкий государственный технический университет, 2025. – С. 286-294.

14. Баранов, Д. А. Модификация алгоритма имитации отжига для решения многокритериальной транспортной задачи / Д. А. Баранов // Цифровые системы и модели: теория и практика проектирования, разработки и использования : Материалы международной научно-практической конференции, Казань, 10–11 апреля 2025 года. – Казань: Казанский государственный энергетический университет, 2025. – С. 757-761.

15. Баранов, Д. А. Разработка языка описания ограничений, применяемых к многокритериальным задачам оптимизации / Д. А. Баранов // Информационные технологии в строительных, социальных и экономических системах. – 2025. – № 3(37). – С. 137-142. – EDN WJRFBK.

Подписано в печать 18.03.2026г.

Формат 60x84/16. Бумага для множительных аппаратов

Усл. печ. л. 1,0. Тираж 80 экз. Заказ № _____

ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»

394006, Воронеж, 20-летия Октября, 84