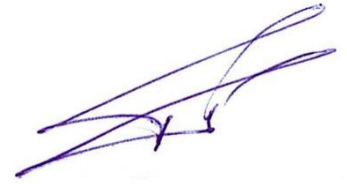


На правах рукописи



Гусев Павел Юрьевич

**МЕТОДОЛОГИЯ УПРАВЛЕНИЯ МНОГОФУНКЦИОНАЛЬНЫМИ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМИ СИСТЕМАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
УСЛОВНО-РЕАЛЬНЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ОПТИМИЗАЦИОННОГО
МОДЕЛИРОВАНИЯ**

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

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Воронеж – 2024

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

Научный консультант: **Данилов Александр Дмитриевич**,
доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Захарова Алёна Александровна**,
доктор технических наук, доцент,
главный научный сотрудник лаборатории № 80
«Киберфизические системы» ФГБУН «Институт
проблем управления им. В. А. Трапезникова
Российской академии наук», г. Москва

Мельник Эдуард Всеволодович,
доктор технических наук,
заведующий лабораторией научно-
исследовательского института
многопроцессорных вычислительных систем
имени академика А.В. Каляева ФГАОУ ВО
«Южный федеральный университет», г. Таганрог

Щербаков Максим Владимирович,
доктор технических наук, профессор,
заведующий кафедрой «Системы
автоматизированного проектирования и
поискового конструирования» ФГБОУ ВО
«Волгоградский государственный технический
университет», г. Волгоград

Ведущая организация: **ФГБОУ ВО "Пензенский государственный
университет"** (г. Пенза)

Защита состоится **14 февраля 2025 г, в 16-00** на заседании диссертационного совета 24.2.504.01, созданного на базе ФГБОУ ВО «Университет «Дубна», по адресу: 141980 г. Дубна Московской обл., ул. Университетская, 19, ауд. 1-208.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Университет «Дубна» и на сайте Государственного университета «Дубна» <https://uni-dubna.ru> по ссылке <https://dc.uni-dubna.ru/dissertations>.

Автореферат разослан «_____» _____ 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
24.2.504.01

Токарева
Надежда Александровна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Современный этап развития систем управления сложными системами характеризуется массовым использованием методов искусственного интеллекта, которые требуют большого объема качественных архивных данных о работе системы. Анализ состояния сложных систем показывает, что реальные системы испытывают нехватку архивных данных в полном объеме, что приводит к низкой эффективности использования методов искусственного интеллекта ввиду решения задачи обучения с учителем в условиях неопределенности обучающих выборок. Для преодоления проблемы нехватки архивных данных применяются методы генерации условно-реальных данных. Сложность генерации условно-реальных архивных данных для систем управления заключается в двухэтапном подходе: синтезировании входных данных для работы системы и расчета выходных. Слабая формализуемость рассматриваемых систем не позволяет построить аналитические функции для расчета выходных данных, что приводит к необходимости применения такого инструмента, как имитационное моделирование. Однако в условиях отсутствия архивных данных валидация и верификация имитационной модели с достаточной для генерации условно-реальных данных точностью труднодостижима.

Таким образом, обнаружена проблема внедрения методов искусственного интеллекта в системы управления – низкая эффективность методов генерации условно-реальных архивных данных, обеспечивающих необходимое качество полученных данных для эффективного обучения моделей искусственного интеллекта. Усовершенствовать существующие подходы к генерации условно-реальных архивных данных возможно за счет применения при построении имитационной модели оптимизационных моделей процесса дезагрегации ресурсов и объемов деятельности, многоэтапного согласования решений на основе комплекса блочных оптимизационных моделей, многоуровневой трансформации условия потенциальной эффективности сложных систем, эволюционной оптимизации входных параметров модели.

Степень научной разработанности темы

Вопросы применения и развития искусственного интеллекта в системах управления, генерации данных для обучения моделей машинного обучения применительно к сложным системам, а также управления на основе цифровых двойников широко освещены в трудах Бухановского А.В., Kosmas Alexopoulos, Nikolaos Nikolakis, George Chryssolouri, Florian Jaensch, Akos Csiszar, Christian Scheifele, Alexander Wilhelm Verl, Райкова А.Н., Варламова О.О., Кривошеева О.В., Соколовой И.С., Гальдина А.А.

Вопросам развития интеллектуального управления в сложных системах и построению структур, обеспечивающих интеграцию интеллектуальных инструментов как составляющего компонента системы, а также применению систем управления на основе методов искусственного интеллекта посвящены исследования Д. Роджерса, А. Н.

Козырева, С. Д. Кузнецова, А. И. Губинского, Б. Я. Советова, С. А. Баркалова, Д. А. Поспелова, М. Кантора, Д. Клира, А. В. Иващенко, А. Якобсона, Г. Буча, Д. Рамбо, В. И. Сумина, Ю. Ф. Тельнова, А. М. Вендорова.

Исследования по проблемам принятия решений в сложных системах на основе оптимизационных моделей нашли отражение в научных трудах отечественных и зарубежных ученых: А.А. Самарского, М.В. Келдыша, Н.Н. Моисеева, А.Н. Тихонова, Д. И. Батищева, А. М. Бершадского, В. Н. Буркова, Н. П. Бусленко, М. Б. Гузаирова, В. А. Зернова, Э. Квейда, Я. Е. Львовича, В. Г. Наводнова, Д. А. Новикова, Ю. С. Сахарова, А.Н. Крылова, В.М. Глушкова и других.

Анализ задачи обучения с учителем в условиях неопределенности обучающих выборок показывает, что данная задача не имеет полного решения в настоящее время. Особую роль качество обучения моделей искусственного интеллекта демонстрирует при решении задач систем управления, требующих моментального принятия решения. Подобные задачи возникают в многономенклатурной производственной системе при определении потенциальной возможности выполнения производственного плана.

Анализ современных исследований в области генерации условно-реальных архивных данных показывает широкий интерес к обозначенной тематике. В представленных работах по генерации табличных данных выделяется шесть основных направлений, обеспечивающих разные подходы к формированию наборов данных. Описанные случаи применения имитационной модели как инструмента генерации условно-реальных архивных данных показывают потенциал развития такого подхода, а также определяют основные нерешенные задачи. Основным недостатком предлагаемых методов и решений в анализируемом материале является отсутствие комплексных исследований по тематике генерации условно-реальных архивных данных, заключающихся в объединении этапов разработки, верификации и валидации имитационной модели, синтеза входных данных, получения наборов условно-реальных архивных данных и их применения в единую методологию.

В диссертационном исследовании рассмотрена комплексная методология применения методов искусственного интеллекта в системах управления сложными системами с использованием условно-реальных данных, направленная на решение задач принятия неотложных решений. Для демонстрации потенциала применения предлагаемых положений вводится понятие многофункциональной интеллектуальной системы, описывающей состояние многономенклатурной производственной системы в процессе внедрения методов искусственного интеллекта в систему управления.

Таким образом, **актуальность** темы диссертационного исследования определяется необходимостью повышения качества сгенерированных условно-реальных данных, обеспечивающих возможность принятия решений на основе интеграции методов искусственного интеллекта и оптимизации в системах управления сложными системами.

Тематика диссертационной работы соответствует одному из основных научных направлений Воронежского государственного технического университета «Вычислительные комплексы и проблемно-ориентированные системы управления».

Объект исследования: процессы управления сложными системами с применением методов искусственного интеллекта.

Предмет исследования: инструменты генерации условно-реальных данных, модели и алгоритмы построения условий и ограничений модели для генерации условно-реальных данных, методы и алгоритмы синтеза разнородных производственных данных.

Целью диссертационного исследования является разработка методологии комплексного применения методов искусственного интеллекта для принятия решений в управлении сложными системами в условиях неопределенности обучающих выборок с использованием условно-реальных данных.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Провести системный анализ сложных систем, отличающихся внедрением методов искусственного интеллекта и короткими периодами планирования работы.

2. Сформировать класс систем, описывающий состояние многономенклатурных производственных систем, находящихся в состоянии внедрения инструментов искусственного интеллекта в управление при недостатке архивных производственных данных.

3. Разработать структурные и оптимизационные решения, обеспечивающие интеллектуализацию управления при достижении требований управляющей среды.

4. Разработать алгоритм интеллектуализации принятия решений, обеспечивающий построение требований к имитационной модели многофункциональной интеллектуальной системы.

5. Разработать методику генерации условно-реальных данных на основе оптимизационного и имитационного моделирования.

6. Предложить методологию управления многофункциональными интеллектуальными системами на основе применения разнородных и условно-реальных архивных данных.

7. Разработать методику прогнозирования эффективности оптимизированных решений при управлении с использованием условно-реальных данных и их коррекции на основе прогностических оценок.

8. Осуществить практическую апробацию разработанных цифровых средств имитационного и оптимизационного моделирования для синтеза и генерации условно-реальных данных в задачах управления производственными процессами.

Методы исследования основаны на использовании основных положений теории управления, методов оптимизационного моделирования, блочного линейного программирования, теории информации, генетических алгоритмов, методов

имитационного моделирования, теории массового обслуживания, экспертного оценивания и искусственного интеллекта.

Тематика работы соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика в части развития методов системного анализа сложных объектов управления, совершенствования управления и принятия решений, моделирования и обработки информации: «1. Теоретические основы и методы системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта», «2. Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта», «4. Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта», «6. Методы идентификации систем управления на основе ретроспективной, текущей и экспертной информации».

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

1. Разработана формализованная структура многофункциональной интеллектуальной системы, отличающаяся многослойно-распределительной топологией и взаимодействием управляющей, ресурсной, деятельностной и мониторинговой сред за счет цифрового трансфера решений, принимаемых с использованием разнородных условно-реальных архивных данных на основе оптимизационного моделирования, а также обеспечивающая комплексное использование методов искусственного интеллекта при управлении сложными системами.

2. Сформирован комплекс оптимизационных моделей процесса дезагрегации ресурсов и объемов деятельности в многофункциональной интеллектуальной системе, отличающийся многоуровневой трансформацией условия потенциальной эффективности сложных систем и обеспечивающий интеллектуализацию управления при достижении требований управляющей среды.

3. Разработан алгоритм интеллектуализации принятия решений при дезагрегации ресурсов и объемов деятельности по видам деятельности, отличающийся реализацией многоэтапного согласования решений на основе комплекса блочных оптимизационных моделей и обеспечивающий построение требований к имитационной модели многофункциональной интеллектуальной системы.

4. Разработана методика генерации условно-реальных данных с использованием имитационной модели для принятия решений при управлении многофункциональной интеллектуальной системой, отличающаяся эволюционным алгоритмом оптимизации входных значений и обеспечивающая сбалансированность получаемого набора условно-реальных данных.

5. Предложена методология управления многофункциональными интеллектуальными системами, отличающаяся применением комбинации методов интеллектуализации принятия решений при дезагрегации ресурсов и объемов деятельности, имитационного моделирования как инструмента генерации наборов условно-реальных архивных производственных данных для моделей машинного обучения, искусственного интеллекта при анализе текстовых структур естественного языка и прогнозировании развития многофункциональной системы, и обеспечивающая повышение эффективности применения методов искусственного интеллекта в системах управления многофункциональными интеллектуальными системами.

6. Разработана методика прогнозирования эффективности решений и их коррекции, отличающаяся использованием результатов предиктивной аналитики данных мониторинга и имитационного эксперимента для обратного цифрового трансфера в управляющую среду и обеспечивающая обратную связь при управлении в многофункциональной интеллектуальной системе.

Теоретическая значимость заключается в развитии теоретических основ применения технологий искусственного интеллекта в управлении сложными системами с использованием разнородных и условно-реальных архивных данных.

Практическая значимость заключается в разработке программного комплекса оценки эффективности принимаемых решений на основе имитационного моделирования и искусственного интеллекта для систем управления промышленных предприятий.

Достоверность и обоснованность результатов

Достоверность представленных в диссертационной работе результатов подтверждается корректным использованием комбинаций методов: системного анализа, оптимизационного моделирования, блочного линейного программирования, теории информации, имитационного моделирования, экспертного оценивания и искусственного интеллекта, а также непротиворечивостью и согласованностью с известными фактами и исследованиями в рассматриваемой области.

Положения, выносимые на защиту:

1. Формализованная структура многофункциональной интеллектуальной системы, за счет многослойно-распределительной топологии и комбинации имитационного и оптимизационного моделирования, позволяет реализовать эффективное управление с использованием методов искусственного интеллекта.

2. Комплекс оптимизационных моделей процесса дезагрегации ресурсов и объемов деятельности в многофункциональной системе позволяет, путем многоуровневой трансформации условия потенциальной эффективности сложных систем, обеспечить достижение требований управляющей среды.

3. Алгоритм интеллектуализации принятия решений обеспечивает формирование требований к построению имитационной модели многофункциональной интеллектуальной системы на основе многоэтапного согласования решений.

4. Методика генерации условно-реальных данных для принятия решений позволяет обеспечить сбалансированность наборов условно-реальных данных за счет использования имитационного моделирования и эволюционного алгоритма.

5. Методология управления многофункциональными интеллектуальными системами обеспечивает интеграцию интеллектуальных методов дезагрегации ресурсов и объемов деятельности, имитационного моделирования, методов искусственного интеллекта, а также синтеза разнородных производственных данных и условно-реальных данных.

6. Методика прогнозирования эффективности решений и их коррекции позволяет использовать результаты предиктивной аналитики данных мониторинга и имитационного эксперимента для обеспечения цифровой обратной связи при управлении в многофункциональных интеллектуальных системах.

Результаты внедрения. Основные результаты диссертации использованы в производственной и проектной деятельности филиала ПАО «Ил» - ВАСО. Разработанная система управления, на основе имитационного и оптимизационного моделирования, обеспечивает возможность согласования плановых объемов производства и фактически доступных ресурсов, что обеспечивает точность производственного планирования на заданный период.

Разработанные методы, математические модели и алгоритмы предиктивного анализа использованы в исследовательской работе по управлению ресурсом ядерно-энергетического оборудования атомной электростанции. Апробация работы проводилась на базе филиала АО «Концерн Росэнергоатом» Нововоронежской АЭС (НВ АЭС). Материалы диссертации использованы в программах дисциплин «Системы искусственного интеллекта», «Прототипирование в ИТ-проектах» по направлению подготовки 09.03.02 Информационные системы и технологии, а также при подготовке выпускных квалификационных работ по направлениям подготовки 09.03.02 Информационные системы и технологии, 09.04.02 Информационные системы и технологии.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на: Международной научно-практической конференции «Техника и технологии: пути инновационного развития» (Курск, 2011), XV-XX международной научно-методической конференции «Информатика: проблемы, методология, технологии» (Воронеж, 2015-2020), Международной научно-практической конференции «Современные инновации в науке и технике» (Курск, 2016), Международной научно-практической конференции «Системы управления жизненным циклом изделий

авиационной техники: актуальные проблемы, исследования, опыт внедрения и перспективы развития» (Ульяновск, 2016 год), Международной научно-практической конференции «Наука – производству» (Мурманск, 2016), Международной научно-технической конференции «Новые технологии в научных исследованиях, проектировании, управлении, производстве» (Воронеж, 2017), Международной научно-практической конференции «Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн» (Тамбов, 2018), 13th International Symposium "Intelligent Systems", INTELS 2018 (Санкт-Петербург, 2018), Всероссийском межотраслевом молодёжном конкурсе научно-технических работ и проектов «Молодёжь и будущее авиации и космонавтики» (Москва, 2018-2019), Всероссийской научно-практической конференции по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности «ИММОД-2019» (Екатеринбург, 2019), III International conference on advanced technologies in materials science, mechanical and automation engineering MIP: ENGINEERING-III (Красноярск, 2021), III International conference on applied physics, information technologies and engineering - APITECH-III 2021 (Красноярск, 2021), II Отраслевой научно-практической конференции «Созвездие Роскосмоса: траектория науки» (Красноярск, 2023), Всероссийской научной конференции перспективных разработок «Инновационный потенциал развития общества: взгляд молодых ученых» (Курск, 2023), Всероссийской научно-практической конференции «Системная трансформация – основа устойчивого инновационного развития» (Оренбург, 2023).

Публикации. Результаты диссертационной работы отражены в 70 научных работах, в т.ч. в 26 статьях из перечня ВАК, 8 статьях в изданиях, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science, 3-х зарегистрированных программах для ЭВМ.

Личный вклад автора. Все результаты, представленные в диссертации, получены автором самостоятельно и при его непосредственном участии. Все совместные публикации и работы выполнены под руководством автора, а также выделяется ведущая роль автора в постановке задач, организации исследований, разработке программных методов и анализе результатов. В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в конце автореферата, лично автором получены следующие результаты: [2-3] – взаимодействие компонентов многофункциональной системы, методы обработки тестовой информации, архитектура мониторинговой среды; [5, 8] – структура многофункциональной системы, алгоритмы и методы деагрегации ресурсов и объема деятельности; [11-12, 22, 28, 32-33, 46, 49] – методы управления, оператор скрещивания генетического алгоритма, применение методов машинного обучения для прогнозирования выполнения производственного плана, методы генерации условно-реальных данных; [13-14, 17, 29-31, 42-43, 45, 53-54] – алгоритмы оптимизации, разработка принципов формирования имитационных моделей, описание иерархической структуры имитационной модели, принципы оптимизации имитационных моделей с

применением программных интерфейсов; [16, 45] – методология интеграции результатов имитационного моделирования на цеховой уровень, разработка программных клиентов; [18-19, 13, 23-26, 34-35, 47-48, 51-52, 56-66, 68] – описание разработки имитационных моделей производственных систем, алгоритмы и методы оптимизации производственных систем, алгоритмы формирования цикловых графиков для мониторинга результатов деятельности производственных систем; [28] – методика построения единого информационного пространства; [40] – анализ применимости инструментов предиктивной аналитики; [36, 38] – алгоритм сбора текстовых структур, методика использования текстовых структур в анализе системы управления.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, шести глав, заключения, списка литературы и приложения. Диссертация изложена на 295 страницах, содержит 126 рисунков и 12 таблиц. Список литературы включает 255 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, цель и задачи исследования, научная новизна, теоретическая и практическая значимость, сформулированы положения, выносимые на защиту.

В первой главе проведен системный анализ современного уровня развития сложных систем на примере многономенклатурной производственной системы и выделен класс многофункциональных интеллектуальных систем, проведен анализ методов генерации условно-реальных данных, выделена роль оптимизационных методов в управлении сложными системами.

Анализ производственных систем, находящихся в состоянии внедрения методов искусственного интеллекта в системы управления, позволил предложить классификацию охвата производственной системы методами искусственного интеллекта и класс многофункциональных интеллектуальных систем (МФИС).

Определена и описана системная проблема применения методов искусственного интеллекта при управлении МФИС – нехватка реальных архивных данных. Проведенный обзор существующих решений обозначенной проблемы показал возможность применения условно-реальных архивных данных, получаемых путем применения метода возмущения и дальнейшего проведения экспериментов на имитационной модели. Однако анализ данной проблематики не обнаружил способов построения имитационной модели, обеспечивающих достаточную степень ее валидации и верификации при генерации условно-реальных данных. Исследование проблемы нехватки архивных данных для применения методов искусственного интеллекта при управлении МФИС позволило обосновать структуру методологии, предназначенной для управления с использованием условно-реальных архивных данных и представленной на рисунке 1.



Рисунок 1 – Структура методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами

Концепция управления МФИС с использованием условно-реальных данных, являющаяся основой методологии, базируется на принципах системного анализа и обеспечивает решение обозначенной системной проблемы.

Комплексность решаемой системной проблемы и принцип конечной цели объясняют необходимость формирования нового класса систем – многофункциональных интеллектуальных систем, обеспечивающих методологическую комбинацию входящих в концепцию элементов и утверждение единого управляющего центра. Слабая формализуемость рассматриваемых систем диктует необходимость разработки структурных и оптимизационных решений, основанных на принципе модульности, а также использования оптимизационного моделирования для дезагрегации ресурсов и объемов деятельности и использования результатов дезагрегации при построении имитационной модели. Неопределенность системной проблемы, заключающаяся в недостатке достоверных данных о работе системы, приводит к необходимости разработки методов и алгоритмов генерации условно-реальных данных с использованием имитационного моделирования. Неоднозначность системной проблемы заключается в большом количестве вариантов развития системы, требующих комбинации входящих в концепцию методов с учетом трансфера решений, принятых единым управляющим центром для каждого функционального направления.

В заключении первой главы сформулированы задачи исследования.

Во второй главе осуществлено формирование структурной и оптимизационных задач при управлении с использованием условно-реальных данных в многофункциональных интеллектуальных системах (МФИС).

Решение структурной и оптимизационных задач через применение их решений при построении имитационной модели влияет на принятие решений в системе управления сложной системой и реализацию возможности генерации условно-реальных данных, что является одним из компонентов предложенной методологии управления. Эффективность принятия решений при управлении сложной системой существенным образом зависит от её структуры S , топология которой определяется характером объединения экспертов в организационное целое посредством различного рода связей.

К отдельному классу следует отнести сложно структурированные современные системы, возникающие на базе цифровых и интеллектуальных платформ в разнообразных сферах деятельности. Такие системы будем называть интеллектуальными, относя к ним сложные системы, в которых взаимодействие управляющей и деятельностной сред осуществляется посредством цифрового трансфера решений, принимаемых на основе интеллектуальных методов и процедур. В отличие от традиционных, структура многофункциональной интеллектуальной системы имеет многослойно-распределенную топологию. В первом слое – управляющей среде – задаются граничные требования для последующей дезагрегации интегрального уровня ресурсов V^0 и объема деятельности X^0 . Второй слой – ресурсная среда – связан с распределением интегрального V^0 по $n = \overline{1, N}$ видам ресурсов - V_n^0 . Третий слой – цифровая среда интеллектуализации обработки, моделирования и анализа эффективности принимаемых решений – является базовым в

интеллектуальной системе и обеспечивает цифровой трансфер решений по дезагрегации характеристик $V_n^0, n = \overline{1, N}$ и X^0 в соответствии с $i = \overline{1, I}$ функциональных направлений в четвертый слой – деятельностьную среду. Одним из наиболее важных компонентов цифровой среды является имитационная модель, используемая как для формирования точного плана работы, так и для генерации условно-реальных данных. Для формирования требований к имитационной модели определяется следующая последовательность решений: распределение $V_n^0, n = \overline{1, N}$ и X^0 с привязкой к функциональным направлениям $V_n^i, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}$ и $X^i, i = \overline{1, I}$; распределение $V_n^i, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}$ и $X^i, i = \overline{1, I}$ по $m = \overline{1, M}$ видам деятельности - $V_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ и $X_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$. Для формирования обратной связи с управляющей средой используется пятый слой – мониторинговая среда и организуется обратный цифровой трансфер в управляющую среду.

Кроме многослойности, при структуризации управления процессом дезагрегации ресурсов и объемов деятельности учитывается ряд особенностей.

1. Разнообразие компонентов каждого слоя МФИС.

Компонентами ресурсной среды являются виды ресурсов, определяемые нумерационным множеством $n = \overline{1, N}$; цифровой среды – функциональные направления $i = \overline{1, I}$; деятельностьной среды – виды деятельности $m = \overline{1, M}$.

2. Формирование управляющим центром исходных данных для принятия и реализации управленческих решений. К таким данным относятся:

V^0 – граничный объем ресурсного обеспечения;

X^0 – граничный объем деятельности.

3. Системообразующий характер функциональных направлений цифровой среды интеллектуализации обработки, моделирования и анализа информации.

Функциональные направления, реализуемые цифровыми интеллектуальными сервисами, играют роль межслойного интегратора управленческих решений по интенсивности использования ресурсов и объемов деятельности и их согласованию с граничными характеристиками и требованиями к $j = \overline{1, J}$ показателям эффективности деятельности МФИС

$$f_j \geq f_j^0, j = \overline{1, J}, \quad (1)$$

где f_j^0 - заданный уровень j –го показателя.

4. Распределительный характер использования ресурсов и выполнения объемов деятельности МФИС.

Распределительный характер приводит к необходимости организовать несколько этапов дезагрегации граничных объемов:

$$V^0 \text{ по } V_n, n = \overline{1, N},$$

где V_n – граничный объем n -го вида ресурса;

$$V_n \text{ по } V_{nm}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N},$$

где V_n^i – объем n -го вида ресурса, привлекаемый через i -ое функциональное направление для реализации m -го вида деятельности;

$$X^0 \text{ по } X^i, i = \overline{1, I},$$

где X^i – объем деятельности, установленный через i -е функциональное направление;

$$X^i \text{ на } X_{mn}^i, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N},$$

где X_{mn}^i – объем m -го вида деятельности, выполняемого за счет n -го вида ресурса, привлекаемого через i -е функциональное направление.

5. Использование условно-реальных данных при принятии решений в системах управления МФИС.

Предложена структура многофункциональной интеллектуальной системы, представленная на рисунке 2.

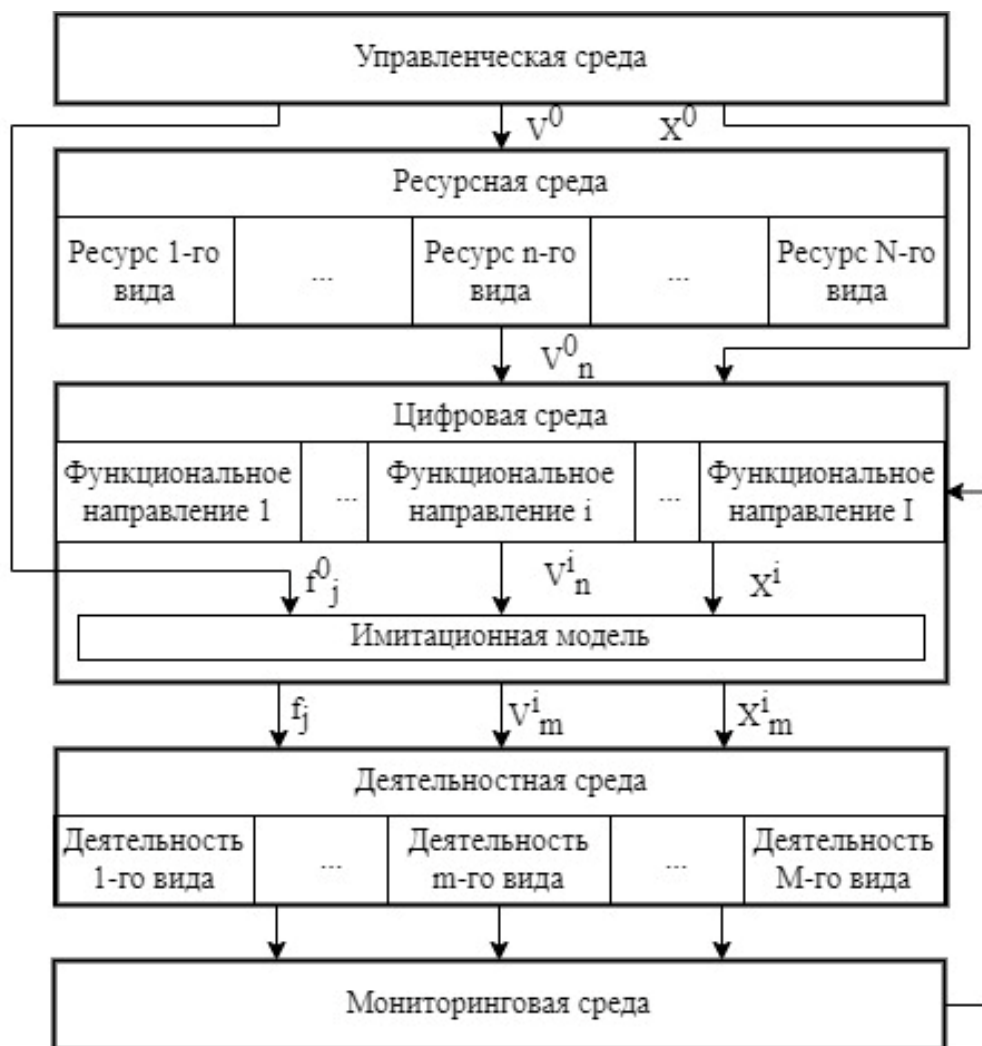


Рисунок 2 – Структурная схема многофункциональной интеллектуальной системы

Таким образом, предложена формализованная структура многофункциональной интеллектуальной системы, отличающаяся многослойно-распределительной топологией

и взаимодействием управляющей, ресурсной, деятельностной и мониторинговой сред за счет цифрового трансфера решений, принимаемых на основе оптимизационного моделирования, а также обеспечивающая комплексное использование методов искусственного интеллекта при управлении сложными системами. Описанная структура характеризует системы, управление в которых возможно с применением новой предложенной методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами.

С учетом перечисленных особенностей многослойно-распределительной топологии под процессом дезагрегации понимается процесс разделения граничных объемов ресурсов и деятельности в соответствии со структурной схемой, приведенной на рисунке 2.

Базовой задачей управления МФИС со структурой S является задача дезагрегации ресурсов $V_n^0, n = \overline{1, N}$ при реализации деятельностными элементами интегрального объема X^0 путем дезагрегации по видам деятельности и ресурсов с показателями эффективности деятельности $f_j^0, j = \overline{1, J}$. Связь между характеристиками рассматриваемой задачи оценивается в рамках теории потенциальной эффективности сложных систем на основе оптимального условия дезагрегации:

$$X_{mn}^* = F(S, X^0, V_{mn}) = \max (X_{mn}^* \subset X^0/S) \min (V_{mn}^* \subset V_n^0), \quad (2)$$

где $F(\cdot)$ – обозначение глобальной функции эффективности сложной системы, отражающей взаимосвязь локальных показателей $f_j, j = \overline{1, J}$;

X_{mn}^* – оптимальная дезагрегация граничного объема деятельности X^0 для сложной системы со структурой S при выполнении m -го ($m = \overline{1, M}$) вида деятельности с использованием n -го ($n = \overline{1, N}$) вида ресурса;

V_{mn}^* – оптимальная дезагрегация граничного уровня ресурсов V^0 при выполнении X_{mn}^* объема m -го ($m = \overline{1, M}$) вида деятельности.

Условие (2) определяет, что оптимальная дезагрегация направлена на максимизацию эффективности системы S при обеспечении объема деятельности X^0 с минимальными затратами использования ресурсов V^0 , что обеспечит построение имитационной модели с оптимальными характеристиками. Для реализации условия (2) сформирован комплекс задач многоуровневой оптимизации.

Уровень 1. Требуется решение следующих задач:

- дезагрегация граничного уровня ресурсов и объема деятельности X^0 по видам ресурсного обеспечения $V_n^0, n = \overline{1, N}$;

- дезагрегация V_n^0 на объемы ресурсов, привлекаемых через i -е функциональное направление для реализации деятельности МФИС $V_n^{0i}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}$;

- дезагрегация X^0 на объемы деятельности, установленные через i -е функциональное направление $X^i, i = \overline{1, I}$.

Для постановки и решения первой задачи необходимо на экспертном уровне оценить потребности в n -м виде ресурсного обеспечения V_n , $n = \overline{1, N}$. Для постановки и решения второй задачи – определить значимость ресурса, привлекаемого через i -е функциональное направление по X_n^i , $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$; третьей – приоритетность управления через i -е функциональное направление.

Уровень 2. Дезагрегация ресурсов V_n^{0i} по видам деятельности V_{mn}^i , $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$, обеспечивающих влияние на показатели f_j , $j = \overline{1, J}$ по достижению ими заданных требований f_j^0 , $j = \overline{1, J}$.

Для постановки и решения задачи второго уровня необходима следующая исходная информация:

- статистическая информация для вычисления значений удельных операционных затрат на привлечение n -го вида ресурсного обеспечения через i -е функциональное направление для реализации m -го вида деятельности C_{mn}^i , $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$;
- экспертная информация для оценки коэффициентов влияния ресурсов, привлекаемых через i -е функциональное направление для реализации m -го вида деятельности, на изменение j -го показателя O_{mj}^i , $m = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, I}$, $j = \overline{1, J}$.

Уровень 3. Дезагрегация объемов деятельности X^i , $i = \overline{1, I}$ по видам деятельности с учетом n -го вида ресурса, X_{mn}^i , $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$.

Для решения задачи третьего уровня необходима следующая информация:

- статистическая информация для вычисления производительности процесса реализации m -го вида деятельности на основе n -го вида ресурсного обеспечения, привлекаемого через i -е функциональное направление d_{mn}^i , $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$;
- экспертная информация для оценки коэффициентов потребности n -го вида ресурсного обеспечения, привлекаемого через i -е функциональное направление, на единицу объема m -го вида деятельности g_{mn}^i , $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$, $i = \overline{1, I}$.

Уровень 4. Анализ эффективности реализаций функциональных направлений цифровой среды при интеллектуализации принятия решений. На этом уровне выделяются базовые компоненты цифрового трансфера: текстовые структуры, средства имитационного и оптимизационного моделирования, и исследуется возможность формирования процедур оценивания их характеристик.

Уровень 5. Интеллектуализация прогнозирования эффективности оптимизированных решений и их коррекции на основе прогностических оценок. Данный уровень обеспечивает обратную связь с управляющей средой по результатам мониторинга и имитационного эксперимента с использованием предиктивной аналитики и методов искусственного интеллекта.

Построены оптимизационные модели для решения перечисленных задач. Показано, что для задач второго и третьего уровней, определяющих решения по

управлению деятельностной средой, оптимизационные модели представляют собой задачи блочного линейного программирования.

В задаче второго уровня объединены формализованные описания экстремального требования, направленного на минимизацию затрат при реализации принятых решений и граничных требований, связанных с выполнением (1) и ограниченным уровнем ресурсов.

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N C_{mn}^i V_{mn}^i \rightarrow \min, \\
 & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mnj}^i V_{mn}^i \geq f_j^0, j = \overline{1, J}, \\
 & \sum_{m=1}^M V_{mn}^i \leq V_n^{0i}, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}, \\
 & V_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N},
 \end{aligned} \tag{3}$$

где C_{mn}^i – величина удельных операционных затрат при привлечении n -го вида ресурса через i -е функциональное направление для выполнения m -го вида деятельности, полученная на основе статистической обработки результатов мониторинга, a_{mnj}^i – коэффициент влияния привлечения n -го вида ресурса через i -е функциональное направление для выполнения m -го вида деятельности на j -й показатель эффективности, полученный на основе экспертного оценивания.

В задаче третьего уровня объединены формализованные описания экстремального требования, направленного на максимизацию производительности, и граничных, связанных с ограниченными уровнями ресурсов в рамках решения задачи (3), объемов деятельности:

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N d_{mn}^i X_{mn}^i \rightarrow \max, \\
 & g_{mn}^i X_{mn}^i \leq V_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, \\
 & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M X_{mn}^i \geq X^i, i = \overline{1, I}, \\
 & X_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}.
 \end{aligned} \tag{4}$$

Таким образом, сформирован комплекс оптимизационных моделей процесса дезагрегации ресурсов и объемов деятельности в МФИС, реализующий предложенную методологию управления МФИС, отличающийся многоуровневой трансформацией условия потенциальной эффективности сложных систем и обеспечивающий интеллектуализацию управления при достижении требований управляющей среды.

Третья глава посвящена разработке алгоритмов интеллектуализации принятия решений на основе оптимизационных и имитационных моделей.

В рамках первой задачи первого уровня применяются экспертные оценки потребности и значимости каждого вида ресурса для последующей цифровой трансформации решений, принятых с использованием этих оценок. Показано, что экспертное оценивание с использованием разных распределительных механизмов приводит к альтернативности решений $V_{nl}^0, n = \overline{1, N}, l = \overline{1, 3}$. Сформирована оптимизационная модель второй задачи первого уровня:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^I h_n^i V_n^{0i} &\rightarrow \max, \\ \sum_{i=1}^I V_n^{0i} &\leq V_{nl}^0, n = \overline{1, N}, l = \overline{1, 3}, \\ V_n^{0i} &\geq 0, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}, \end{aligned} \quad (5)$$

где $h_n^i, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}$ – экспертные оценки приоритетности трансфера решения $V_{nl}^0, n = \overline{1, N}, l = \overline{1, 3}$ через i -й цифровой сервис,

$$0 \leq h_n^i \leq 1, \sum_{i=1}^I h_n^i = 1, n = \overline{1, N}.$$

Предложен алгоритм оптимизационного моделирования и принятия решений при интеллектуализации управления процессом дезагрегации видов ресурсов, приведенный на рисунке 3.

Обоснованы формализованные описания экстремального и граничного требований, позволяющие перейти к следующей оптимизационной модели третьей задачи первого уровня:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^I b^i X^i &\rightarrow \max, \\ \sum_{i=1}^I X^i &\leq X^0, \\ g_n^i X^i &\leq V_n^{i*}, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}, \\ X^i &\geq 0, i = \overline{1, I}, \end{aligned} \quad (6)$$

где b^i – экспертные оценки приоритетности управления объемом деятельности через i -й цифровой сервис

$$0 \leq b^i \leq 1, \sum_{i=1}^I b^i = 1;$$

g_n^i – удельная потребность в ресурсе $V_n^{i*}, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}$ при получении объема деятельности $X^i, i = \overline{1, I}$.

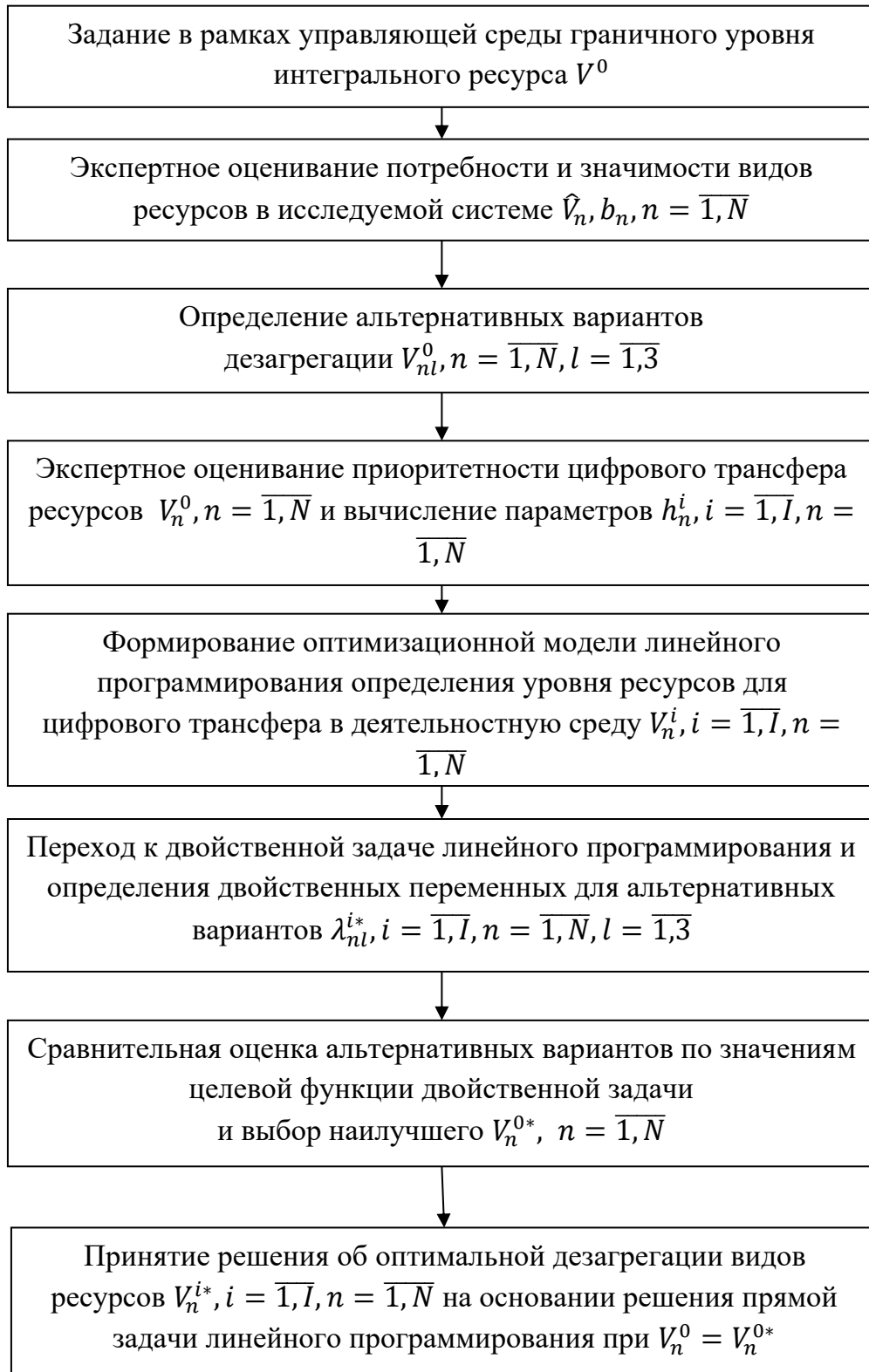


Рисунок 3 – Структурная схема алгоритма интеллектуализации и принятия решения при управлении процессом дезагрегации по видам ресурсов

Определена необходимость трансформации постановок задач блочного линейного программирования (3), (4) в комплекс блочных оптимизационных моделей. В случае задачи (3) предложено построить оптимизационные модели для следующих блоков:

первый – управляющая среда, дополненная трансферными сферами: ресурсной и цифровой; второй – деятельностная среда.

Оптимизационная модель первого блока имеет вид:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N C_{mn}^i V_{mn}^i \rightarrow \min, \\ & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mnj}^i V_{mn}^i \geq f_j^0, j = \overline{1, J}, \\ & V_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}. \end{aligned} \quad (7)$$

На каждой итерации решения задачи (7) определяются оценки значимости привлечения n -го вида ресурса через i -й цифровой сервис для выполнения m -го вида деятельности $\omega_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$.

Тогда оптимизационная модель второго блока:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \omega_{mn}^i V_{mn}^i \rightarrow \max, \\ & \sum_{m=1}^M V_{mn}^i \leq V_n^{0i}, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}, \\ & V_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}. \end{aligned} \quad (8)$$

В случае задачи (4) рассмотрено построение оптимизационных моделей для следующих блоков: первый – деятельностная среда, дополненная трансферными средами ресурсной и цифровой, второй – управляющая среда.

Сформирована оптимизационная модель первого блока:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N d_{mn}^i X_{mn}^i \rightarrow \max, \\ & g_{mn}^i X_{mn}^i \leq V_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, \\ & X_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}. \end{aligned} \quad (9)$$

В оптимизационную модель второго блока включены формализованные описания экстремального требования по минимизации критичности ресурсов при дезагрегации объемов деятельности и граничные, направленные на учет интересов управляющей среды организовать через i -й цифровой сервис достижение объема деятельности больше $X^{oi}, i = \overline{1, I}$.

В результате имеем:

$$\sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \lambda_{mn}^i X_{mn}^i \rightarrow \min,$$

$$\sum_{i=1}^M \sum_{m=1}^M X_{mn}^i \geq X_0^i, i = \overline{1, I}, \quad (10)$$

$$X_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N},$$

где $\lambda_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ - оценки степени критичности ресурса $V_{mn}^i, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ для каждого вида деятельности.

Оптимизационные модели (7)-(10) являются основой построения многоэтапной процедуры интеллектуализации принятия решений при управлении дезагрегацией ресурсов и объемов деятельности в интеллектуальной системе. При этом решения с использованием каждой модели должны быть согласованы по блокам и в рамках условия (2). Поблочное согласование в задаче дезагрегации ресурсов осуществлено с использованием метода Данцига-Вульфа, а объемов деятельности – метода Корнаи-Липтака. Результатом итерационного процесса решения первой задачи являются значения ресурсов $V_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$, которые используются в качестве граничных требований при получении решения второй задачи $X_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$.

На k -й итерации получаем решение $X_{mn}^{i(k)}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ и определяем число ограничений, для которых обеспечивается сбалансированность объема деятельности $X_{mn}^{i(k)}$ с уровнем ресурса $V_{mn}^{i(k)}$:

$$g_{mn}^i X_{mn}^{i(k)} = V_{mn}^{i(k)}. \quad (11)$$

На основе вычислительного эксперимента показано, что алгоритмические схемы методов Данцига-Вульфа и Корнаи-Липтака для разных размерностей оптимизируемых переменных и ограничений позволяют получить оптимальное решение за конечное число итераций K . Полученные решения используются для разработки, верификации и валидации имитационной модели.

Общее число ограничений вычисляется как произведение $I * M * N$. Используя экспертное правило большинства будем считать, что сбалансированность ресурсов и объемов деятельности обеспечивается при условии:

$$R^{(K)} = \chi(I * M * N), \quad (12)$$

где $R^{(K)}$ – число равенств (12) на k -й итерации многоэтапной процедуры, $0,5 < \chi < 1$ – коэффициент, который устанавливается на экспертном уровне.

Таким образом, разработан алгоритм интеллектуализации принятия решений при дезагрегации ресурсов и объемов деятельности по видам деятельности, отличающийся реализацией многоэтапного согласования решений на основе комплекса блочных оптимизационных моделей и обеспечивающий построение требований к функциональным направлениям имитационной модели, что является основой для применения методики генерации условно-реальных данных предложенной новой методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами.

В четвертой главе приведены результаты исследования, ориентированные на анализ эффективности реализации функциональных направлений цифровой среды интеллектуальной обработки, моделирования и анализа принимаемых решений в рамках предлагаемой методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами.

В результате многоэтапной процедуры интеллектуализации принятия решений при управлении дезагрегацией ресурсов и объемов деятельности в МФИС обеспечивается сбалансированность объема деятельности $X_{mn}^{i(k)}$ с уровнем ресурсов $V_{mn}^{i(k)}$. Сбалансированные уровни объемов деятельности и объемов ресурсов используются для построения имитационной модели, являющейся важной составляющей цифровой среды. Имитационная модель в цифровой среде выполняет две ключевые функции: обеспечивает генерацию условно-реальных данных для обучения моделей искусственного интеллекта и выполняет построение точного оперативного плана работы МФИС, что является одним из разделов новой методологии управления МФИС. На рисунке 4 представлена схема формирования имитационной модели.

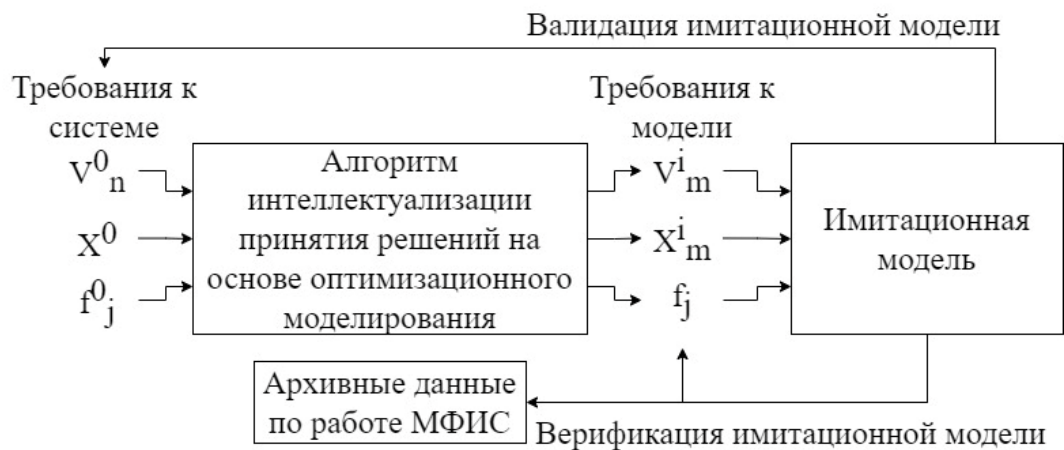


Рисунок 4 – Схема формирования имитационной модели

Согласно схеме, представленной на рисунке 4, алгоритм интеллектуализации принятия решений, на основе оптимизационного моделирования, формирует требования к модели на основании требований к системе. Для формирования функциональных направлений модели, имитирующих функции реальной системы, используются объемы деятельности и объемы ресурсов, распределенные по видам работ, что обеспечивает возможность верификации имитационной модели отдельно по функциональным направлениям системы. Ключевая точка верификации модели – показатели эффективности, распределенные по функциональным направлениям. В случае накопления достаточного объема архивных данных по функциональному направлению – эти данные также применяются для верификации модели. Валидация разработанной имитационной модели осуществляется в соответствии с требованиями, предъявляемыми к системе. Обеспечение выполнения предъявляемого интегрального объема деятельности

с использованием интегрального объема ресурсов при выполнении показателей эффективности системы показывает валидность созданной имитационной модели.

В соответствии с первой функцией имитационной модели предложен алгоритм генерации условно-реальных данных, являющийся составляющим методики генерации условно-реальных данных, блок-схема которого представлена на рисунке 5.

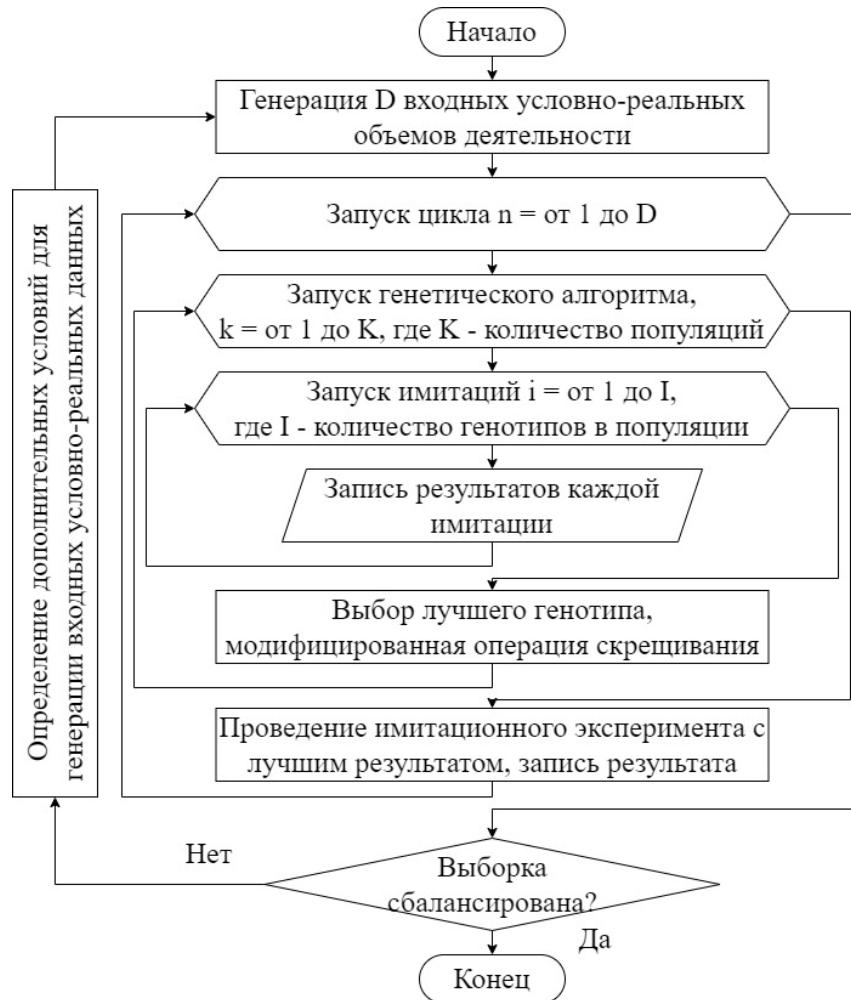


Рисунок 5 – Блок-схема алгоритма формирования условно-реальных данных

Генерация входных условно-реальных объемов деятельности обеспечивается методом возмущения. Метод возмущения наиболее применим в условиях отсутствия архивного набора реальных данных и позволяет построить входные наборы условно-реальных данных, наиболее соответствующие реальным.

Для выбора оптимального плана выполнения условно-реального объема деятельности применяется генетический алгоритм и модифицированный оператор скрещивания. В соответствии с каждым входным потоком условно-реальных данных и оптимизированным планом работы осуществляется имитационный прогон. По результатам имитационного прогона собирается и записывается вся информация о работе имитации системы в набор условно-реальных данных. Для определения дополнительных

условий формирования сбалансированной выборки проводится анализ распределения значений полученного набора условно-реальных данных

Вторая функция имитационной модели – обеспечение оптимального плана работы реальной системы. Фактически, задача расчета оптимального плана представляет собой один эксперимент по формированию набора условно-реальных данных. Имитационная модель позволяет оценить эффективность реализации функциональных направлений при полученных результатах процедуры интеллектуализации решений.

Каждое функциональное направление деятельности среды применяет определенный набор текстовых структур, отличающийся семантическим содержанием, что не позволяет построить аналитическую процедуру оценки эффективности преобразования решения в текстовую структуру. Для оценки эффективности формирования текстовой структуры и ее коррекции в работе предложено базовое решение по организации классификации текстовых структур по классам, являющееся универсальным для всех МФИС. Описаны этапы подготовки данных в условиях ограниченных вычислительных ресурсов и пути развития интеллектуальной системы определения класса текстовой структуры. Проведена апробация предлагаемой оценки соответствия формирования текстовой структуры на реальных данных и показана эффективность предлагаемого решения, что является одной из составляющих методики прогнозирования эффективности решений и их коррекции, входящей в состав новой предложенной методологии управления МФИС.

Таким образом, разработана методика генерации условно-реальных данных с использованием имитационной модели для принятия решений при управлении многофункциональной интеллектуальной системой, отличающаяся применением эволюционного алгоритма оптимизации входных значений, и обеспечивающая сбалансированность получаемого набора условно-реальных данных. Разработанная методика обеспечивает связь методов и инструментов новой методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами с использованием условно-реальных данных.

Пятая глава посвящена разработке методики интеллектуализации прогнозирования эффективности оптимизированных решений и их коррекции на основе прогностических оценок, а также разработке схемы применения предложенной методологии управления МФИС с использованием условно-реальных данных на основе оптимизационного моделирования.

Методика интеллектуализации прогнозирования эффективности оптимизированных решений базируется на проведении процедуры, которая разделяется на четыре составляющие, обеспечивающие эффективное управление МФИС:

- первая составляющая процедуры представляет собой прогнозирование факторов, влияющих на объем операционных затрат в МФИС, и используется в корректировке

результатов процедуры интеллектуализации принятия решений при управлении дезагрегацией ресурсов и объемов деятельности;

- вторая составляющая заключается в получении недостающих статистических данных мониторинговой среды путем генерации условно-реальных данных и использовании их в имитационном моделировании;

- третья составляющая процедуры предполагает прогнозирование состояния отдельных компонентов деятельностной среды с целью выявления вероятности возникновения внештатных ситуаций и снижений рисков невыполнения заданного объема деятельности;

- четвертая составляющая обеспечивает использование данных мониторинговой среды для постоянного контроля эффективности принятых решений и определения направления изменения принятых решений при необходимости.

Значимость первой составляющей определяется точностью прогнозирования операционных затрат, которые напрямую влияют на дезагрегацию ресурсов по видам деятельности. Статистическая информация по операционным затратам используется при решении (7) и неточная информация вносит ошибку во всю процедуру интеллектуального управления МФИС.

Результатом решений с использованием оптимизационных моделей, которые являются основой построения многоэтапной процедуры интеллектуализации принятия решений при управлении дезагрегацией ресурсов и объемов деятельности в предложенной методологии управления МФИС, представляются сбалансированность объема деятельности $X_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ с уровнем ресурса $V_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$. Задача предиктивной аналитики – определить результат работы МФИС при полученном решении:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*}) = f'_j, \quad (13)$$

где F – модель предиктивной аналитики, $f'_j, j = \overline{1, J}$ – прогнозные показатели эффективности функционирования МФИС.

При этом, оптимальное функционирование МФИС определяется выполнением условия:

$$f'_j \geq f_j^0, \quad (14)$$

где $f_j^0, j = \overline{1, J}$ – показатели эффективности функционирования МФИС, заданные управляющим центром.

Простой компонентов МФИС – незапланированное время простоя, требующее использование избыточных ресурсов. Расчет и трансфер управленческих решений осуществляется на целевой промежуток времени T^0 . По каждому виду деятельности $m = \overline{1, M}$ и компоненту МФИС $k = \overline{1, K}$, экспертом задается время простоя $T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}$. Общее прогнозное время простоя компонентов МФИС T' определяется как:

$$T' = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M T'_{km} - T_{km}^0,$$

где $T'_{km}, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}$ – прогнозные время простоя k -го компонента при выполнении m -го вида деятельности.

Таким образом, вторая задача предиктивной аналитики:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = T'.$$

Вторая задача может быть уточнена при необходимости прогнозирования простоя каждого компонента МФИС в отдельности:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = T'_{km}. \quad (15)$$

Для определения оптимальности функционирования МФИС, с учетом времени простоя компонентов, требуется проверка условия:

$$T'_{km} \leq T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}. \quad (16)$$

Планируемый объем ресурсов для заданного объема деятельности должен соответствовать показателям эффективности функционирования МФИС.

Третья задача предиктивной аналитики в МФИС – определение избыточного объема ресурсов V'_{nm} по каждому виду ресурса $n = \overline{1, N}$, привлекаемому через функциональное направление $i = \overline{1, I}$ для выполнения деятельности $m = \overline{1, M}$. Для этого требуется вычислить разницу между планируемыми и фактически затраченными объемами ресурсов:

$$V' = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |V_{nm}^{i'} - V_{nm}^{i0}|.$$

Таким образом, в результате работы модели предиктивной аналитики требуется определить:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = V_{nm}^{i'}. \quad (17)$$

Условие оптимальности функционирования МФИС с учетом использования избыточного или недостаточного объема ресурсов:

$$V_{nm}^{i'} = V_{nm}^{i0} * h_{nm}^i, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}, \quad (18)$$

где h_{nm}^i – коэффициент, определяющий допустимую погрешность в прогнозировании использования ресурса $n = \overline{1, N}$, привлекаемого через функциональное направление $i = \overline{1, I}$ при выполнении работы $m = \overline{1, M}$.

Решение задач (13), (15), (17) позволяет оценить оптимальность проведения интеллектуальной процедуры дезагрегации ресурсов V^0 и объемов деятельности X^0 по видам деятельности $m = \overline{1, M}$. Объединение условий (14), (16), (18) и оптимизационной модели (3) формируют новую оптимизационную модель снижения операционных затрат на основе результатов предиктивной аналитики:

$$\begin{aligned}
& \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M C_m^i V_m^i \rightarrow \min, \\
& \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M A^i V_m^i \geq f^0, \\
& \sum_{m=1}^M V_m^i \leq V^{0i}, i = \overline{1, I}, \\
& V_m^i \geq 0, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}, \\
& f_j' \geq f_j^0, j = \overline{1, J}, \\
& T_{km}' \leq T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}. \\
& V_{nm}' = V_{nmi}^0 * h_{nmi}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}.
\end{aligned} \tag{19}$$

При этом невыполнение условий модели (19), связанных с результатами предиктивной аналитики, приводит к необходимости проведения новой итерации интеллектуальной процедуры дезагрегации.

Вторая составляющая разрабатываемой процедуры связана с анализом и прогнозированием эффективности решений по результатам имитационного эксперимента с использованием методов искусственного интеллекта. В дополнение к способу валидации имитационной модели, основанной на сбалансированных уровнях объемов деятельности и объемов ресурсов, предлагается способ валидации в условиях накопления достаточного объема реальных архивных данных.

Данные, описывающие состояние МФИС в момент времени t_0 , могут быть представлены в виде вектора признаков $a_0 = \{a_{01}, a_{02}, \dots, a_{0k}\}$, где k – количество признаков-параметров системы. В таком случае $b_0 = \{b_{01}, b_{02}, \dots, b_{0k}\}$ – вектор признаков имитационной модели системы, где k – количество признаков-параметров имитации системы. При наличии достаточного объема архивных данных о работе МФИС – валидацию имитационной модели возможно произвести по ряду условий:

$$C_{mn}^i \begin{cases} a_j = b_j \\ V_{js}^0 = V_{jm}^0 \\ X_{js}^0 = X_{jm}^0 \\ \left| \frac{T_{jm} - T_{js}}{T_{js}} \right| < K \end{cases}, \tag{20}$$

где $j = \overline{1, J}$ – моделируемый отрезок времени для верификации модели, J – общее количество отрезков времени для верификации модели;

V_{js}^0 – интегральный объем ресурсного обеспечения в системе за отрезок времени j ;

V_{jm}^0 – интегральный объем ресурсного обеспечения в имитационной модели за отрезок времени j ;

X_{js}^0 – интегральный объем деятельности в системе за отрезок времени j ;

X_{jm}^0 - интегральный объем деятельности в имитационной модели за отрезок времени j ;

T_{js} - время выполнения объема деятельности X_{js}^0 в системе;

T_{jm} - время выполнения объема деятельности X_{jm}^0 в имитационной модели;

K - коэффициент достоверности, определяющий соответствие работы имитационной модели работе МФИС.

Таким образом, при выполнении условия (20) имитационную модель можно использовать для получения статистического набора данных, описывающего деятельность МФИС. Состав набора статистических данных определяется исходя из задачи прогнозирования и может включать как все возможные параметры, описывающие поведение системы, так и часть параметров наиболее важных для задачи прогнозирования.

Третья составляющая процедуры рассматривает в отдельности компоненты деятельностной среды. Для этого определяется набор параметров, характеризующих конкретный компонент деятельностной среды, и собираются статистические данные о его функционировании в рассматриваемой системе. Прогнозирование состояния компонента деятельностной среды проводится с использованием методов машинного обучения. Результаты третьей составляющей описываемой процедуры используются также при проведении четвертой составляющей в качестве вероятности выполнения заданного объема деятельности.

На основании прогностических оценок объемов деятельности $X_{mn}^{np}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ и показателей эффективности $f_j^{np}, j = \overline{1, J}$, предложена реализация четвертой составляющей разрабатываемой процедуры. С этой целью, в случае отклонения прогностических оценок от $X_{mn}^*, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ и $f_j^0, j = \overline{1, J}$, из соотношений

$$g_{mn}X_{mn}^{np} = V_{mn}^*, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N},$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mnj} V_{mn}^* = f_j^{np}$$

определяются коэффициенты $g_{mn}^{ck}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ и $a_{mnj}^{ck}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, j = \overline{1, J}$. Скорректированные значения указанных коэффициентов позволят осуществить обратный цифровой трансфер в управляющую среду с использованием многоэтапной алгоритмической процедуры интеллектуализации принятия решений на основе блочных оптимизационных моделей скорректированных распределений ресурсов и объемов деятельности:

$$V_{mn}^{ck}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}; X_{mn}^{ck}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}.$$

Четвертая составляющая процедуры представляет собой коррекцию управленческих решений на основе прогностических оценок. Рассмотрены возможности использования прогностических оценок при различных вариантах функционирования

системы. Рассмотрено применение прогнозирования состояния МФИС в момент коррекции управленческих решений.

Таким образом, разработана методика прогнозирования эффективности решений и их коррекции с применением условно-реальных данных в составе предлагаемой методологии управления МФИС, отличающаяся использованием результатов предиктивной аналитики данных мониторинга и имитационного эксперимента для обратного цифрового трансфера в управляющую среду и обеспечивающая обратную связь при управлении в многофункциональной интеллектуальной системе.

На основании методов формирования имитационной модели и процедур эффективного управления МФИС, предложена схема применения новой методологии управления МФИС, представленная на рисунке 6.



Рисунок 6 – Схема применения методологии управления МФИС

Таким образом, предложена методология управления многофункциональными интеллектуальными системами, отличающаяся применением комбинации методов интеллектуализации принятия решений при дезагрегации ресурсов и объемов деятельности, имитационного моделирования как инструмента генерации наборов условно-реальных производственных данных для моделей машинного обучения, искусственного интеллекта при анализе текстовых структур естественного языка и прогнозировании развития многофункциональной системы и обеспечивающая повышение эффективности применения методов искусственного интеллекта в системах управления многофункциональными интеллектуальными системами.

В шестой главе обобщены результаты использования цифровых средств имитационного и оптимизационного моделирования в практике управления производственными системами с применением условно-реальных данных и методов искусственного интеллекта. Проведена практическая апробация разработанных цифровых средств имитационного и оптимизационного моделирования для синтеза и генерации данных в задачах управления производственными процессами. Рассмотрено применение алгоритма интеллектуализации принятия решений при деагрегации ресурсов и объемов по видам деятельности. Осуществлено комплексное практическое применение методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами с использованием условного-реальных данных на основе оптимизационного моделирования.

Приведено практическое применение процедур, обеспечивающих балансировку объемов деятельности и ресурсов, проверку выполнимости заданного объема деятельности и прогнозирование состояния системы. На примерах заготовительного участка, функционального обеспечения зданий и авиастроительного предприятия показано применение методологии управления МФИС, а также отдельных положений, методик и алгоритмов предложенной методологии. Приведено описание создания цифровых средств, обеспечивающих работу функциональных направлений для передачи управленческих решений в деятельностьную среду и передачи сведений из деятельностьной среды в мониторинговую среду.

Для исследования работы заготовительного участка применены положения и инструменты предложенной методологии управления МФИС: оптимизационное моделирование, генерация условно-реальных данных, предиктивная аналитика состояния системы. Имитационная модель применена как инструмент разработки плана работы участка, а также как инструмент генерации условно-реальных данных. Следует отметить основные преимущества применения имитационного моделирования для оптимизации работы заготовительного участка машиностроительного производства: улучшение различных показателей работы участка до 29%; возможность анализа влияния изменений на весь производственный процесс при внесении изменений на заготовительном участке; возможность составления оптимального производственного плана как по заготовительному участку, так и по другим производственным подразделениям.

С использованием имитационной модели сгенерирован набор условно-реальных архивных данных, представляющий собой информацию о 1500 производственных программах и результатах их выполнения. Сто два столбца исходной таблицы – количество листов резки в каждом плановом периоде. Один из важных этапов анализа любого набора данных – поиск аномалий. Обнаружение аномалий в наборе данных для обучения обеспечил повышение точности моделей, что привело к повышению эффективности принятия решений. На рисунке 7 представлен график, отображающий

зависимость загруженности технологического оборудования от количества поступающих деталей с выделением аномальных значений. Проведенный анализ сгенерированных условно-реальных данных обеспечил возможность построения моделей машинного обучения для прогнозирования производственной ситуации, что подтвердило эффективность практического применения предложенной методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами с использованием условно-реальных данных.

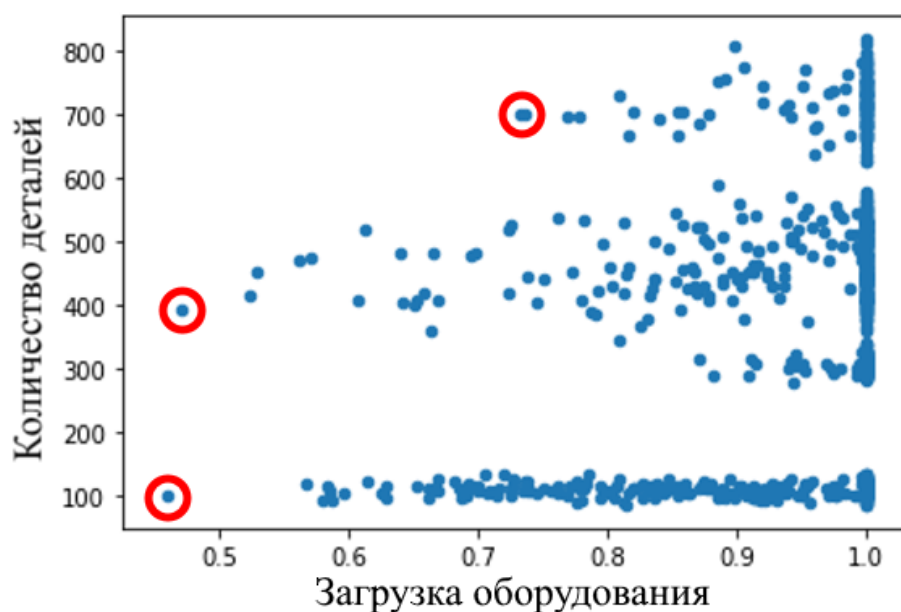


Рисунок 7 – Поиск аномалий в наборе данных

Для решения задачи прогнозирования возможности и срока выполнения производственного плана изготовления деталей из полимерных композиционных материалов проведено обучение модели искусственного интеллекта с применением условно-реальных архивных данных, полученных с использованием имитационной модели, валидированной в условиях отсутствия реальных архивных данных путем применения методики интеллектуализации принятия решений для построения требований к имитационной модели.

Массив исходных данных представляет собой месячный производственный план. Месячный производственный план является списком из ста восьмидесяти позиций, где в каждой позиции записано требуемое количество единиц данной детали. При этом изготовление некоторых деталей может быть не предусмотрено планом. Количество единиц каждой конкретной детали в месячном плане описывается нормальным законом распределения, что обеспечивает достаточное разнообразие генерируемого массива условно-реальных данных. Всего сгенерировано 1500 различных входных массивов, что соответствует 1500 разным производственным планам.

Перед обучением моделей проведен анализ сгенерированных условно-реальных данных, где один из этапов анализа – оценка зависимости факта выполнения производственного плана и загрузки оборудования термостатирования (автоклавов). На рисунке 8 представлены диаграммы зависимости для автоклавов №2 - №4.

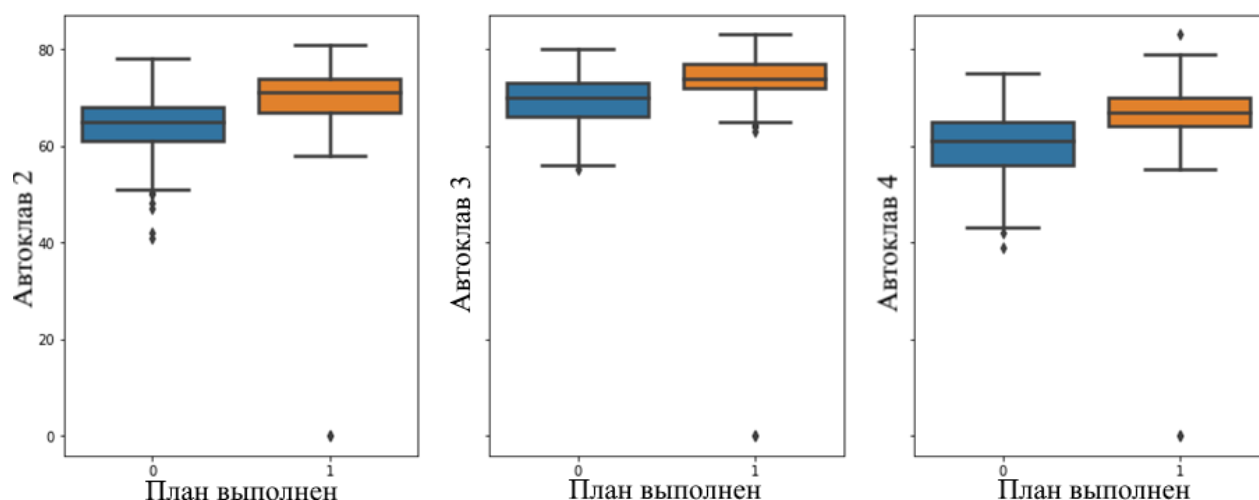


Рисунок 8 – Зависимость выполнения производственного плана и загрузки автоклавов

Анализируя данные на рисунке 8, можно сделать вывод о том, что при выполнении производственной программы загрузка автоклавов в подавляющем большинстве случаев выше, чем при невыполнении. Однако, учитывая, что значение загрузки автоклавов пересекается при выполнении и невыполнении производственной программы – прогнозирование загрузки автоклава является сложной задачей системы управления, в решении которой применены положения и инструменты предложенной методологии управления многофункциональными интеллектуальными системами с использованием условно-реальных данных.

Для прогнозирования эффективности оптимизированных решений на производстве деталей из полимерных композиционных материалов применена линейная регрессия. Для оценки эффективности обучения модели использованы метрики: accuracy, precision, recall и f1. Для анализа полученного решения построены кривые, отображающие изменение показателей accuracy, precision, recall и f1 в зависимости от установленного интервала доверия. Для прогнозирования состояния производственной системы также применялись алгоритмы градиентного бустинга и нечетко-нейронная сеть. Наилучший результат показали модели линейной регрессии и нечетко-нейронной сети.

Разработан и апробирован на примере производства деталей из полимерных композиционных материалов программный комплекс оценки эффективности принимаемых решений на основе имитационного моделирования и искусственного интеллекта для систем управления промышленными предприятиями.

Для обеспечения взаимодействия управленческой среды с цеховым уровнем производства разработан программный комплекс. Взаимодействие с пользователями в составе комплекса обеспечивают 2 программных клиента. На рисунке 9 представлен интерфейс программного клиента, предназначенного для формирования производственных планов. Программный комплекс позволяет в автоматическом режиме составлять планы выполнения заданного объема деятельности на предприятии.

The interface consists of several components:

- Left Sidebar:** Contains buttons for 'Соединить с PS', 'Закрыть соединение с PS', 'Запрос на обновление плана', and 'Загрузить данные из БД'. Below these is a calendar for September 2024, with the 18th highlighted. A checkbox for 'Сегодня: 18.09.2024' is also present.
- Main Panel:** Features an 'InfoBox' with dropdowns for 'Инвентарный номер' (i12502), 'Дата' (Все), and 'Смена' (Все). A 'Деталь готова' button is also visible. Below this is a table with the following data:

	Number	Время начала	Время	Дата начала	Дата	Смена начала	Смена
1	A148_00_3702_201_003	0.0000	2:58:30.0000	2024/09/02	2024/09/02	1	1
2	A148_01_0810_662_003	2:58:30.0001	8:43:00.0001	2024/09/02	2024/09/02	1	2
3	A148_00_3702_201_008	8:43:00.0002	9:38:15.0002	2024/09/02	2024/09/02	2	2
4	A148_01_0510_191_001	9:38:15.0003	17:26:27.0003	2024/09/02	2024/09/02	2	3
5	S148_00_0500_106_001	17:26:27.0004	15:20:27.0004	2024/09/02	2024/09/03	3	2
6	A148_01_0820_102_003	15:20:27.0005	5:00:27.0005	2024/09/04	2024/09/04	2	1
7	T148_00_3735_011_006	5:00:27.0006	9:33:09.0006	2024/09/04	2024/09/05	1	2
8	T148_00_3702_T148_003	9:33:09.0007	2:15:09.0007	2024/09/05	2024/09/07	2	1
9	T148_00_3735_014_005	2:15:09.0008	6:59:09.0008	2024/09/07	2024/09/08	1	1
1	T148_00_6915_003	6:59:09.0009	9:59:51.0009	2024/09/08	2024/09/08	1	2
1	T148_00_7612_022_002	9:59:51.0010	12:16:21.0010	2024/09/08	2024/09/08	2	2
1	T148_00_7612_027_002	12:16:21.0011	13:40:51.0011	2024/09/08	2024/09/08	2	2
- Right Panel:** Displays equipment details: 'Название оборудования: DMU125', 'Доступность: доступно', 'Размер стола: 125', and 'Инвентарный номер: i12502'.

Рисунок 9 – Интерфейс программного клиента

Для трансфера принимаемых решений в деятельностьную среду разработан программный клиент цехового уровня, обеспечивающий возможность получения производственного плана, а также внесения фактически выполненного объема деятельности

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем исследовании решена актуальная проблема нехватки реальных архивных данных при управлении многофункциональными интеллектуальными системами путем разработки методологии с использованием условно-реальных данных на основе оптимизационного моделирования, что обеспечило развитие методов системного анализа, оптимизационного моделирования, блочного линейного программирования, теории информации, имитационного моделирования, экспертного оценивания, обработки данных и искусственного интеллекта.

Основные результаты диссертационного исследования состоят в следующем:

1. Проведен анализ сложных систем, отличающихся внедрением методов искусственного интеллекта, что позволило обосновать предлагаемую методологию управления многофункциональными интеллектуальными системами с использованием условно-реальных данных на основе оптимизационного моделирования.

2. Предложен и охарактеризован класс сложных систем, функционирующих в условиях применения методов искусственного интеллекта в управлении – многофункциональных интеллектуальных систем.

3. Проанализированы пути интеллектуализации принятия решений, анализа и прогнозирования их эффективности при управлении в многофункциональных интеллектуальных системах посредством проблемной ориентации методов имитационного моделирования, оптимизации и искусственного интеллекта.

4. Обоснована структура многофункциональной интеллектуальной системы на основе многослойно-распределительной топологии, комплекса задач многоуровневой оптимизации и применения условно-реальных данных в управлении.

5. Сформированы оптимизационные модели процессов дезагрегации ресурсов и объемов деятельности в виде задач блочного линейного программирования.

6. Разработан алгоритм интеллектуализации принятия решений при управлении процессом дезагрегации по видам ресурсов с учетом многоальтернативности экспертных оценок.

7. Предложена методика генерации условно-реальных данных на основе оптимизационного и имитационного моделирования.

8. Рассмотрены процедуры анализа эффективности функциональных направлений цифровой среды, связанных с реализацией текстовых структур, имитационного и оптимизационного моделирования при организации интеллектуальной поддержки процесса принятия решений.

9. Разработана методология управления многофункциональными интеллектуальными системами на основе применения разнородных и условно-реальных производственных данных.

10. Охарактеризовано применение проблемно ориентированных средств имитационного и оптимизационного моделирования на базе единой цифровой платформы с использованием цифровых двойников в практике интеллектуализации принятия решений при управлении в производственных системах.

Перспективы дальнейшей разработки темы диссертации связаны с совершенствованием методов обработки информации и искусственного интеллекта для улучшения результатов обучения моделей искусственного интеллекта, а также расширением типов сложных систем (энергетические, логистические, социальные и др.), которые могут быть классифицированы как многофункциональные интеллектуальные системы. Также одним из важных элементов дальнейшей разработки темы диссертации является формирование методов и процедур выбора моделей искусственного интеллекта и оптимальных гиперпараметров выбранных методов, направленное на развитие теоретических основ обработки информации и искусственного интеллекта.

ОСНОВНЫЕ РАБОТЫ, ОПУБЛИКОВАННЫЕ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ*Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ*

1. Гусев, П.Ю. Оптимизация операционных затрат в многофункциональной цифровизированной системе на основе результатов предиктивной аналитики на примере авиастроительного предприятия / П.Ю. Гусев // Труды МАИ. – 2024. – № 137. – С. 23.
2. Гусев, П. Ю. Повышение эффективности управления цифровизированными системами с использованием интеллектуальных алгоритмов сбора и анализа текстовой информации / П. Ю. Гусев, А. Д. Данилов, Н. А. Пуговкина // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2024. – № 5. – С. 190-195.
3. Гусев, П. Ю. Реализация компонентов мониторинговой среды для управления многофункциональными интеллектуальными системами / П. Ю. Гусев, А. Д. Данилов, Д. В. Лебедев // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Т. 12. – № 2(45).
4. Гусев, П. Ю. Анализ возможностей предиктивной аналитики при прогнозировании состояния оборудования АЭС / П. Ю. Гусев // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2024. – № 4. – С. 103-108.
5. Гусев, П. Ю. Оптимизационное моделирование и алгоритмизация управления процессом деагрегации ресурсов и объемов деятельности в структурно сложной системе с цифровым трансфером решений / П. Ю. Гусев, Я. Е. Львович // Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление. – 2024. – № 1. – С. 11-19.
6. Гусев, П. Ю. Прогнозирование развития и управление многофункциональной цифровизированной системой с применением методов искусственного интеллекта / П. Ю. Гусев // Системы управления и информационные технологии. – 2023. – № 4(94). – С. 4-7.
7. Гусев, П.Ю. Систематизация и управление доступом к данным в многофункциональной цифровизированной системе / П. Ю. Гусев // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2023. – № 11(4). Доступно по: <https://moitvivi.ru/ru/journal/pdf?id=1474>. – DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.025.
8. Гусев, П.Ю. Структуризация многофункциональной цифровизированной системы и управление ею на основе оптимизационных моделей деагрегации ресурсов и объемов деятельности / П. Ю. Гусев, Я.Е. Львович // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2023. – № 11(4). Доступно по: <https://moitvivi.ru/ru/journal/pdf?id=1441> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.004.
9. Гусев, П.Ю. Обработка текстов и подготовка моделей векторизации для программного комплекса классификации научных текстов /П.Ю. Гусев // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Т. 9. – № 1 (32). – DOI: 10.26102/2310-6018/2021.32.1.010.
10. Гусев, П.Ю. Разработка системы классификации текстов по научным

специальностям с применением методов машинного обучения / П.Ю. Гусев // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. – 2021. – Т. 19. – № 1. – С. 39-47.

11. Гусев, К.Ю. Проблематика контроля и управления параметрами микроклимата в микроэлектронной промышленности / К.Ю. Гусев, Д.В. Жильцов, В.Л. Бурковский, П.Ю. Гусев // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2019. – Т. 7. – № 2 (25). – С. 265-274.

12. Гусев, П.Ю. Применение генетических алгоритмов в оптимизации планировочных решений производственных подразделений машиностроительных предприятий / П.Ю. Гусев, К.Ю. Гусев, С.Ю. Вахмин // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2019. – Т. 15. – № 2. – С. 22-28.

13. Гусев, П.Ю. Особенности иерархической структуры объектов в имитационных моделях больших производственных систем / П.Ю. Гусев, Ю.С. Скрипченко, Ю.М. Школьников // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2018. – № 2. – С. 75-81.

14. Гусев, П.Ю. Использование API-интерфейса Plant Simulation для оптимизации транспортной системы производственного подразделения / П.Ю. Гусев, Ю.С. Скрипченко, А.А. Пак, К.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2018. – Т. 14. – № 5. – С. 42-46.

15. Гусев, П.Ю. Автоматизация планирования производственных процессов авиастроительного предприятия с использованием цифрового двойника / П.Ю. Гусев // Труды МАИ. – 2018. – № 103. – С. 27.

16. Чижов, М.И. Автоматизация оперативного производственного планирования с применением имитационного моделирования и интеграцией на цеховой уровень / М.И. Чижов, П.Ю. Гусев, Ю.С. Скрипченко // Автоматизация в промышленности. – 2018. – № 8. – С. 30-35.

17. Гусев, П.Ю. Разработка принципов создания имитационных моделей на основе событий технологических процессов / П.Ю. Гусев, Ю.С. Скрипченко // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2016. – Т. 12. – № 5. – С. 92-96.

18. Гусев, П.Ю. Анализ и оптимизация производства деталей самолетных агрегатов с применением имитационного моделирования / П.Ю. Гусев, Ю.С. Скрипченко, Д.В. Лысов // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2016. – Т. 18. – № 4-3. – С. 432-438.

19. Чижов, М.И. Имитационное моделирование производства деталей из полимерных композиционных материалов. / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Компьютерные исследования и моделирование. – 2014. – Т. 6. – № 2. – С. 245-252.

20. Гусев, П.Ю. Применение уравнений баланса для расчета параметров обслуживающих систем с нечеткими правилами дисциплины очереди / П.Ю. Гусев, М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко // Системы управления и информационные технологии. 2014. № 2 (56). С. 8-11.

21. Чижов, М.И. Создание имитационной модели цеха производства деталей из полимерно-композиционных материалов / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2012. – Т. 8. – № 12-2. – С. 73-75.

22. Чижов М.И. Генетические алгоритмы в оптимизации материальных потоков участка механической фрезерной обработки / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2012. – Т. 8. – № 12-2. – С. 70-72.

23. Чижов, М.И. Моделирование участка производства пилонов в Tescnomatix Plant Simulation / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011. – Т. 7. – № 12-2. – С. 4-5.

24. Чижов, М.И. Имитационное моделирование технологического процесса сборки боковой панели / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011. – Т. 7. – № 12-2. – С. 28-29.

25. Чижов, М.И. Моделирование технологических процессов в Tescnomatix Plant Simulation / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011. – Т. 7. – № 12-2. – С. 18-20.

26. Чижов, М.И. Автоматизация и оптимизация технологических процессов в Tescnomatix Plant Simulation / М.И. Чижов, Ю.С. Скрипченко, П.Ю. Гусев // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2011. – Т. 7. – № 12-1. – С. 36-38.

Публикации в изданиях, индексируемые в базах «Scopus» и «Web of science»

27. Gusev P. Y. et al. Analysis and preparation of a data set on energy consumption of buildings in machine learning models // AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2024. – Т. 2969. – №. 1.

28. Gusev P. et al. Possibilities of information technologies in the processes of designing efficient processes for the production of aircraft structures // E3S Web of Conferences. – EDP Sciences, 2023. – Т. 376.

29. Analysis of resource availability of production enterprise based on fuzzy neural network / Bocharov V., Danilov A., Burkovsky V., Gusev K., Gusev P. / Smart Innovation, Systems and Technologies. – 2021. – Т. 187. – С. 459-467.

30. Optimization of energy consumption of the enterprise using simulation modeling

/ Krysanov V., Danilov A., Burkovsky V., Gusev P., Gusev K. / Smart Innovation, Systems and Technologies. – 2020. – Т. 154. – С. 707-715.

31. Optimization of electric transmission lines (etl) operation modes based on hardware solutions of process platform facts / Krysanov V., Danilov A., Burkovsky V., Gusev P., Gusev K. / Smart Innovation, Systems and Technologies. – 2020. – Т. 154. – С. 623-630.

32. The intelligent system for daily nuclear power plants loading control / Shishkin V.A., Danilov A.D., Gusev K.Y., Gusev P.Y. / Journal of Physics: Conference Series. – 2020. – Т. 5. – № 1679. – С. 052063.

33. Optimization of the work of the blank production of a machine-building enterprise with the use of simulation / S. L. Podvalny, M. I. Chizhov, P. Y. Gusev, K. Y. Gusev // Journal of Physics: Conference Series, Tambov, 14–16 ноября 2018 года. Vol. 1278. – Tambov: Institute of Physics Publishing, 2019. – P. 012034. – DOI 10.1088/1742-6596/1278/1/012034.

34. Dynamic control of the specialized handling robot for installation of cross ties in the subway / Tkulich S., Medvedev V., Krysanov V., Burkovsky V., Trubetskoy V., Danilov A., Gusev P., Gusev K. / Lecture Notes in Computer Science. – 2019. – Т. 11659 LNAI. – С. 86-98.

Статьи и материалы конференций

35. Гусев, П. Ю. Использование текстовой информации в анализе эффективности системы управления / П. Ю. Гусев, Н. А. Пуговкина // Системная трансформация - основа устойчивого инновационного развития : Сборник статей Национальной (Всероссийской) научно-практической конференции с международным участием. В 2-х частях, Оренбург, 22 декабря 2023 года. – Уфа: ООО "Омега сайнс", 2023. – С. 46-49.

36. Гусев, П. Ю. Формализация задачи сбора и обработки текстовой информации для принятия управленческих решений в цифровизированных системах / П. Ю. Гусев // Инновационный потенциал развития общества: взгляд молодых ученых : сборник научных статей 4-й Всероссийской научной конференции перспективных разработок, Курск, 01 декабря 2023 года. – Курск: ЗАО «Университетская книга», 2023. – С. 128-131.

37. Гусев, П. Ю. Разработка алгоритма сбора текстовой информации для системы оценки эффективности управления / П. Ю. Гусев, Н. А. Пуговкина // Инновационный потенциал развития общества: взгляд молодых ученых : сборник научных статей 4-й Всероссийской научной конференции перспективных разработок, Курск, 01 декабря 2023 года. – Курск: ЗАО «Университетская книга», 2023. – С. 125-128.

38. Гусев, П. Ю. Управление целостностью данных предприятия с использованием цифрового и имитационного моделирования / П. Ю. Гусев // Созвездие Роскосмоса: траектория науки : Материалы II Отраслевой научно-практической конференции, Красноярск, 04–06 октября 2023 года. – Красноярск: Федеральное

государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева", 2023. – С. 105-106.

39. Таволжанский, А. В. Инструменты предиктивной аналитики / А. В. Таволжанский, П. Ю. Гусев // Поколение будущего: Взгляд молодых ученых-2023 : Сборник научных статей 12-й Международной молодежной научной конференции. В 4-х томах, Курск, 09–10 ноября 2023 года. – Курск: ЗАО "Университетская книга", 2023. – С. 96-99.

40. Гусев, П. Ю. Оптимизация транспортной системы предприятия с применением модифицированных объектов программного средства имитационного моделирования / П. Ю. Гусев, М. И. Чижев, Ю. С. Скрипченко // Информатика: проблемы, методы, технологии : Материалы XX Международной научно-методической конференции, Воронеж, 13–14 февраля 2020 года / Под редакцией А.А. Зацаринного, Д.Н. Борисова. – Воронеж: "Научно-исследовательские публикации" (ООО "Вэлборн"), 2020. – С. 1734-1738.

41. Chigbu A. E. et al. Simulation of the robotic transport devices characteristics //IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2020. – Т. 862. – №. 3. – С. 032045.

42. Гусев, П. Ю. Разработка принципов формирования структуры объектов в имитационных моделях / П. Ю. Гусев, М. И. Чижев, Ю. С. Скрипченко // Информатика: проблемы, методы, технологии : Материалы XX Международной научно-методической конференции, Воронеж, 13–14 февраля 2020 года / Под редакцией А.А. Зацаринного, Д.Н. Борисова. – Воронеж: "Научно-исследовательские публикации" (ООО "Вэлборн"), 2020. – С. 1739-1744.

43. Гусев, П. Ю. Прогнозирование выполнения производственного плана авиационного предприятия с применением нечетко-нейронной сети / П. Ю. Гусев, К. Ю. Гусев // Молодёжь и будущее авиации и космонавтики : Аннотации конкурсных работ 11-го Всероссийского межотраслевого молодёжного конкурса научно-технических работ и проектов, Москва, 18–22 ноября 2019 года. – Москва: Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), 2019. – С. 109-110.

44. Гусев, П. Ю. Методы интеграции цифрового двойника на цеховой уровень / П. Ю. Гусев, М. Е. Казьмин // Информатика: проблемы, методология, технологии : Сборник материалов XIX международной научно-методической конференции, Воронеж, 14–15 февраля 2019 года / Под ред. Д.Н. Борисова. – Воронеж: Издательство «Научно-исследовательские публикации» (ООО «Вэлборн»), 2019. – С. 1679-1681.

45. Гусев, П. Ю. Генетические алгоритмы в оптимизации планировочных решений / П. Ю. Гусев, А. С. Кольцов, А. И. Картавых // Информатика: проблемы, методология, технологии : Сборник материалов XIX международной научно-

методической конференции, Воронеж, 14–15 февраля 2019 года / Под ред. Д.Н. Борисова. – Воронеж: Издательство «Научно-исследовательские публикации» (ООО «Вэлборн»), 2019. – С. 1682-1684.

46. Гусев, П. Ю. Имитационное моделирование производства труб / П. Ю. Гусев, Ю. С. Скрипченко, А. В. Бурковский // Новые технологии в научных исследованиях, проектировании, управлении, производстве : Труды Международной научно-технической конференции, посвященной памяти д.т.н., профессора Зайцева Александра Ивановича, Воронеж, 21–23 ноября 2019 года. – Воронеж: ООО "НАУЧНОЕ ИЗДАТЕЛЬСТВО ГУСЕВЫХ", 2019. – С. 24-26.

47. Практический опыт применения имитационного моделирования как инструмента оптимизации производственных систем / А. В. Камышев, М. И. Чижев, П. Ю. Гусев, К. Ю. Гусев // Девятая всероссийская научно-практическая конференция по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности : Труды конференции, Екатеринбург, 16–18 октября 2019 года. – Екатеринбург: Издательство Уральского государственного педагогического университета, 2019. – С. 400-404.

48. The crossover operator of a genetic algorithm as applied to the task of a production planning / S. L. Podvalny, M. I. Chizhov, P. Y. Gusev, K. Y. Gusev // Procedia Computer Science : Proceedings of the 13th International Symposium "Intelligent Systems", INTELS 2018, St. Petersburg, 22–24 октября 2018 года. Vol. 150. – St. Petersburg: Elsevier B.V., 2019. – P. 603-608. – DOI 10.1016/j.procs.2019.02.100.

49. Гусев, П. Ю. Автоматизация планирования производственных процессов авиастроительного предприятия с использованием цифрового двойника / П. Ю. Гусев // Молодёжь и будущее авиации и космонавтики : 10-й Всероссийский межотраслевой молодёжный конкурс научно-технических работ и проектов: аннотации конкурсных работ : Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), 2018. – С. 115-117.

50. Гусев, П. Ю. Разработка имитационной модели дискретного технологического процесса механической обработки / П. Ю. Гусев, М. М. Тупикин, Ю. В. Павленков // Современные материалы, техника и технология : сборник научных статей 8-й Международной научно-практической конференции, Курск, 29–30 декабря 2018 года. – Курск: Закрытое акционерное общество "Университетская книга", 2018. – С. 120-122.

51. Оптимизация работы заготовительного участка машиностроительного предприятия с применением имитационного моделирования / С. Л. Подвальный, М. И. Чижев, П. Ю. Гусев, К. Ю. Гусев // Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн : Материалы V Международной научно-практической конференции, Тамбов, 14–16 ноября 2018 года. Том 2, Выпуск 5. – Тамбов: Издательский центр ФГБОУ ВО "Тамбовский государственный технический университет", 2018. – С. 250-253.

52. Гусев, П. Ю. Применение имитационного моделирования для расчета требуемого количества оборудования / П. Ю. Гусев, М. М. Тупикин, Ю. В. Павленков // Наука молодых - будущее России : сборник научных статей 3-й Международной научной конференции перспективных разработок молодых ученых : в 6 т., Курск, 11–12 декабря 2018 года. Том 5. – Курск: Закрытое акционерное общество "Университетская книга", 2018. – С. 25-27.

53. Гусев, П. Ю. Особенности проектирования иерархической структуры объектов имитационной модели в Tescnomatix Plant Simulation / П. Ю. Гусев, Ю. С. Скрипченко, Ю. М. Школьников // Информатика: проблемы, методология, технологии : Сборник материалов XVIII международной научно-методической конференции: в 7 томах, Воронеж, 08–09 февраля 2018 года / Под редакцией Н. А. Тюкачева. Том 6. – Воронеж: Научно- исследовательские публикации, 2018. – С. 113-118.

54. Гусев, П. Ю. Модификация Tescnomatix Plant simulation с применением API-интерфейса / П. Ю. Гусев, Ю. С. Скрипченко // Новые технологии в научных исследованиях, проектировании, управлении, производстве : Труды Международной научно-технической конференции, Воронеж, 09–10 ноября 2017 года. Том 1. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2017. – С. 55-57.

55. Гусев, П. Ю. Имитационное моделирование в жизненном цикле летательных аппаратов / П. Ю. Гусев, А. С. Кольцов // Новые технологии в научных исследованиях, проектировании, управлении, производстве : Труды Международной научно-технической конференции, Воронеж, 09–10 ноября 2017 года. Том 1. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2017. – С. 58-60.

56. Гусев, П. Ю. Имитационное моделирование участка обслуживания поезда в Tescnomatix Plant Simulation / П. Ю. Гусев, М. И. Чижев, Ю. С. Скрипченко // Информатика: проблемы, методология, технологии : сборник материалов XVII международной научно-методической конференции: в 5 т. Том 4. – Воронеж: Общество с ограниченной ответственностью "Вэлборн", 2017. – С. 291-295.

57. Гусев, П. Ю. Анализ и оптимизация имитационной модели участка обслуживания поезда / П. Ю. Гусев, В. В. Ветохин, В. В. Сокольников // Информатика: проблемы, методология, технологии : сборник материалов XVII международной научно-методической конференции: в 5 т. Том 4. – Воронеж: Общество с ограниченной ответственностью "Вэлборн", 2017. – С. 295-297.

58. Гусев, П. Ю. Проектирование иерархической структуры объектов имитационной модели в Tescnomatix Plant Simulation / П. Ю. Гусев, Е. В. Куралесина // Наука - производству : Материалы международной научно-практической конференции, Мурманск, 22–25 марта 2016 года / Мурманский государственный технический университет. – Мурманск: Мурманский государственный технический университет, 2016. – С. 161-166.

59. Гусев, П. Ю. Оптимизация имитационной модели участка механической обработки с применением эволюционных алгоритмов / П. Ю. Гусев, Ю. С. Скрипченко, Д. В. Трубецкой // Информатика: проблемы, методология, технологии : Материалы XVI Международной научно-методической конференции, Воронеж, 11–12 февраля 2016 года / Под редакцией Тюкачева Н.А.. – Воронеж: Научно-исследовательские публикации, 2016. – С. 298-301.

60. Чижов, М. И. Повышение точности расчета количества технологического оборудования с применением имитационного моделирования / М. И. Чижов, Ю. С. Скрипченко, П. Ю. Гусев // Инновации, качество и сервис в технике и технологиях : Сборник научных трудов 6-ой Международной научно-практической конференции, Курск, 02–03 июня 2016 года / Горохов А.А. (отв. ред.). – Курск: Закрытое акционерное общество "Университетская книга", 2016. – С. 307-309.

61. Чижов, М. И. Разработка имитационной модели дискретного технологического процесса механической обработки / М. И. Чижов, П. Ю. Гусев, Д. В. Трубецкой // Информатика: проблемы, методология, технологии : Материалы XVI Международной научно-методической конференции, Воронеж, 11–12 февраля 2016 года / Под редакцией Тюкачева Н.А.. – Воронеж: Научно-исследовательские публикации, 2016. – С. 430-432.

62. Гусев, П. Ю. Анализ и оптимизация производства деталей самолетных агрегатов с применением имитационного моделирования / П. Ю. Гусев, Ю. С. Скрипченко, Д. В. Лысов // Системы управления жизненным циклом изделий авиационной техники: актуальные проблемы, исследования, опыт внедрения и перспективы развития : Тезисы докладов V Международной научно-практической конференции, Ульяновск, 24–25 ноября 2016 года. – Ульяновск: Ульяновский государственный университет, 2016. – С. 43-45.

63. Чижов, М. И. Моделирование транспортной системы в Tecnomatix Plant Simulation / М. И. Чижов, Ю. С. Скрипченко, П. Ю. Гусев // Перспективное развитие науки, техники и технологий : материалы Международной научно-практической конференции, Курск, 07 октября 2011 года / Ответственный редактор Горохов А.А. – Курск: Индивидуальный предприниматель Горохов Александр Анатольевич, 2011. – С. 258-260.

64. Гусев, П. Ю. Разработка структуры имитационной модели для автоматизированного построения планировочных решений в Tecnomatix Plant Simulation / П. Ю. Гусев, А. В. Беско, Е. М. Фетисов // Современные инновации в науке и технике : Сборник научных трудов 6-ой Международной научно-практической конференции, Курск, 21–22 апреля 2016 года / Ответственный редактор Горохов А.А.. – Курск: ЗАО "Университетская книга", 2016. – С. 73-75.

65. Гусев, П. Ю. Возможности применения API интерфейса Tescnomatix plant simulation / П. Ю. Гусев, Д. Е. Пачевский, В. В. Сокольников // Современные инновации в науке и технике : Сборник научных трудов 6-ой Международной научно-практической конференции, Курск, 21–22 апреля 2016 года / Ответственный редактор Горохов А.А.. – Курск: ЗАО "Университетская книга", 2016. – С. 76-78.

66. Гусев, П. Ю. Оптимизация имитационной модели производства деталей из ПКМ / П. Ю. Гусев // Информатика: проблемы, методология, технологии : материалы XV международной научно-методической конференции, Воронеж, 12–13 февраля 2015 года. Vol. Том 3. – Воронеж: Воронежский государственный университет, 2015. – Р. 288-290.

67. Скрипченко, Ю. С. Цифровое моделирование сборочного производства в Tescnomatix Plant Simulation / Ю. С. Скрипченко, П. Ю. Гусев // Техника и технологии: пути инновационного развития : материалы Международной научно-практической конференции, Курск, 01 июля 2011 года / Ответственный редактор: Горохов А.А.. – Курск: Юго-Западный государственный университет, 2011. – С. 133-135.

Свидетельства об официальной регистрации программ для ЭВМ

68. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021612667 Российская Федерация. Программный комплекс классификации текстов авторефератов по научным специальностям с применением методов машинного обучения: № 2021611305 : заявл. 09.02.2021: опубл. 20.02.2021 / П. Ю. Гусев.

69. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020615731 Российская Федерация. Программный комплекс принятия решений при планировании развития городских территорий: № 2020614203: заявл. 17.04.2020: опубл. 30.05.2020 / К. Ю. Гусев, И. Г. Иванова, А. Д. Данилов, П. Ю. Гусев.

70. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019611220 Российская Федерация. Автоматизированная система планирования на основе цифрового двойника производства: № 2019610229: заявл. 09.01.2019: опубл. 23.01.2019 / П. Ю. Гусев; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный технический университет».