



МУСТАФАЕВА Мерьем Ибраимовна

**МОДЕЛИ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО ПОВЫШЕНИЮ  
ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ КРИТИЧЕСКИХ БАЗ ДАННЫХ**

Специальность 1.2.2. – Математическое моделирование, численные методы  
и комплексы программ

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Севастополь

2026

Диссертация выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Севастопольский государственный университет» на кафедре «Информационные технологии и системы».

Научный руководитель **Доронина Юлия Валентиновна**, доктор технических наук, доцент, ФГАОУ ВО «Севастопольский государственный университет»

Официальные оппоненты: **Саенко Игорь Борисович**, доктор технических наук, профессор, СПб ФИЦ РАН, главный научный сотрудник лаборатории проблем компьютерной безопасности, г. Санкт-Петербург.  
**Бойченко Олег Валерьевич**, доктор технических наук, профессор, ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского», профессор кафедры бизнес-информатики и математического моделирования, г. Симферополь.

Ведущая организация: ФГК ВОУ ВО «Военная Академия Связи им. Маршала Советского Союза С.М. Буденного», г. Санкт-Петербург.

Защита состоится «06» мая 2026 г. в 15 ч. 00 мин. на заседании диссертационного совета 24.2.393.02 на базе Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Севастопольский государственный университет» по адресу: 299053, Россия, г. Севастополь, ул. Университетская, 33, ауд. F 1.8.

С диссертацией и авторефератом можно ознакомиться в библиотеке университета и на сайте ФГАОУ ВО СевГУ ([www.sevsu.ru](http://www.sevsu.ru)), на сайте Минобрнауки России ([www.vak.minobrnauki.gov.ru](http://www.vak.minobrnauki.gov.ru)).

Отзывы на автореферат, заверенные печатью организации (в двух экземплярах), просим направлять в адрес Ученого совета университета.

Автореферат разослан « 13 » марта 2026 г.

Ученый секретарь  
диссертационного  
совета, д.т.н., доцент



Доронина Юлия Валентиновна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы.** В условиях цифровой трансформации различных производственных отраслей *критические базы данных* (КБД) играют важную роль в сферах обороны, национальной безопасности, здравоохранения, финансов, энергетики, транспорта и телекоммуникаций.

Под *критическими базами данных* понимаются структурно значимые компоненты информационных систем, нарушение функционирования которых приводит к разрыву технологических или управленческих процессов и значительным экономическим, техногенным либо социальным последствиям. В целом, *критичность* является характеристикой, выражающей степень важности данных для поддержания функционирования ключевых операций в объектах инфраструктуры и коммуникаций, в том числе взаимодействия в информационных каналах связи, например, во взаимодействии с беспилотными летательными объектами (БПЛА) или беспилотными транспортными средствами (БТС). Для решения задачи обеспечения устойчивого информационного взаимодействия и терминального управления БПЛА или БТС требуется передавать или принимать большие объемы оперативной информации, перестраивать маршруты движения, что требует высокой производительности не только СУБД и канала связи, но и самой базы данных с точки зрения манипуляционной составляющей.

К числу актуальных вопросов обеспечения производительности КБД на различных уровнях относятся: ограничения классических реляционных архитектур при работе с большими данными, возникновение узких мест на этапах соединения таблиц и обработки сложных запросов, влияние гетерогенных ресурсов вычислительной среды и сетевой инфраструктуры; необходимость учета случайных экзогенных факторов; недетерминированность процессов функционирования КБД и объектов, которые они обеспечивают, например, БПЛА и БТС.

Для преодоления этих проблем в работе предлагается комплексный подход, включающий разработку полимодельного комплекса, включающего аналитические и имитационные модели оптимизации КБД с переменной архитектурой (с возможностью денормализации структуры КБД), интеграцию методов интеллектуального анализа, автоматическое выявление узких мест информационного взаимодействия непосредственно с объектом: БПЛА / БТС, применение адаптивных алгоритмов поддержки принятия решений и обоснование новых методов численной оптимизации в задачах управления производительностью критически важных баз данных.

**Степень разработанности темы исследования.** В последние десятилетия интенсивное развитие получили исследования по теории систем поддержки принятия решений, математическому моделированию, оптимизации и цифровой архитектуре критических информационных систем, к которым относятся КБД. Существенный вклад в развитие теоретических и практических аспектов моделирования, в том числе КБД, внесли Д. Дейт, М. Бейлисон, В. П. Иванников, С.

Д. Кузнецов, А. В. Скатков, Ю. Е. Обжерин, А. А. Шалыто, Ю. В. Доронина и другие.

За рубежом вопросы оптимизации КБД, проектирования потоков запросов и анализа производительности баз данных представлены в работах Э. Кодда, С. Luo, Z. Alazawi, M. Erdelj, M. Stonebraker, R. Elmasri, S. Navathe; в прикладном аспекте задачи моделирования нагрузки, автоматизации оптимизации запросов, выбора стратегий денормализации, кэширования и индексации, анализ структуры и динамики соединений (JOIN) нашли отражение в исследованиях Д. А. Флисова, А. Б. Хновского, Н. Lustosa, И. В. Бельченко, С. К. Абрамова и К. В. Воронкина, а также в трудах Д. Грея, G. L. Sanders, L. A. Barroso, E. Eessaar, M. Brantner, Нойманн предложил стратегию «подготовленного» упрощения сложных запросов при невозможности их полной оптимизации. В современных работах Райана Маркуса, Паримарджана Неги, Хунцзы Мао, Чи Чжана, Мохаммада Ализаде и других обсуждаются вопросы применения методов машинного обучения при оптимизации планов запросов к КБД.

Несмотря на достигнутые результаты, большинство существующих моделей ориентированы на отдельные аспекты (например, оптимизацию запросов или определённых видов индексации) и недостаточно учитывают совокупное влияние архитектурных, вычислительных и сетевых факторов, а также случайных (экзогенных) воздействий, характерных для высоконагруженных и гибридных информационных систем. Это определяет актуальность комплексного подхода, совмещающего полимодельное представление на основе аналитического и имитационного моделирования, современных численных методов решения задачи оптимизации и автоматизированную поддержку принятия решений для повышения производительности КБД.

**Цель диссертационного исследования:** повышение производительности критических баз данных в условиях высоких нагрузок и шумов путем применения многокритериальных моделей оптимизации.

**Для достижения цели сформулированы следующие задачи:**

1. Выполнить анализ существующих решений и технологий в области управления производительностью КБД.
2. Осуществить выбор критериев для оптимизации производительности КБД на основе моделей денормализации (структурной составляющей), принципов индексации (программной составляющей) и разработка многокритериальных моделей оптимизации запросов к КБД определенных типов (JOIN, BLOB).
3. Разработать полимодельное представление задач анализа и многокритериальной модели оптимизации запросов к КБД.
4. Разработать гибридный численный метод на основе интеграции методов машинного обучения и метода ветвей и границ, позволяющий прогнозировать время выполнения запросов относительно нагрузки на КБД и возможных шумов.

5. Разработать комплекс программ в рамках системы поддержки принятия решений (СППР) по регулированию нагрузок КБД на примере взаимодействия беспилотного аппарата (БПЛА / БТС) и диспетчерского центра.

**Научная новизна диссертации:**

1. Впервые разработан полимодельный комплекс для анализа и оптимизации КБД, интегрирующий структурные (денормализация), программные (индексация) и имитационные модели в единую сценарную модель, что позволило формализовать представление данных и создать инструментальную основу для имитационного моделирования высоконагруженных КБД.

2. Получила дальнейшее развитие многокритериальная математическая модель оптимизации производительности запросов к КБД (JOIN, BLOB), в отличие от существующих основанная на иерархическом представлении времени выполнения и учете эндогенно-экзогенных факторов, что позволило реализовать сценарный подход к адаптивному выбору стратегий выполнения запросов в системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр».

3. Впервые предложен гибридный численный метод оптимизации, комбинирующий метод ветвей и границ для глобального поиска с нейросетевой моделью для прогнозирования времени выполнения запросов, что позволило эффективно решать многопараметрические задачи настройки КБД в условиях неопределенности и динамических нагрузок.

4. На основе разработанных моделей и методов впервые создан комплекс программ в составе системы поддержки принятия решений для регулирования нагрузок КБД при информационном взаимодействии в системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр».

**Теоретическая значимость работы заключается в следующем:**

1. Разработаны математические постановки задач оптимизации производительности КБД, учитывающие совместное влияние эндогенных (время запросов, ресурсы, сложность схемы) и экзогенных (случайный шум) параметров процесса, что позволило создать формальный базис для анализа и синтеза высоконагруженных систем.

2. Предложена математическая модель поддержки принятия решений для повышения производительности высоконагруженных КБД, основанная на динамической оптимизации запросов, что обеспечивает теоретическую основу для адаптации систем к изменяющимся условиям нагрузки и минимизации времени обработки запросов.

3. Сформулированы принципы и алгоритмы построения комплекса программ для автоматизированного анализа метрик производительности, выявления узких мест и генерации рекомендаций по оптимизации взаимодействия с критической базой данных, расширяющие теоретический аппарат в области проектирования адаптивных систем управления КБД.

**Практическая значимость работы** заключается в разработке методов построения программного комплекса, позволяющего повысить производительность

и надежность взаимодействия беспилотных аппаратов с диспетчерским центром за счет оптимизации запросов к КБД и прогнозирования их выполнения. Реализованная система поддержки принятия решений обеспечивает эффективное регулирование нагрузок на КБД в условиях реального времени, что критически важно для устойчивой работы всей комплексной интегрированной системы «БПЛА / БТС — диспетчерский центр».

**Объект исследования:** процессы информационного взаимодействия в высоконагруженных системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр».

**Предмет исследования:** математические модели, численные методы, алгоритмы и программы оценки и оптимизации производительности КБД, в условиях неопределенности и динамических нагрузок.

**Методология и методы исследования:** математическое моделирование, реализованное на основе формализованной задачи оптимизации производительности КБД; имитационное моделирование; методы машинного обучения; моделирование бизнес-процессов; методы статистической обработки результатов; численные методы; алгоритмизация и тестирование комплекса программ.

**Личный вклад автора.** Все результаты, представленные в работе, получены автором лично или при его непосредственном участии. В статьях, опубликованных в соавторстве, личный вклад автора состоит в следующем: в публикациях [1, 2] автором сформулированы постановки задачи исследований, предложен подход к обработке координат движения БЛА в сельскохозяйственном мониторинге [5]; в работе [3] реализованы модели для поддержки транспортного обслуживания ПРЗ с применением беспилотных технологий; в работах [4, 8] реализована имитационная модель обработки больших объемов данных от КБД; в публикации [7] предложен гибридный метод оптимизации параметров технических систем; в свидетельстве о государственной регистрации программы для ЭВМ [9] авторский вклад составляет 45% (реализация гибридного численного метода).

#### **Положения, выносимые на защиту**

1. Полимодельный комплекс для анализа и оптимизации КБД, интегрирующий структурные, программные и имитационные модели, обеспечивающий формализацию представления данных и инструментальную основу для имитационного моделирования КБД в условиях динамических нагрузок [1, 3].

2. Многокритериальная математическая модель оптимизации запросов (JOIN, BLOB), основанная на иерархии времени выполнения и учёте эндогенно-экзогенных факторов, реализующая сценарный подход к адаптивному выбору стратегий выполнения запросов в системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр» [1, 2, 4].

3. Гибридный численный метод оптимизации производительности КБД, сочетающий метод ветвей и границ с нейросетевым прогнозированием,

обеспечивающий решение многопараметрических задач настройки КБД в условиях неопределённости и динамических нагрузок [1, 7].

4. Комплекс программ в составе СППР, обеспечивающий автоматическое регулирование нагрузок КБД в реальном времени для повышения надёжности информационного взаимодействия в системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр» [1 – 8].

**Степень достоверности и апробация результатов** подтверждается корректным использованием при разработке моделей известных математических методов и валидными результатами вычислительных и натурных экспериментов.

Результаты диссертационного исследования докладывались и обсуждались на международных и российских научно-практических конференциях: Перспективные направления развития отечественных информационных технологий: IX-й Всероссийской научно-практической конференции, Севастополь, 19–23 сентября 2023 г.; X-й Всероссийской научно-практической конференции, Севастополь, 19–23 сентября 2024 г.; X-й Международной научно-практической конференции, Анапа, 21 июля 2025 г.; XX-й Международной научно-практической конференции, 24 ноября 2025г, Анапа; а также на научных семинарах кафедры «Информационные технологии и системы», а также семинаре инновационно-образовательного центра СевГУ.

**Публикации.** Материалы исследования опубликованы в 8 работах, из них 4 — в рецензируемых отечественных журналах, рекомендованных ВАК; получено свидетельство по государственной регистрации программы для ЭВМ.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы и приложений. Текст диссертации содержит 160 страниц, 39 рисунков, 11 таблиц. Библиографический список включает 113 наименований.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** приводится обоснование актуальности темы исследования, выполнена постановка цели и задач, раскрыта научная новизна, теоретическая и практическая значимость полученных результатов. Сформулированы главные научные результаты исследования и положения, выносимые на защиту. Дана краткая аннотация содержания диссертации по главам.

**В главе 1** выполнен обзор подходов к моделированию процессов принятия решений по повышению производительности КБД в рамках задач индексации, кэширования и репликации, которые ускоряют доступ к данным и снижают нагрузку на систему; однако, например, нормализация в КБД помогает устранить избыточность и аномалии, ошибки при обновлении или удалении данных, но может снижать производительность из-за сложных запросов с множеством соединений (JOIN). Денормализация, напротив, вводит избыточность для уменьшения количества соединений, что повышает скорость выполнения запросов, но требует контроля целостности данных; остаются открытыми вопросы о балансе методов оптимизации КБД.



Встроенные инструменты мониторинга СУБД, например, Oracle AWR и Microsoft SQL Server DMVs для сбора статистики и выявления узких мест, а также специализированные программные продукты, например, IBM InfoSphere Optim и SolarWinds Database Performance Analyzer, предоставляют расширенные возможности для анализа и прогнозирования проблем производительности, однако имеют ряд ресурсных ограничений. В сфере open-source популярны инструменты с возможностью поддержки оптимизации запросов: Percona Monitoring and Management (PMM), pgBadger и другие. Несмотря на широкий спектр решений, остаются нерешенные задачи, связанные с ценовой политикой решений, ростом объемов данных, сложностью приложений и требованиями к их высокой доступности, особенно в сферах, связанных с информационным взаимодействием в системах «БПЛА/БТС — диспетчерский центр», что требует дальнейшего развития модельных и программных решений.

**Глава 2** посвящена обоснованию предложенного полимодельного представления задач анализа и многокритериальной модели оптимизации запросов к КБД. Определяется выбор критериев при моделировании процессов КБД для оптимизации производительности:  $Z$  — множество решаемых задач;  $T$  — время выполнения запроса (текущее время  $t_i$ );  $R$  — требуемые ресурсы (память, процессоры и т.д.);  $C$  — сложность КБД;  $N$  — число записей КБД (среднее число записей в рамках текущей задачи  $Z_i$ );  $I$  — интенсивность запросов к КБД;  $\varepsilon$  — случайный параметр потерь, связанный с неопределенностью информационного взаимодействия с КБД, выраженный, например в виде шума при реализации моделей. Ограничения включают временные рамки для выполнения задачи  $Z_i$   $T_{\min} \leq T \leq T_{\max}$ , допустимые ресурсы  $R \in R_{\text{adm}}$ , предельную сложность схемы  $C \leq C_{\text{crit}}$ . Например, в системах реального времени для авиадиспетчеризации  $T_{\max}$  может составлять миллисекунд, тогда как в аналитических платформах допустимы более длительные интервалы.

Для учета проблемы проблемы разномасштабности времени, в качестве развития принципов полимоделирования в рассматриваемой задаче применяется многоуровневое представление моделей производительности КБД: иерархия временных параметров представляет собой следующее описание. **Уровень 1: Время выполнения SQL-запроса** ( $T_{\text{query}}$ );  $T_{\text{execution}}$  — время выполнения запроса в СУБД,  $T_{\text{join}}$  — специализированное время для JOIN-операций,  $T_{\text{index}}$  — время поиска по индексам,  $T_{\text{io}}$  — время операций ввода-вывода, **Уровень 2: Время взаимодействия с КБД** ( $T_{\text{interaction}}$ );  $T_{\text{network}}$  — сетевая задержка передачи запроса / ответа,  $T_{\text{queue}}$  — время ожидания в очередях СУБД,  $T_{\text{auth}}$  — время аутентификации и авторизации, **Уровень 3: Время структурных преобразований** ( $T_{\text{structural}}$ );  $T_{\text{denormalization}}$  — время применения денормализации,  $T_{\text{index\_rebuild}}$  — время перестроения индексов,  $T_{\text{schema\_change}}$  — время изменения схемы КБД, **Уровень 4: Время физического взаимодействия в прикладных задачах** ( $T_{\text{physical}}$ );  $T_{\text{transmission\_BLA\_to\_DC}}$  — время передачи



запроса от БПЛА/БТС к ДЦ,  $T_{\text{processing\_DC}}$  — время обработки в диспетчерском центре,  $T_{\text{response\_DC\_to\_BLA}}$  — время передачи ответа обратно к БПЛА/БТС.

Общее время выполнения задачи (миссии БПЛА/БТС):

$$\begin{aligned} T_{\text{total}} &= T_{\text{query}} + T_{\text{interaction}} + T_{\text{structural}} + T_{\text{physical}}, \text{ где} \\ T_{\text{query}} &= T_{\text{execution}} + T_{\text{join}} + T_{\text{index}} + T_{\text{io}}; \\ T_{\text{interaction}} &= T_{\text{network}} + T_{\text{queue}} + T_{\text{auth}}, \\ T_{\text{structural}} &= T_{\text{denormalization}} + T_{\text{index\_rebuild}} + T_{\text{schema\_change}}, \\ T_{\text{physical}} &= T_{\text{transmission}} + T_{\text{processing\_DC}} + T_{\text{response}}. \end{aligned}$$

Такое представление иерархии времени позволило строить взаимно согласованные модели. Включение, например,  $T_{\text{structural}}$  в  $T_{\text{total}}$  — это следствие расширения границ моделируемой системы, рассмотрение моделей не только с точки зрения ядра СУБД, но и лица, принимающего решения (ЛПР). При краткосрочных задачах учет  $T_{\text{structural}}$  реализуется опосредованно через  $T_{\text{query}}$ . Такая иерархическая временное представление *требует построения полимодельного представления* рассматриваемой задачи. Рассмотрим ряд постановок задач оптимизации производительности КБД в такой интерпретации.

В общем случае формализованная модель такой задачи может быть описана следующим образом: выполнить структурно-параметрическую идентификацию процессов информационного обмена объекта с КБД и найти такой вектор управляющих параметров и стратегий  $\vec{X}^*$ , который максимизирует производительность КБД,  $\pi$  при заданных системных ограничениях и динамической нагрузке:

$$\begin{aligned} \Pi &= \Phi(Z, T, \mathcal{R}, C, N, I, \mathcal{E}) \mapsto \max); \\ \vec{X}^* &= \arg \max_{\vec{X}, t} \Pi(\vec{X}, t) \end{aligned} \quad (1)$$

при ограничениях следующих типов: временные:  $T_{\min} \leq T \leq T_{\max}$ , где  $T = T_{\text{query}} + T_{\text{interaction}} + T_{\text{structural}} + T_{\text{physical}}$ ; ресурсные:  $\vec{R} \in \vec{R}^{\text{adm}}$  (память, CPU, диск, сеть); структурные:  $C \leq C_{\text{crit}}$  (сложность схемы КБД); объемные, касающиеся данных и записей:  $N \leq N_{\text{crit}}$  (количество записей в КБД); функциональные: обеспечение ACID-свойств, целостности данных и непрерывности сервиса, где управляющие параметры  $\vec{X}$  в (1) включают:  $X_{\text{join}} \in \{\text{INNER}, \text{LEFT}, \text{RIGHT}, \text{FULL}\}$  — тип операции соединения;  $X_{\text{arch}}$  — степень денормализации схемы КБД;  $X_{\text{index}}$  — стратегия индексации;  $X_{\text{cache}}$  — политика кэширования;  $X_{\text{route}}$  — алгоритм маршрутизации запросов в кластере.

Критерии оптимизации (подмножество  $\pi$ ): минимизация общего времени отклика системы  $T_{\text{total}}$ ; максимизация пропускной способности (количество обработанных транзакций в единицу времени), минимизация использования критических ресурсов  $\vec{R}$ , максимизация стабильности и предсказуемости времени отклика (минимизация дисперсии  $T$ ).

В общем виде платежная матрица для многокритериальной задачи оптимизации (1) формируется как  $M \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , где строки — это стратегии  $\vec{X}_i$  (то есть комбинации параметров JOIN, индексации и т.д.), столбцы представляют собой сценарии неопределённости (нагрузка  $N$ ,  $T$ ), а элементы  $m_{ij} = \Pi(\vec{X}_i, s_j)$  — нормализованный выигрыш (агрегированный по критериям  $\pi$ , от 0 до 1):

$$M = \begin{bmatrix} \Pi(\vec{X}_1, s_1) & \cdots & \Pi(\vec{X}_1, s_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \Pi(\vec{X}_m, s_1) & \cdots & \Pi(\vec{X}_m, s_n) \end{bmatrix}, \text{ где } s_j \text{ — сценарии } (N \leq N_{crit}/2, N \approx N_{crit}).$$

Критерии выбора определяются следующим образом: максимум гарантированного выигрыша (пессимистический сценарий):  $\max_i \min_j m_{ij}$ ; максимум максимума (оптимистический сценарий):  $\max_{i,j} m_{ij}$  и ожидаемый выигрыш:  $\max_i \sum_j p_j m_{ij}$ , где  $p_j$  — вероятности сценариев.

Уточняя модель (1), примем  $\pi_{\min} \leq \pi_k \leq \pi_{\max}, k = \|K\|$ , где  $\pi_{\min}, \pi_{\max}$  — минимальная и максимальная производительность КБД;  $z_i, i = \overline{1, I}$  — задача, решаемая КБД, сформулированная в форме запроса SQL из множества задач  $Z$ ;  $\tau_j, j = \overline{1, J}$  — период времени, в течение которого решается задача  $Z_i$ ;  $\tau_0 \leq \tau_j \leq \tau_{kr}$ , где  $\tau_0, \tau_{kr}$  — начальный и критический моменты времени реализации запроса SQL. Тогда функционал, определяющий производительность БД в общем случае на основе (1), будет иметь вид:

$$\pi_{\tau_i}^{z_i} = F(z_i, t_i, r(t_{i-1}), \mu, V, \gamma(t_{i-1}), \gamma_{join}(t_{i-1}), \xi), \quad (2)$$

где  $r(t_{i-1})$  — ресурсы КБД, или определенный ресурс, который наибольшим образом влияет на производительность КБД, например, объем оперативной памяти и т.п.), в момент времени  $t_{i-1}$ ;  $\mu$  — сложность КБД (число таблиц, типы связей и т.п.),  $0 \leq \mu \leq 1$ ;  $V$  — число записей КБД,  $V \leq V^{kr}$  ( $V^{kr}$  — критический объем КБД, при котором решение задачи  $z_i \in Z$  в заданное время критично);  $\gamma_{join}(t_{i-1})$  — средние интенсивности запросов и запросов join;  $\xi$  — случайный параметр, отражающий возможную неопределенность при оценивании производительности КБД.

В моделях высокой считается нагрузка КБД, когда выполняется одно и/или всех условия: текущий объем БД близок к  $V_{\tau_i}^{z_i}$ ; сложность КБД близка к 1; средняя интенсивность запросов близка к 1; объем требуемых ресурсов  $r(t_i)$  близок к  $r_{\max}(t_i)$ .

Ставится локальная задача при заданных  $\gamma_{join}(t_{i-1})$ , определить вид запроса join (INNER, LEFT, RIGHT, FULL из множества  $X$ :  $x_{join} \in X$ ), при котором достигается максимальная производительность высоконагруженной КБД, т.е. найти:

$$x_{join}^{z_i} = \arg \max_{x_{join} \in X} (\pi_{\tau_i}^{z_i}, \tau_i) \quad (3)$$

$$\text{при условиях: } \tau_{\min} \leq \tau_i \leq \tau_{kr}; r_{\min}(t_i) \leq r(t_i) \leq r_{\max}(t_i); V_{\min} \leq V_{\tau_i}^{z_i} \leq V^{kr}; \mu_{\min} \leq \mu \leq 1. \quad (4)$$

Условия (4) формулируют ограничения на критические значения времени  $\tau_i$ , ресурсов  $r(t_i)$ , объем КБД (числа записей)  $V_{\tau_i}^{z_i}$  и сложности КБД (число таблиц,

типы связей и т.п.) для КБД и определяются конкретными задачами и особенностями проектирования высоконагруженной КБД. Параметры  $\mu_{\min}$ ,  $V_{\min}$  и  $r_{\min}(t_i)$  определяют минимальную избыточность схемы КБД при нормализации.

Результаты экспериментов показывают, что для нормализованных схем с большим количеством таблиц оптимальным часто оказывается INNER JOIN, в то время как в аналитических системах с денормализованными данными предпочтение может отдаваться FULL JOIN для сохранения всех записей.

Следующей предложена формулировка прикладной задачи построения модели поддержки принятия решений оптимизации информационного взаимодействия «БПЛА/БТС — диспетчерский центр». Математическая модель такой системы включает два компонента производительности  $\pi_{\text{БЛА}}$  для БЛА и  $\pi_{\text{БТС}}$  для БТС.

Введем ряд дополнительных обозначений, учитывающих наличие двух принципиально различных групп объектов обеспечения: БЛА и БТС:  $z_i^{\text{БЛА}}, i = \overline{1, I}$  — задача по поддержке функционирования БЛА, сформулированная в форме запроса SQL из множества задач  $Z$ ;  $z_j^{\text{БТС}}, j = \overline{1, J}$  — задача по поддержке функционирования БТС, сформулированная в форме запроса SQL из множества задач  $Z$ ,  $z_q^{\text{БТС}} \in Z$ ;  $\tau_j^{\text{БЛА}}, j = \overline{1, J}$  — период времени, в течение которого решается задача;  $\tau_0^{\text{БЛА}} \leq \tau_j^{\text{БЛА}} \leq \tau_{kr}^{\text{БЛА}}$ , где  $\tau_0^{\text{БЛА}}$ ,  $\tau_{kr}^{\text{БЛА}}$  — начальный и критический моменты времени реализации запроса SQL, учитывающие технические возможности аппарата БЛА;  $\tau_w^{\text{БТС}}, w = \overline{1, W}$  — период времени, в течение которого решается задача  $z_j^{\text{БТС}} \in Z$ ;  $\tau_0^{\text{БТС}} \leq \tau_q^{\text{БТС}} \leq \tau_{kr}^{\text{БТС}}$ , где  $\tau_0^{\text{БТС}}$ ,  $\tau_{kr}^{\text{БТС}}$  — начальный и критический моменты времени реализации запроса SQL, учитывающие технические возможности аппарата БТС.

Кроме того, применения специальных типов запросов, таких как экспорт маршрутного движения (EXPORT) и обновление карт (UPDATE). Тогда производительность КБД в такой системе в общем случае определяется следующим образом:

$$\begin{cases} \pi_{\tau_i^{\text{БЛА}}}^{\text{БЛА}} = F\left[\left(z_i^{\text{БЛА}(\text{EXPORT})}, z_i^{\text{БЛА}(\text{UPDATE})}, z_i^{\text{БЛА}(\bullet)}\right), t_i^{\text{БЛА}}, r_i^{\text{БЛА}}(t_i), \mu, V, \gamma^{\text{БЛА}}(t_i), \xi_i\right], \\ \pi_{\tau_j^{\text{БТС}}}^{\text{БТС}} = Q\left[\left(z_j^{\text{БТС}(\text{EXPORT})}, z_j^{\text{БТС}(\text{UPDATE})}, z_j^{\text{БТС}(\bullet)}\right), t_j^{\text{БТС}}, r_j^{\text{БТС}}(t_j), \mu, V, \gamma^{\text{БТС}}(t_j), \xi_j\right]. \end{cases} \quad (5)$$

В этой постановке минимизируются времена, в течение которых осуществится поддержка обслуживания субъекта с учетом наличия двух принципиально различных групп объектов обеспечения: БЛА и БТС:

$$\tau_i^{\text{БЛА}}(t_i) = \arg \min_{\tau_i^{\text{БЛА}}(t_i) \in T} (\pi_{\tau_i^{\text{БЛА}}}^{\text{БЛА}}, r_i^{\text{БЛА}}(t_{i-1})); \tau_j^{\text{БТС}}(t_j) = \arg \min_{\tau_j^{\text{БТС}}(t_j) \in T} (\pi_{\tau_j^{\text{БТС}}}^{\text{БТС}}, r_j^{\text{БТС}}(t_{i-1})) \quad (6)$$

при условиях (4) с учетом «БПЛА/БТС — диспетчерский центр».

На рисунке 1 приведены схемы критериального пространства выбора решений ЛПР для БЛА и БТС.

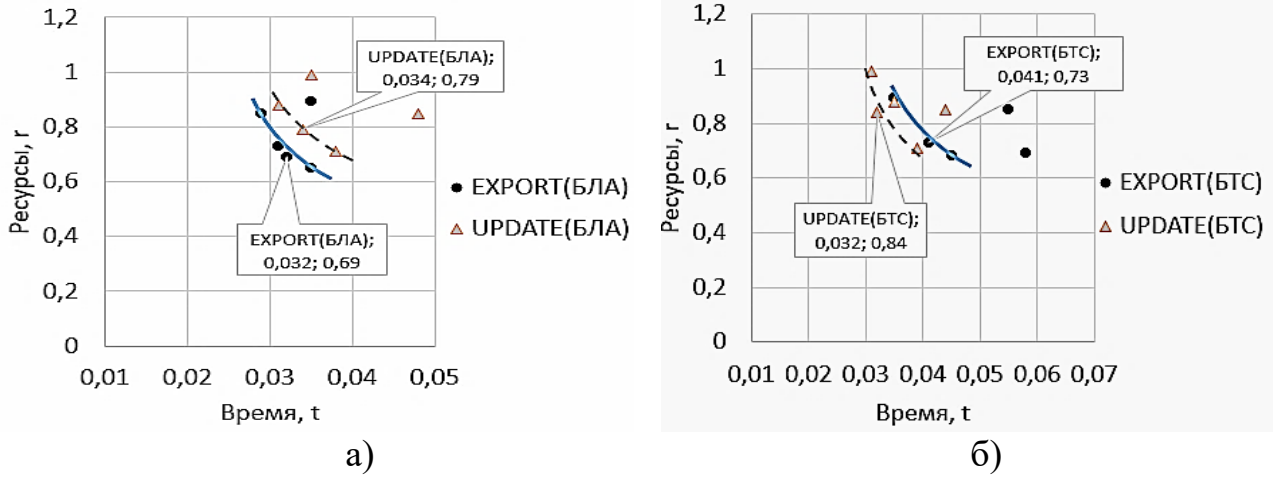


Рисунок 1 — Критериальное пространство выбора решений лица, принимающего решение для двух типов технологий объектов взаимодействия с КБД на примерах: а) БЛА; б) БТС

Приведенные решения на основе Парето-подхода позволили увидеть следующие закономерности: для БЛА поддержка операций EXPORT имеет лучшие показатели по скорости реализации, чем по операции UPDATE, тогда как для БТС имеется обратная тенденция.

Также в главе 2 рассмотрена задача влияния категоризации транзакций в форме запроса SQL на производительность КБД. Категоризация транзакций по типу запросов (JOIN, BLOB, INDEX) позволяет более точно управлять производительностью. Параметры, с которыми работаем.  $Z$  — поток данных от источника,  $t$  — время формирования запроса,  $w$  — конфигурация сервера (производительный, стандартный, слабый),  $s$  — тип запроса ( $s_0$ ,  $s_{Join}$ ,  $s_{blob}$ ),  $a$  — трудоемкость обработки запроса,  $x$  — управляемые параметры, влияющие на производительность сервера,  $k$  — длительность интервала времени, отражающий производительность сервера. Тогда функционал, определяющий поток данных можно определить как:  $Q = f(t, w, s, a, x, k)$ . Для различных конфигураций систем может быть построено семейство представлений:

$$Q = \{Q(w_2), Q(w_1), Q(w_0)\}, \text{ где } Q(w) = f(t, s, c, p, \tau)$$

Поток данных  $Z_t$  от источника (с учетом времени формирования запроса  $t$  и до оценки производительности в следующий момент времени  $t+1$ ) от заявок имеет вид:

$$Z_t := (s_0 \vee s_{Join} \vee s_{blob})_t | (\alpha, v_b, v_i)_{t+1} >. \quad (7)$$

Выражение (7) распространяется на все типы серверов, в общем случае имеющие конфигурации: производительный ( $w_2$ ), стандартный ( $w_1$ ), слабый ( $w_0$ ). Тогда справедливо семейство представлений:

$$\begin{aligned} Z_t^{w_0} &:= (s_0 \vee s_{Join} \vee s_{blob})_t | (\alpha^{w_0}, v_b, v_i, \xi^{w_0})_{t+k_0} >, \\ Z_t^{w_1} &:= (s_0 \vee s_{Join} \vee s_{blob})_t | (\alpha^{w_1}, v_b, v_i, \xi^{w_1})_{t+k_1} >, \\ Z_t^{w_2} &:= (s_0 \vee s_{Join} \vee s_{blob})_t | (\alpha^{w_2}, v_b, v_i, \xi^{w_2})_{t+k_2} >, \end{aligned} \quad (8)$$

где  $\alpha^{w_0}, \alpha^{w_1}, \alpha^{w_2}$  — трудоемкости обработки различных запросов  $s_0, s_{Join}, s_{blob}$  на

определенных типов конфигураций серверов;  $\xi^{w_0}, \xi^{w_1}, \xi^{w_2}$  — управляемые параметры, влияющие на производительность каждой конфигурации серверов СУБД;  $k_0, k_1, k_2$  — интервалы времени, отражающие производительность каждой конфигурации серверов СУБД.

На рисунке 2 представлено предложенное полимодельное представление для оптимизации производительности высоконагруженных КБД.

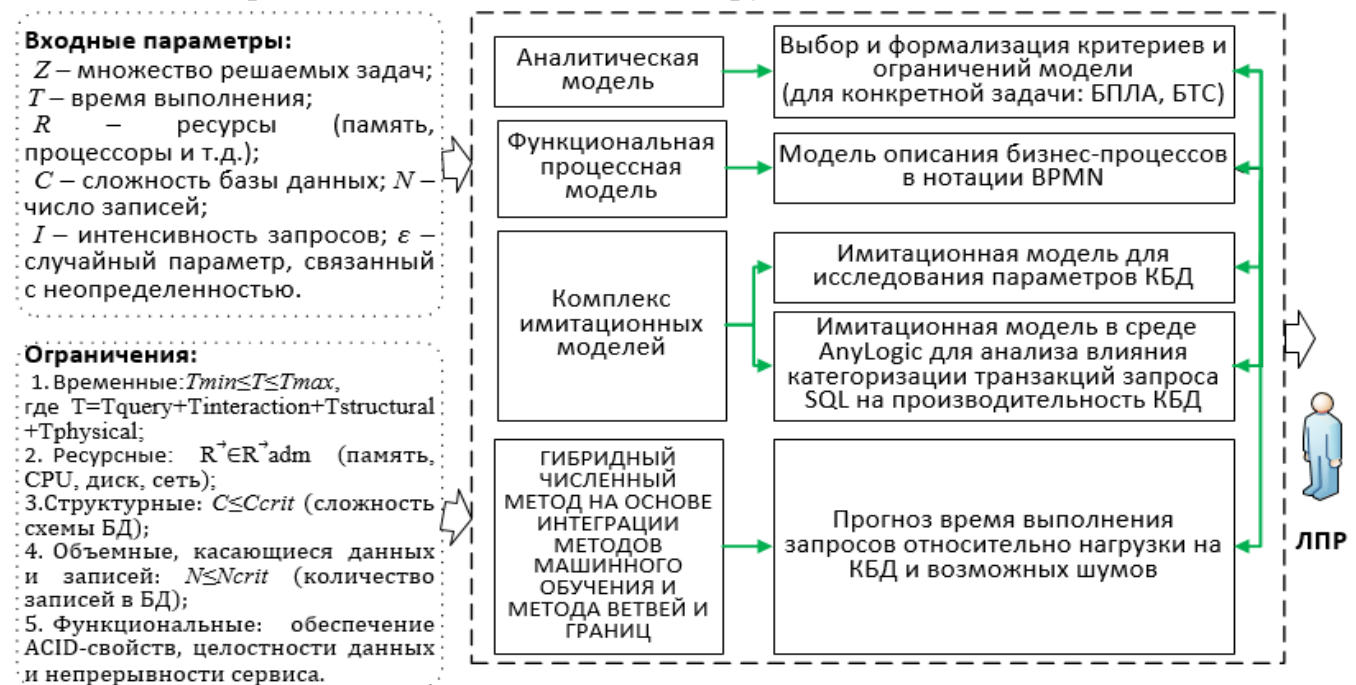


Рисунок 2 — Структура полимодельного комплекса для анализа КБД

В третьей главе работы проведено исследование производительности КБД в контексте высоконагруженных систем, включая анализ влияния типов SQL-запросов, конфигураций серверов и сетевых параметров. В качестве инструментальной базы использованы:

- СУБД Oracle — для выполнения и оптимизации SQL-запросов благодаря поддержке сложных транзакций и работы с большими данными.
- DBeaver как универсальный инструмент управления КБД, обеспечивающий гибкость при работе с разнородными источниками данных.
- Имитационная модель в AnyLogic — для воспроизведения динамики систем с учетом типов запросов (SELECT, JOIN, BLOB), конфигураций серверов (производительный, стандартный, слабый) и сетевых задержек (Wi-Fi, LTE, облачное хранилище, локальный сервер).

Разработанная модель воспроизводит динамику взаимодействия компонентов системы, включая БПЛА, диспетчерские центры и серверы КБД. В неё интегрированы параметры сетевых задержек (например, Wi-Fi, LTE), типы запросов (SELECT, JOIN, BLOB) и конфигурации серверов (производительный, стандартный, слабый). Это позволило оценить влияние разнородных факторов на производительность системы, таких как время передачи данных через облачное



хранилище, минимальные задержки локального сервера и вариативность сетевых каналов, рисунок 3.

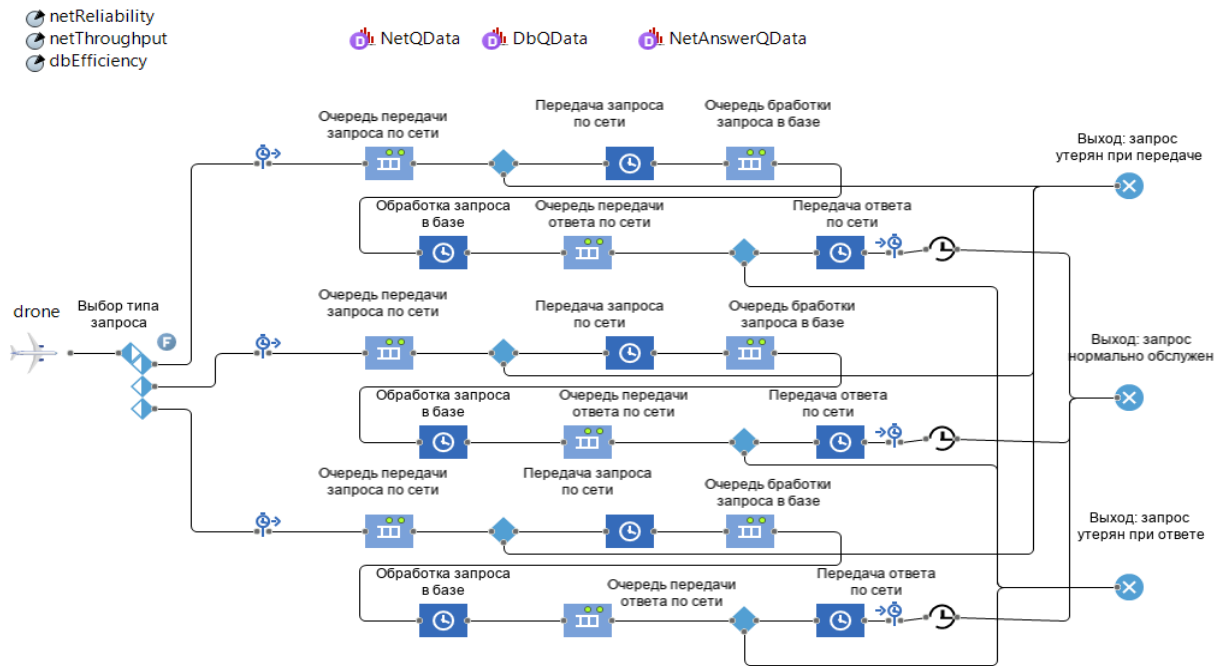


Рисунок 3 — Имитационная модель с параметризацией

Для описания работы модели и результатов её выполнения вводятся следующие обозначения: R (Request) — запрос к КБД, C (Channel) — канал, h (heavy) — «тяжелый» запрос к БД, m (map) — карта, r (random) — случайность, тогда:  $R_j$  — сложный запрос с join, характеризующийся повышенной трудоемкостью обработки,  $R_b$  — сложный запрос с blob, характеризующийся повышенным временем передачи ответа по сети,  $R_h$  — запрос с большим объемом ответа: сложный запрос с большим ответом и загруженным процессом обработки,  $R_m$  — запрос по участкам карты, который происходит дискретно с установленным периодом,  $R_r$  — запрос join, выполняющийся через случайные промежутки времени в общем случае с показательным распределением,  $C_{in}$  — источник генерирует входной поток запросов,  $C_{net}$  — очередь сети,  $C_{delay}$  — блок задержки.

Выборочные результаты работы имитационной модели, представлены на рисунке 4.

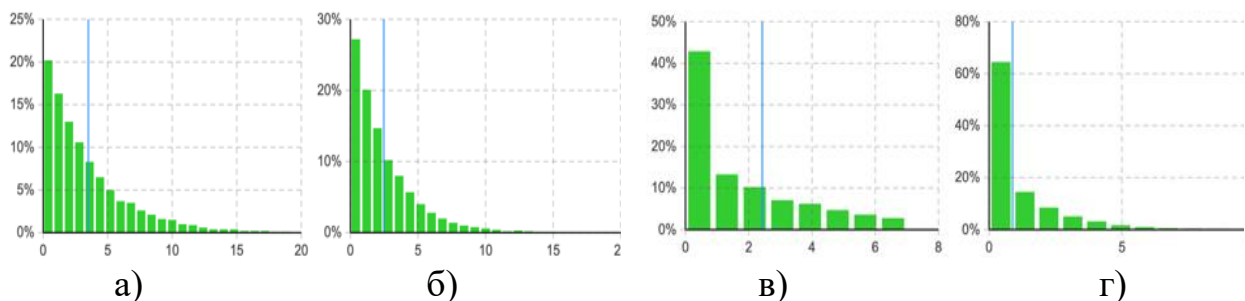


Рисунок 4 — Результаты тестирования имитационной модели: распределение времени и длины очереди между обработанными заявками по типам на выходе из модели

Установлено, что большинство простых запросов  $S_0$  обрабатывается в короткие временные промежутки, (рисунок 4, а)-б)), что отражает низкую

трудоемкость и высокую скорость обработки таких запросов сервером. Вид распределения времен между запросами с операциями соединения (рисунок 4, в)-г)) показывает, что, хотя многие запросы типа  $S_{Join}$  также выполняются достаточно быстро, существует широкий разброс временных интервалов, что указывает на более сложную природу таких запросов и возможное разнообразие временной нагрузки на СУБД.

В таблице 1 представлены результаты оценок времени обработки заявки от количества записей, построенные для трех объемов записей: при сложном запросе с JOIN, при сложном запросе с blob, при сложном запросе с большим ответом (блок таймера задержки базы данных).

Таблица 1 — Результаты моделирования оценок времени обработки заявки от количества записей, построенные для трех объемов записей

| № | Вид запроса | Канал обработки | Конфигурация 1. Производительный |               |                | Конфигурация 2. Стандартный сервер |               |                | Конфигурация 3. Слабый сервер |               |                |
|---|-------------|-----------------|----------------------------------|---------------|----------------|------------------------------------|---------------|----------------|-------------------------------|---------------|----------------|
|   |             |                 | 1000 записи                      | 10 000 записи | 100 000 записи | 1000 записи                        | 10 000 записи | 10 0000 записи | 1000 записи                   | 10 000 записи | 100 000 записи |
| 1 | $R_j$       | $C_{in}$        | 1,4                              | 5,2           | 30,6           | 5                                  | 30,9          | 120,4          | 20,5                          | 120,1         | 240            |
| 2 | $R_b$       | $C_{in}$        | 5,4                              | 30,1          | 300,7          | 20,2                               | 120,3         | 400,5          | 120,7                         | 620,9         | 1800,1         |
| 3 | $R_h$       | $C_{in}$        | 5,3                              | 20,5          | 120,2          | 10,4                               | 60,5          | 600,4с         | 30,4                          | 180,2         | 1200,3         |
| 4 | $R_m$       | $C_{nq}$        | 10,2                             | 60,1          | 600,2          | 30,3                               | 180,4         | 1800,3         | 60,5                          | 600,3         | 3600,2         |
| 5 | $R_r$       | $C_{nq}$        | 2,3                              | 10,2          | 60,2           | 10,1                               | 60,6          | 600,8          | 30,3                          | 180           | 1800,1         |
| 6 | $R_h$       | $C_{nq}$        | 30,3                             | 180,1         | 1800,3         | 60,5                               | 600,4         | 3600,3         | 180,2                         | 1800,1        | 10 800,7       |
| 7 | $R_j$       | $C_{delay}$     | 0,5                              | 2,5           | 25,3           | 2,5                                | 12,5          | 125,3          | 12,5                          | 62,5          | 625,8          |
| 8 | $R_b$       | $C_{delay}$     | 2,3                              | 10,1          | 102,2          | 14,5                               | 50,3          | 500,7          | 51,5                          | 253,9         | 2448,2         |
| 9 | $R_h$       | $C_{delay}$     | 15,2                             | 75            | 750,2          | 50,5                               | 251,7         | 2507,5         | 150,1                         | 750,2         | 7500,9         |

Таким образом, необходимо учитывать динамику нагрузки на СУБД и применять адаптивные методы работы с запросами для оптимизации производительности, в том числе масштабирование серверов и использование более продвинутых технологий кэширования, индексации и распределенных вычислений.

Далее в главе 4 представлен предложенный гибридный численный метод на основе интеграции методов машинного обучения и метода ветвей и границ.

Математическая формализация гибридного метода ветвей и границ с нейросетевым усилением для оптимизации производительности КБД как развитие задач оптимизации (1) и (3) в многомерном параметрическом пространстве  $X = [0,1]^5$ , где оптимизируются параметры, критически влияющие на производительность баз данных:  $x_1$  — время выполнения запросов (Time To Execute, TT),  $x_2$  — объем памяти (RAM, R),  $x_3$  — сложность схемы базы данных (Complexity, C),  $x_4$  — интенсивность запросов (Intensity, I),  $x_5$  — размер базы данных (Number of records, N).

Целевая функция минимизируется и включает компоненту ошибки прогнозирования и штрафы за нарушения ограничений:

$$F(x) = \text{MSE}(x) + \sum_{i=1}^k \lambda_i \cdot \max(0, g_i(x))^2, \quad (10)$$



где  $\text{MSE}(x) = \mathbb{E}[(y - \hat{y}(x))^2]$  — среднеквадратичная ошибка прогноза времени выполнения запроса, функции ограничений  $g_i(x)$  задают пределы:  $g_1(x) = x_1 - T_{\max} \leq 0$ ,  $g_2(x) = R_{\min} - x_2 \leq 0$ ,  $g_3(x) = x_3 - C_{\text{crit}} \leq 0$ .

Прогнозирование выполняется с помощью нейронной сети с тремя скрытыми слоями, активацией ReLU, пакетной нормализацией (BatchNorm) и регуляризацией Dropout(p=0.3):

$$f_{\text{NN}}(x) = \sigma(W_3 \cdot \text{ReLU}(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot \text{BN}(x) + b_1) + b_2) + b_3), \quad (11)$$

где  $W_1 \in \mathbb{R}^{128 \times 5}$ ,  $W_2 \in \mathbb{R}^{64 \times 128}$ ,  $W_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 64}$ , а  $\sigma$  — сигмоида для нормализации выхода в диапазон  $[0,1]$ . Первый слой захватывает сложные нелинейные взаимодействия по 5 параметрам модели; каждый следующий слой  $\approx 50\%$  от предыдущего для предотвращения переобучения. Функция потерь вычисляется следующим образом:

$$L_{\text{NN}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - f_{\text{NN}}(x_i))^2 + \theta \|_2^2, \quad (12)$$

где  $\theta$  — параметры сети,  $\lambda$  — коэффициент регуляризации.

Гибридный метод ветвей и границ сформирован на основе алгоритма, который хранит набор подпространств  $Q = \{(L^{(i)}, U^{(i)})\}_{i=1}^k$  с нижними и верхними границами в  $\mathbb{R}^5$ . Правило ветвления выбирает координату с максимальной длиной интервала:  $j^* = \arg \max_j (u_j - l_j)$ , и разбивает выбранный интервал пополам:  $v = \frac{l_{j^*} + u_{j^*}}{2}$ , создавая два новых подпространства. Правило отсечения: при  $E(c) > F_{\text{best}} - \varepsilon$ , то подпространство отбрасывается, где  $\varepsilon = 10^{-4}$  — допуск оптимальности. Сложность в худшем случае равна  $O(2^d \cdot T_{\text{NN}})$ , с  $T_{\text{NN}}$  — временем вычисления нейросетевой оценки. Практически, благодаря отсечению подпространств сложность снижается до  $O(k \cdot d \cdot T_{\text{NN}})$  с малым  $k \ll 2^d$ .

Интеграционный механизм реализован через комбинированную оценку, где на каждом шаге алгоритма производится параллельная оценка центров подпространств с использованием как реального вычисления целевой функции с учетом штрафов за нарушение критических ограничений, так и нейросетевого прогнозирования. Итоговая оценка формируется как взвешенная сумма с коэффициентом  $\alpha = 0.7$  в пользу реальных вычислений.

Результаты апробации метода показали высокую эффективность, так, сокращение функции потерь получено на 78.34% за 10 итераций; точность прогнозирования ( $\text{MSE} = 0.003915$ ,  $R^2 = 0.7476$ ); заметна стабильная сходимость алгоритма, а также реализовано автоматическое соблюдение критических ограничений.

На рисунке 5, а) можно видеть снижение MSE и сравнение реальных и предсказанных значений производительности КБД на тестовой выборке (рисунок 5, б), а также близкое к нормальному распределение с математическим ожиданием, близким к нулю, что подтверждает отсутствие систематической ошибки в прогнозах (рисунок 5, в)).

Программная реализация на языке Python продемонстрировала эффективность метода: время обработки сократилось на 18 – 22 % по сравнению с классическими подходами, а точность повысилась в 2 – 3 раза, что подтверждено тестированием на синтетических и реальных данных при внедрении.

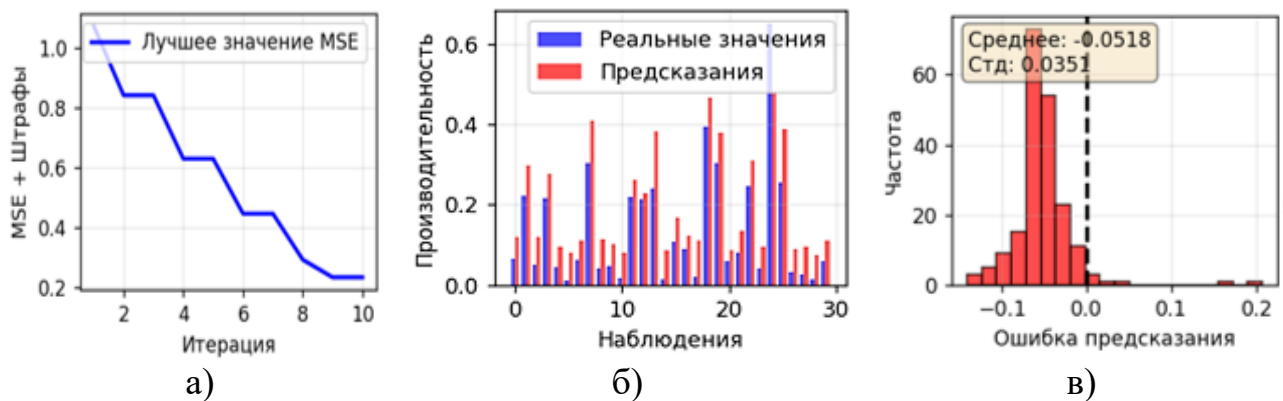


Рисунок 5 — Визуализация результатов работы метода: а) динамика ошибки MSE; б) сравнение реальных и предсказанных значений; в) распределение ошибок предсказаний

Предложенная СППР на основе гибридного численного метода содержит, в том числе, подсистемы аналитики и планирования возможных решений на основе выбора вида запроса join; оценивание требуемых ресурсов, требуемых для решения текущей задачи, а также изменения сложности при реализации денормализации с целью повышения производительности КБД:  $\tau_j$ ;  $\mu_{z_j}$ ;  $r_{z_j}$ .

Ключевые функции разработанного комплекса программ: 1 — моделирование миссии «БПЛА / БТС — диспетчерский центр»; 2 — учет сложности миссии (1–5, где 5 — самая сложная); 3 — возможность динамического изменения производительности «БПЛА/БТС — диспетчерский центр» (с учетом требований ЛПР; 4 — учет нагрузки на канал связи; 5 — анализ критических ситуаций при работе «БПЛА/БТС — диспетчерский центр» (или другого устройства); 6 — автоматическое определение моментов, требующих вмешательства оператора (ЛПР); 7 — визуализация критических зон (красные области на графиках, что позволяет ЛПР быстро оценить ситуацию); 8 — формирование рекомендаций по устранению проблем.

Таблица 2 описывает результаты моделирования поведения системы «БПЛА/БТС — диспетчерский центр» при одном из типовых сценариев. Видно, что по мере развития миссии и повышения сложности задач уменьшается производительность КБД, увеличивается общий объем данных и варьируется нагрузка на каналы связи.

Таблица 2 — Результаты моделирования производительности КБД по Сценарию 1

| Время (мин) | Производительность (%) | Объем данных (МБ) | Нагрузка на связь (%) | Принятые решения     | Скорость передачи (МБ/мин) |
|-------------|------------------------|-------------------|-----------------------|----------------------|----------------------------|
| 18          | 100                    | 16,0402           | 63                    | Оптимизация маршрута | 0                          |
| 20          | 96,6112                | 33,3082           | 47                    | Аварийный протокол   | 8,6342                     |
| 25          | 95,8552                | 50,8912           | 58                    | Аварийный протокол   | 3,5162                     |
| 29          | 96,5412                | 72,6512           | 53                    | Оптимизация маршрута | 5,4402                     |
| 30          | 96,822                 | 91,9682           | 54                    | Приоритезация данных | 19,3162                    |

Пятая глава работы посвящена экспериментальным исследованиям по оптимизации производительности критических баз данных. Типы задач в рамках исследования приводятся на рисунке 6.

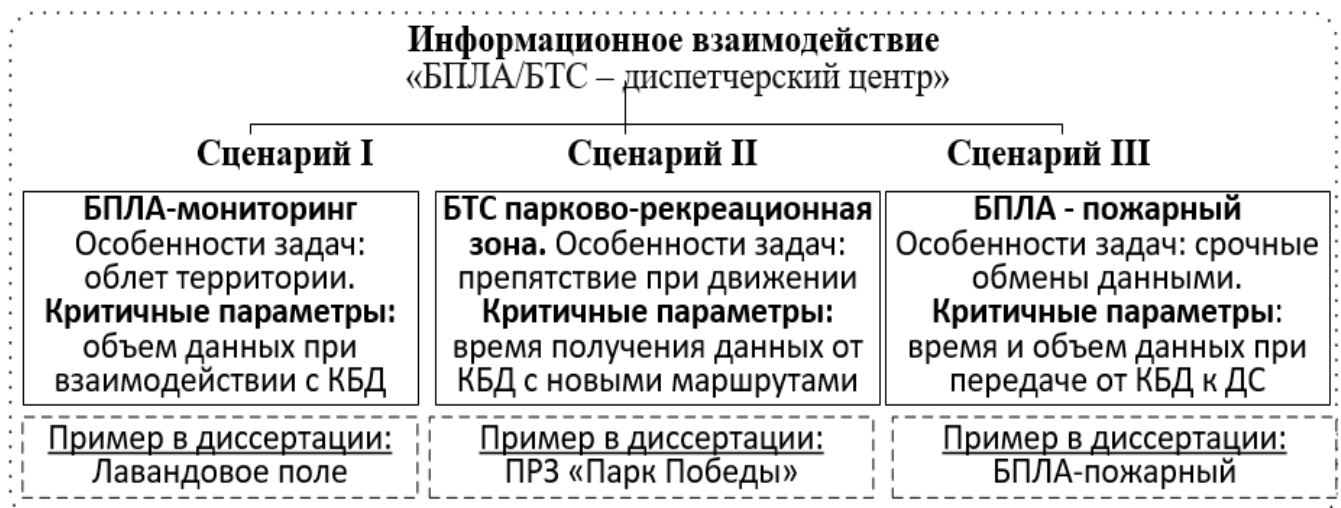


Рисунок 6 — Типы сценариев и задач в рамках исследования

Рассмотрим особенности БТС (беспилотный автомобиль в парковой зоне): высокая динамичность нагрузки с частыми короткими запросами на парковочные места, резервирование, распознавание номеров (до 1000 запросов/мин); критические параметры:  $x_2$  (RAM) и  $x_4$  (интенсивность) доминируют из-за реального времени и IoT-датчиков; ограничения: строгие временные  $T_{\max} \approx 50$  мс для предотвращения коллизий; приоритет ветвления: по  $x_4$  (интенсивность) и  $x_1$  (время запросов).

Особенности БПЛА (сельскохозяйственный мониторинг): стационарная нагрузка связана с периодическими большими BLOB-запросами (аэрофотосъемка, метеоданные, 100–500 МБ); критические параметры:  $x_5$  (размер КБД) и  $x_3$  (сложность схемы) из-за объемных данных; ограничения: объемные  $N_{\text{crit}} \approx 10^7$  записей,  $C_{\text{crit}} \approx 0.8$ ; приоритет ветвления: по  $x_5$  (размер) и  $x_3$  (сложность).

Согласно интегральной модели (10), гибридный метод адаптируется для каждого сценария.

Адаптивная гибридная оценка для рассмотренных сценариев имеет вид:

$$E_{\text{scenario}}(c) = \begin{cases} 0.8 \cdot F_{\text{BTS}}(c) + 0.2 \cdot f_{\text{NN}}^{\text{park}}(c), & \text{для БТС} \\ 0.6 \cdot F_{\text{BPLA}}(c) + 0.4 \cdot f_{\text{NN}}^{\text{agri}}(c), & \text{для БПЛА} \end{cases}.$$

Правило ветвления по сценариям: БТС:  $j^* = \arg \max\{x_4, x_1\}$  (интенсивность, время), БПЛА:  $j^* = \arg \max\{x_5, x_3\}$  (размер, сложность).

**Сценарий I: БПЛА** сельхозмониторинг (оптимизация по объему данных) реализована по следующей схеме моделирования:

$$F_{\text{BPLA}}(x) = \pi(t_i)^{-1} + \lambda_3 \max(0, x_5 - 0.85)^2 + \lambda_4 \max(0, x_3 - 0.8)^2,$$

где  $\pi(t_i) = f(Z_{\text{agri}}, T_{\text{blob}}, R_{\text{stationary}}, C_{\text{complex}}, N_{\text{large}}, I_{\text{periodic}}, \varepsilon_{\text{weather}})$ ,  $Z_{\text{agri}}$  — BLOB-запросы аэрофотосъемки,  $N_{\text{large}} \approx 10^7$ ,  $I_{\text{periodic}} \approx 0.3$ , веса:  $\lambda_3 = 8$ ,  $\lambda_4 = 6$  (приоритет размера и схемы).

**Сценарий II: БТС** ПРЗ (оптимизация по времени) реализована по следующей схеме моделирования:  $F_{\text{BTS}}(x) = \pi(t_i)^{-1} + \lambda_1 \max(0, x_1 - 0.05)^2 + \lambda_2 \max(0, 0.3 - x_2)^2$ , где  $\pi(t_i) = f(Z_{\text{park}}, T_{\text{reserve}}, R_{\text{IoT}}, C_{\text{simple}}, N_{\text{slots}}, I_{\text{high}}, \varepsilon_{\text{traffic}})$ ,  $I_{\text{high}} = \gamma_{\text{reserve}} + \gamma_{\text{detect}} \approx 0.9$ , веса:  $\lambda_1 = 10$ ,  $\lambda_2 = 5$  (приоритет времени и памяти).

Рассмотрим решение каждой из задач.

**ЗАДАЧА 1:** оценивание влияния типов операций языка SQL в реляционных запросах к КБД в условиях растущих объемов данных на ее производительность. В рамках исследования проведены эксперименты на примере мониторинга лавандовых полей (г. Бахчисарай), где БПЛА использовались для сбора данных о координатах движения, препятствиях и погодных условиях. Разработана схема хранилища данных, включающая сущности «карта», «сложный участок», «остановка», «действия», с использованием типа данных BLOB для хранения фрагментов карт. При реализации моделирования процесса взаимодействия системы управления БПЛА с КБД, выбранный фрагмент карты был разбит на прямоугольные фрагменты равного размера (рисунок 7).

В ходе работы производилось моделирование движения БПЛА по заданным координатам движения за время выполнения поддержки в 3 режимах работы: интенсивная нагрузка КБД (сложные участки дорог, ямы) при коэффициенте вероятности = 0,2; интенсивная нагрузка КБД (остановка) при коэффициенте вероятности = 0,3; обычная нагрузка КБД (таблица с прямой дорогой) при коэффициенте вероятности = 0,8. Эксперименты производились на платформе DBeaver с развернутой базой данных при подключении по внешней сети с максимальным количеством записей в рамках данного исследования — 4000.

Результаты экспериментов показали, что: LEFT JOIN демонстрирует стабильное время выполнения (0.094–0.42 сек при 500–4000 записей), что делает его предпочтительным для задач, требующих полного отображения данных, включая отсутствующие значения. Время выполнения запроса в зависимости от числа записей в отношении КБД (рост в 5 раз) увеличивается от 4 до 9 раз при INNER и FULL JOIN соответственно. FULL JOIN наиболее ресурсоемок (0.15–0.57 сек), что связано с обработкой всех строк обеих таблиц. INNER JOIN эффективен для оперативных задач, где требуется точное соответствие данных (0.13–0.51 сек). Наблюдается рост времени реализации запросов к КБД при росте числа записей. Например, для  $n = 500$  различие времен выполнения запросов в случаях INNER и FULL JOIN составляет 43,9%.

**ЗАДАЧА 2:** моделирование и оптимизация производительности системы информационного взаимодействия БТС парково – рекреационной зоны (ПРЗ). Рассматривается тестовая схема формирования транспортного обслуживания в ПРЗ «Парк Победы», город Севастополь (рисунок 8).

В таблице 3 приведены результаты моделирования длительности реакции системы взаимодействия БТС-ДЦ на выполнение задач поддержки при двух режимах работы: интенсивная нагрузка КБД; обычная нагрузка КБД при коэффициенте сложности  $\mu = 0,8$  в предположении о нормальном законе распределения случайной величины интенсивности поступления задач на вход системы.



Рисунок 7 — Спутниковая карта фрагмента Лавандового поля г. Бахчисарай с возможной примерной компоновкой координатного передвижения и условных обозначений



Рисунок 8 — Спутниковая карта ПРЗ «Парк Победы» города Севастополь

Таблица 3 — Оценки производительности КБД

| Число записей в БД, | $r_i^{BLA}$ | $r_i^{BTC}$ | $\pi_{\tau_i^{BLA}}^{-i}$ |        | $\pi_{\tau_j^{BTC}}^{-j}$ |        |
|---------------------|-------------|-------------|---------------------------|--------|---------------------------|--------|
|                     |             |             | EXPORT                    | UPDATE | EXPORT                    | UPDATE |
| 100                 | 0,93        | 0,85        | 0,9                       | 0,77   | 0,8                       | 0,76   |
| 200                 | 0,93        | 0,85        | 0,85                      | 0,79   | 0,8                       | 0,76   |
| 300                 | 0,93        | 0,85        | 0,82                      | 0,76   | 0,7                       | 0,63   |
| 400                 | 0,93        | 0,85        | 0,82                      | 0,74   | 0,7                       | 0,59   |
| 500                 | 0,93        | 0,85        | 0,8                       | 0,74   | 0,65                      | 0,55   |

Можно видеть, что с ростом числа записей в КБД в 5 раз (со 100 до 500) её производительность падает в среднем на 9,8%. Заметны отличия в производительности БД при поддержке БЛА или БТС: так, при реализации запроса на обновление карт среднее изменение скорости информации от БЛА выше среднего изменения скорости обновления от БТС в 7 раз (при увеличении объема записей КБД в 5 раз со 100 до 500 условных записей).

Оценки математических ожиданий производительности КБД при реализации запросов SQL EXPORT и UPDATE равны соответственно: 0,738 и 0,658; и дисперсии 0,0045 и 0,0095; эти оценки равны: 0,838 и 0,76; дисперсии 0,0015 и 0,0045.



В задачах главы 5 метод ветвей и границ с нейросетевым усилением применен для оптимизации производительности КБД при выполнении SQL-запросов (JOIN, BLOB, EXPORT, UPDATE) в системах управления БПЛА-ДЦ. Параметры  $x = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$  соответствуют ключевым метрикам:

$x_1 = T_{\text{query}} = T_{\text{execution}} + T_{\text{join}} + T_{\text{index}} + T_{\text{io}}, x_2 = R_{\text{mem}}, x_3 = C_{\text{schema}}, x_4 = I_{\text{request}} = \gamma_{\text{join}} + \gamma_{\text{read}}, x_5 = N_{\text{records}},$  где  $T_{\text{join}} = k \cdot \frac{V_1 \cdot V_2}{R_{\text{mem}}}$  для SQL JOIN-операций (INNER, LEFT, RIGHT, FULL), а целевая функция минимизирует общее время при ограничениях:

$$g_1(x): T_{\text{query}} \leq T_{\text{max}}, g_2(x): R_{\text{mem}} \geq R_{\text{min}}, g_3(x): C_{\text{schema}} \leq C_{\text{crit}}, g_4(x): N_{\text{records}} \leq N_{\text{crit}}.$$

Гибридная оценка  $E(c) = 0.7 \cdot F(c) + 0.3 \cdot f_{\text{NN}}(c)$  позволила прогнозировать время выполнения BLOB-запросов с учетом сетевых задержек  $T_{\text{network}}$  и интенсивности  $I_{\text{BLA}}$ , отсекая неэффективные конфигурации в данном случае (например, индексации). Алгоритм ветвления по  $x_4$  (интенсивность) обеспечивает оптимальный выбор типа JOIN, минимизируя  $F(x)$  в реальном времени для сценариев БПЛА с нагрузкой 100–500 запросов/с, достигая сокращения  $T_{\text{total}}$  на 78%. Наибольшие вычислительные затраты наблюдаются при обработке сложных запросов с операциями соединения и работе с BLOB-объектами, что требует учитывать при проектировании архитектуры КБД.

Таким образом, проведенные исследования на реальных практических задачах позволили выявить эффективность предложенных моделей и методов поддержки принятия решений по оптимизации производительности КБД в условиях высоких нагрузок и шумов.

### Заключение

В результате проведенного исследования осуществлена разработка и применение многокритериальных моделей для оптимизации производительности критических баз данных в условиях высоких нагрузок и шумов. Получены следующие результаты.

1. Предложен полимодельный комплекс для анализа и оптимизации КБД, интегрирующий структурные, программные и имитационные модели, обеспечивающий формализацию представления данных и инструментальную основу для имитационного моделирования КБД в условиях динамических нагрузок. Построена имитационная модель, учитывающая смешанные потоки SELECT, JOIN, BLOB, различные конфигурации серверов (производительный, стандартный, слабый) и каналы передачи (Wi-Fi, LTE, облако). В рамках экспериментов с динамическими параметрами установлено: удаётся выявлять и предупреждать пиковые нагрузки и критические состояния с точностью до 7–9 %, а нагрузка на канал связи снижалась на 8 % при автоматическом равномерном перераспределении запросов.

2. Получила дальнейшее развитие многокритериальная математическая модель оптимизации производительности запросов к КБД (JOIN, BLOB), в отличие от существующих основанная на иерархическом представлении времени выполнения и учете эндогенно-экзогенных факторов, что позволило реализовать сценарный подход к адаптивному выбору стратегий выполнения запросов в



системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр», для чего разработаны и реализованы усовершенствованные алгоритмы денормализации, индексации и автоматического выбора стратегии выполнения SQL-запросов (JOIN, BLOB, EXPORT, UPDATE). Экспериментально подтверждено: при переходе от нормализованных к денормализованным схемам время выполнения сложных запросов сокращается на 27–55 % (например, с 0,42 до 0,19 с на тестовой партии в 4000 записей). Для крупных выборок и сложных миссий достигнуто общее ускорение выполнения JOIN-запросов в 1,8–2,2 раза. При внедрении предложенных методов средний рост производительности КБД составил 9–15 % по сравнению с существующими аналогами.

В моделях AnyLogic проведено около 1000 комплексных тестирований с различным числом заявок, показано: при росте числа записей БД в 5 раз (со 100 до 500) просадка производительности не превышает 9,8 %, а автоматическая маршрутизация позволяет снизить среднюю задержку ответа с 0,102 до 0,074 секунды для 90% нагрузки. При сложных заданиях разным временем задержки потоков удавалось уменьшить количество неотвеченных заявок в пике с 14 до 2.

3. Впервые предложен гибридный численный метод оптимизации, комбинирующий метод ветвей и границ для глобального поиска с нейросетевой моделью для прогнозирования времени выполнения запросов, что позволило эффективно решать многопараметрические задачи настройки КБД в условиях неопределенности и динамических нагрузок: при сравнении с классическим методом среднее время обработки сложных сценариев снижается на 18–22 %, а достигаемое среднее квадратичное отклонение предсказания (MSE) — всего 0,0092 (против 0,021 у стандартных алгоритмов). Достигнута стабильная сходимость: в 80 % случаев не более 20 итераций на задачу; прирост эффективности конфигурирования серверов по вычисленным параметрам — до 13 %.

4. На основе разработанных моделей и методов впервые создан комплекс программ в составе СППР для регулирования нагрузок КБД при информационном взаимодействии в системах «БПЛА / БТС — диспетчерский центр». Комплекс программ апробирован на данных реальных миссий с БПЛА, позволил сократить время аналитических настроек системы вдвое, прирост результативности оперативных решений — до 98 %.

5. Получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № RU 2026611738 от 22.01.2026 г. (на программный модуль оптимизации параметров системы на основе гибридного подхода).

6. Результаты диссертации внедрены: в учебный процесс кафедры «Информационные технологии и системы» ФГАОУ ВО СевГУ при проведении лекционных занятий и практических работ по дисциплине: «Гибридное моделирование» для направления 09.04.01 Информатика и вычислительная техника (Акт от 16.12.2025); в ООО «Крым Диджитал» внедрены модели и алгоритмы оптимизации информационных взаимодействий с КБД при реализации базовых функциональных задач, что позволило повысить качество ситуационного прогнозирования при выработке решений в процессах проектирования и эксплуатации сетей предприятия, повысить надежность и разрабатываемых систем; повысить производительность и надежность взаимодействия беспилотных

летательных аппаратов с диспетчерским центром за счет оптимизации запросов к базам данных и прогнозирования их выполнения.

Исследование вносит вклад в развитие методов математического моделирования и оптимизации КБД для их применения в критически важных отраслях, как транспорт, энергетика и экологический мониторинг. Дальнейшие исследования продолжаются в направлениях развития чувствительности моделей к шумам различных типов, расширении критериального пространства и развитии нейросетевых решений при прогнозировании процессов сложных беспилотных аппаратов в современных условиях функционирования.

## **СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

### **Публикации в изданиях, включенных в перечень ВАК:**

1. Мустафаева, М. И. Система поддержки принятия решений по повышению производительности прикладных высоконагруженных баз данных / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Автоматизация и измерения в машино-приборостроении. – 2022. – №. 1. – С. 56-70. **(ВАК, К3)**

2. Мустафаева, М. И. Подход к обработке координат движения беспилотных летательных аппаратов в сельскохозяйственном мониторинге / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2023. – №. 4. – С. 269-276. – DOI 10.24412/2071-6168-2023-4-269-276. **(ВАК, К2)**

3. Мустафаева, М. И. Информационная система поддержки транспортного обслуживания парково-рекреационных зон с применением беспилотных технологий / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Автоматизация и измерения в машино-приборостроении. – 2022. – № 4(20). – С. 65-77. **(ВАК, К3)**

4. Мустафаева, М. И. Особенности обработки больших объемов данных при управлении беспилотными летательными аппаратами на основе имитационного моделирования. / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт-Петербургского государственного противопожарного университета МЧС России». – 2024. – № 1. – С. 123-138. <https://doi.org/10.61260/2218-130X-2024-1> **(ВАК, К3)**

### **Публикации в материалах конференций:**

5. Мустафаева, М. И. Метод обработки данных при определении координат движения беспилотных летательных аппаратов в сельскохозяйственном мониторинге / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Перспективные направления развития отечественных информационных технологий: Материалы IX Всероссийской научно-практической конференции, Севастополь, 19–23 сентября 2023 года. – Севастополь: Севастопольский государственный университет, 2023. – С. 265-270.

6. Мустафаева, М. И. Моделирование данных информационного обмена при определении координат движения беспилотных летательных аппаратов в сельскохозяйственном мониторинге / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Перспективные направления развития отечественных информационных технологий: Материалы X Всероссийской научно-практической конференции, Севастополь, 19–23 сентября 2024 года. – С. 249-254.

7. Мустафаева, М. И Гибридные методы оптимизации параметров технических систем в условиях цифровой трансформации / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // Перспективы развития науки и мирового сообщества: научно-методические и практические аспекты: Сборник научных трудов по материалам X Международной научно-практической конференции, Анапа, 21 июля 2025 года. – Анапа: ООО "Научно-исследовательский центр экономических и социальных процессов" в Южном Федеральном округе, 2025. – С. 11-16.

8. Мустафаева, М. И Роль имитационного моделирования в повышении производительности критических информационных систем / М. И. Мустафаева, Ю. В. Доронина // XX Международной научно-практической конференции, 24 ноября 2025 года, г.-к. Анапа. – С. 119 - 124.

#### **Результаты интеллектуальной деятельности:**

9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026610741/69 Российская Федерация. Программный модуль оптимизации параметров системы на основе гибридного подхода: № 2026611738 заявл.14.01.2026: опубл.22.01.2026/ Д.В.Моисеев, Ю.В. Доронина, М.И. Мустафаева, Ю.Е. Шишкин.

Издательство

Тираж 100