

На правах рукописи



Ломаков Андрей Владимирович

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ УПРАВЛЕНИЯ В РАМКАХ
РЕГИОНАЛЬНОЙ ОТРАСЛЕВОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ
НА ОСНОВЕ СРЕДСТВ ПРЕДИКТИВНОГО АНАЛИЗА
РЕТРОСПЕКТИВНОЙ ИНФОРМАЦИИ**

Специальность: 2.3.4. Управление в организационных системах

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Воронеж – 2026

Работа выполнена в Воронежском институте высоких технологий – автономной некоммерческой образовательной организации высшего образования.

Научный руководитель: **Гусев Павел Юрьевич**, доктор технических наук, доцент

Официальные оппоненты: **Бершадский Александр Моисеевич**, доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Пензенский государственный университет», профессор-консультант кафедры систем автоматизированного проектирования, г. Пенза

Сахаров Юрий Серафимович, доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Университет «Дубна», заведующий кафедрой проектирования электроники для установок «мегасайенс», г. Дубна, Московская область

Ведущая организация: **Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный университет инженерных технологий», г. Воронеж**

Защита состоится «17» апреля 2026 года в 12:00 в конференц-зале на заседании диссертационного совета 24.2.286.04, созданного на базе ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет», по адресу: г. Воронеж, Московский просп., д. 14, ауд. 216.

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

Автореферат разослан «2» марта 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Гусев Константин Юрьевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. В деятельности отраслевых региональных организационных систем (здравоохранение, образование, социальное обеспечение) важное место занимает ежегодный статистический учет, выполняемый по определенным формам и требованиям. В результате этой деятельности накапливается большой объем ретроспективной информации. В практике управления редко используют длительные наблюдения, ориентируясь на использование ретроспективных данных, ближайших по времени к плановому периоду. В теоретических исследованиях, связанных с повышением эффективности управления в региональных отраслевых организационных системах, рассматривается возможность принятия управленческих решений на основе моделирования, экспертного оценивания и оптимизации, но при этом повторяется тот же принцип использования временной информации. Указанные исследования отражены в трудах отечественных ученых С.А. Баркалова, А.М. Бершадского, В.Н. Буркова, М.Б. Гузаирова, В.А. Зернова, Я.Е. Львовича, В.А. Новикова, А.Н. Райкова, Ю.С. Сахарова, М.В. Щербакова и др.

Однако в них не делается акцент на возможности, которые предоставляют современные методы предиктивного анализа накопленных данных применительно к ретроспективной информации. Одним из аспектов управления в региональных отраслевых организационных системах, для которого целесообразно использовать результаты предиктивного анализа, является управление распределением ресурсного обеспечения. При этом реализация управленческих действий связана с рядом особенностей:

- принятие решения по трем составляющим распределения ресурса: группам населения региона, территориальным образованиям, временным периодам в рамках горизонта планирования;
- требования сбалансированности решений при распределении ресурсного обеспечения по трем составляющим с плановым объемом, заданным управляющим центром;
- учет множества показателей, фиксируемых региональной статистикой и характеризующих, с одной стороны, объемы использования ресурсного обеспечения, а с другой – показатели эффективности деятельности управляющего центра;
- преимущественная ориентация на экспертные оценки прошлого опыта управления ресурсным обеспечением при предсказании результатов функционирования системы в будущие временные периоды;
- достаточность данных статистического учета для перехода от оценок по множеству показателей эффективности к оценке интегрального эффекта от использования ресурсного обеспечения.

В условиях, связанных с перечисленными особенностями, традиционный экспертный подход не позволяет выбрать наиболее эффективный вариант управленческого решения. Поддержка экспертных решений процесса управления путем последовательного применения предиктивного анализа ретроспективной информации и методов интеллектуализации полностью не обеспечивает достижение лучшего результата.

Таким образом, актуальность темы определяется необходимостью интеграции средств предиктивного анализа ретроспективной информации в процесс управления распределением ресурсного обеспечения в региональной отраслевой организационной системе на основе средств интеллектуализации принятия решений.

Работа выполнена в рамках основного научного направления Воронежского института высоких технологий – автономной некоммерческой образовательной организации высшего образования: «Фундаментальные и прикладные исследования по разработке и совершенствованию информационных технологий, моделей, методов и средств

автоматизации и управления техническими, технологическими, экономическими и социальными процессами и производствами».

ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Целью работы является повышение эффективности управления в региональной отраслевой организационной системе на основе интеграции результатов предиктивного анализа ретроспективной информации в процесс принятия управленческих решений с использованием интеллектуальных методов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

– рассмотреть пути повышения эффективности управления ресурсным обеспечением в региональной отраслевой организационной системе с использованием ретроспективной информации на основе двухуровневой схемы принятия решений и интеллектуализации процесса управления;

– разработать алгоритм предиктивного анализа, объединяющий визуальное моделирование и моделирование на основе машинного обучения с выбором методов, наиболее эффективных для обработки характерных выборок ретроспективной информации;

– разработать процедуры интеграции результатов предиктивного анализа при интеллектуализации управления распределением ресурсного обеспечения в региональной отраслевой организационной системе и их реализации в процесс принятия решений;

– разработать программный комплекс поддержки принятия управленческих решений на основе предиктивного анализа ретроспективной информации;

– оценить эффективность применения разработанных средств на примере управления процессом диспансеризации в региональной отраслевой организационной системе здравоохранения.

Объект исследования – процесс управления в региональной отраслевой организационной системе с использованием ретроспективной информации.

Предмет исследования – эффективность применения предиктивного анализа ретроспективной информации для оптимизации управления в региональной отраслевой организационной системе.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использовались основные положения теории управления, методы предиктивной аналитики, методы классификации, модели и методы многоальтернативной оптимизации, экспертного оценивания.

Соответствие диссертации паспорту специальности. Содержание диссертационной работы соответствует п.5 «Разработка методов получения данных и идентификации моделей, прогнозирования и управления организационными системами на основе ретроспективной, текущей и экспертной информации», п.8 «Разработка проблемно-ориентированных систем управления и оптимизации организационных систем» и п.9 «Разработка методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в организационных системах» паспорта научной специальности 2.3.4 «Управление в организационных системах».

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

1. Структурная модель процессов управления в региональной отраслевой организационной системе, отличающаяся компонентами и связями между ними, двухуровневой схемой принятия решений на основе интеллектуальных методов и обеспечивающая сбалансированное распределение ресурсного обеспечения по трем составляющим в соответствии с требованиями управляющего центра.

2. Алгоритм предиктивного анализа ретроспективной информации, отличающийся объединением визуального моделирования и моделирования с использованием машинного обучения при прогнозировании функционирования региональной отраслевой организационной системы на будущие временные периоды с учетом вариативного использования данных по показателям эффективности и обеспечивающий формирование результатов для интеграции в процесс принятия управленческих решений.

3. Оптимизационные модели интеллектуализации процесса поддержки принятия управленческих решений, отличающиеся преобразованиями прогностических оценок в параметры зависимостей экстремальных требований от оптимизируемых переменных и обеспечивающие принятие управленческих решений на основе многоальтернативной оптимизации.

4. Процедура принятия окончательного решения по распределению ресурсного обеспечения между временными периодами в рамках горизонта планирования, отличающаяся двухуровневым перебором при максимизации прогностических оценок функции интегрального эффекта и обеспечивающая коррекцию управленческих решений, полученных на основе многоальтернативной оптимизации.

5. Структура программного комплекса, отличающаяся реализацией механизма встраивания в отраслевые организационные системы и обеспечивающая преобразование и использование ретроспективной информации при принятии управленческих решений на основе результатов предиктивного анализа.

Теоретическая значимость заключается в развитии методов оптимизации при управлении в региональной отраслевой организационной системе путем интеграции в процесс принятия решений результатов предиктивного анализа ретроспективной информации.

Практическая значимость заключается в:

- использовании разработанных моделей и процедур для интеллектуальной поддержки административных управленческих решений при управлении ресурсами отраслевых региональных организационных систем;
- обеспечении согласованности распределения планового ресурсного обеспечения между группами населения региона, территориальными образованиями и временными периодами в рамках горизонта перспективного планирования;
- применении разработанных программных средств совместно со стандартными программными продуктами при интеграции результатов предиктивного анализа в процесс принятия управленческих решений.

На разработанные программные средства получено 2 свидетельства о государственной регистрации в реестре Федеральной службы по интеллектуальной собственности (Роспатент).

Достоверность и обоснованность результатов подтверждается корректным использованием методов искусственного интеллекта и интеллектуальной оптимизации для формализованной постановки и решения задач предиктивного анализа, принятия решений при управлении ресурсным обеспечением в региональных отраслевых организационных системах, а также сравнительным анализом результатов моделирования и реальных данных.

Положения, выносимые на защиту

1. Структурная модель процессов управления в региональной отраслевой организационной системе позволяет установить компоненты и связи между ними при использовании двухуровневой схемы принятия решений на основе интеллектуальных методов распределения ресурсного обеспечения.

2. Алгоритм предиктивного анализа ретроспективной информации позволяет объединить визуальное моделирование, моделирование на основе машинного обучения и выбор наиболее точного метода прогнозирования функционирования региональной отраслевой организационной системы на будущие временные периоды с использованием тестовой выборки из массива ретроспективных данных.

3. Процедуры интеграции результатов предиктивного анализа ретроспективной информации в моделирование на основе средств интеллектуализации принятия решений позволяют преобразовать прогностические оценки в параметры зависимостей экстремальных требований от оптимизируемых переменных в задачах принятия управленческих решений на основе многоальтернативной оптимизации.

4. Процедура принятия окончательного решения по распределению ресурсного обеспечения между временными периодами прогнозирования позволяет скорректировать решения на основе многоальтернативной оптимизации путем организации двухуровневого перебора при максимизации прогностических оценок функции интегрального эффекта.

Внедрение результатов работы.

Результаты диссертационной работы внедрены в: 1) деятельность ООО «Актив Компьютерс» (г. Москва) в целях обработки потоков данных аудита для мониторинга аппаратных ресурсов на основе программного обеспечения классификации данных; 2) учебный процесс ВИВТ-АНОО ВО (г. Воронеж) по направлениям подготовки 09.03.01 Информатика и вычислительная техника (профиль подготовки «Автоматизированные системы обработки информации и управления») и 09.04.01 Информатика и вычислительная техника (программа «Киберфизические системы и искусственный интеллект» профиль подготовки «Облачная и сетевая инфраструктура систем искусственного интеллекта»); 3) деятельность ФГБУЗ «Медико-санитарная часть №97» Федерального медико-биологического агентства РФ (г. Воронеж) при прогнозировании объемов диспансеризации населения.

Апробация работы. Результаты работы докладывались на следующих научных мероприятиях: III, IV Международном научно-техническом форуме «Современные технологии в науке и образовании» СТНО-2020, СТНО-2021 (г. Рязань, РГРТУ, 2020, 2021); VI научно-технической конференции магистрантов Рязанского государственного радиотехнического университета (г. Рязань, РГРТУ, 2020); XXV Юбилейной всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» НИТ-2020 (г. Рязань, РГРТУ, 2020); Международной научно-практической конференции «Интеллектуальные информационные системы» (г. Воронеж, ВГТУ, 2022, 2023, 2025); Международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы инновационных систем информатизации и безопасности» (г. Воронеж, ВИВТ, 2023); XV межвузовской научно-практической конференции: «Проблемные вопросы и организация научно-исследовательской деятельности студентов» (г. Воронеж, ВИВТ, 2023); VIII Международной выставке изобретений и инноваций имени Николая Гавриловича Славянова (г. Воронеж, ВГУИТ, 2023); Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь в науке: экономика, технологии и инновации» (г. Воронеж, ВИВТ, 2023); Международной молодежной научной школе «Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах» (г. Воронеж, ВГТУ, 2024, 2025), а также на научно-технических семинарах кафедры искусственного интеллекта и цифровых технологий ВГТУ и научного клуба ВИВТ с 2022 по 2025 гг.

Публикации. По материалам диссертационной работы опубликовано 17 научных работ, в том числе 4 – в научных журналах, рекомендованных ВАК РФ. Получено 2 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад автора. В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в конце автореферата, личный вклад соискателя состоит: в работах [1], [11] автору принадлежит исследование, подбор и применение ряда методов для формирования результатов анализа медико-статистической информации на основе прогностического моделирования; в работе [2] – интеграция результатов предиктивной аналитики в процесс принятия управленческих решений; в [4] – подготовка наборов данных, проведение регрессионного моделирования, исследование корреляции и анализ полученных результатов; в [5] автором проведено исследование областей применения и осуществлена разработка программного обеспечения; в работе [6] – исследование возможностей применения технологий машинного обучения в учреждениях здравоохранения; в [10] – исследование и формализация требований к целесообразности автоматизации на производственных предприятиях; в работах [13-14] – исследование и подбор методов машинного обучения в целях повышения эффективности результатов предиктивного анализа; в работе [15] – формирование и подготовка обучающего набора данных на основе статистических данных, проведение обучения классификационных моделей; в [17] вклад автора заключается в разработке программного обеспечения и алгоритмов взаимодействия программных модулей настройки параметров классификаторов с основным модулем.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 92 наименований и трех приложений. Основная часть работы изложена на 120 страницах, содержит 32 рисунка, 14 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

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

В первой главе проанализированы пути повышения эффективности управления ресурсным обеспечением региональной отраслевой организационной системы на основе ретроспективной информации.

Показано, что показатели, фиксируемые в рамках ежегодного статистического учета, представляют собой две группы: показатели, характеризующие эффективность деятельности органов управления и показатели, косвенно определяющие объемы использованного ресурсного обеспечения. Например, в региональной организационной системе здравоохранения к первой группе относятся показатели заболеваемости населения, а ко второй в случае, если рассматривается деятельность, связанная с диспансеризацией населения, – количество лиц, находящихся на диспансерном учете. Затрачиваемое ресурсное обеспечение пропорционально объему диспансерного учета.

Одной из особенностей региональных отраслевых организационных систем является привязка перечисленных выше показателей, с одной стороны, к группам населения, объединенным по определенному признаку (в системе регионального здравоохранения к нозологическим группам заболеваемости), а с другой – к территориально распределенным субрегиональным образованиям (территориальным образованиям).

Введены следующие обозначения, необходимые для формирования структурной модели, характеризующей связи управляющего центра с распределением ресурсного обеспечения и показателями эффективности управления:

– $n = \overline{1, N}$ – нумерационное множество групп населения региона;

- $d = \overline{1, D}$ – нумерационное множество территориальных образований;
- $j = \overline{1, J}$ – нумерационное множество показателей эффективности деятельности;
- y_j – значения показателей эффективности;
- R – значения объемов определенного вида деятельности, характеризующие уровень ресурсного обеспечения;
- $y_j^\circ, j = \overline{1, J}$ – требования управляющего центра к показателям эффективности;
- R° – плановый объем деятельности, характеризующий уровень ресурсного обеспечения и устанавливаемый управляющим центром;
- $t_1 = \overline{1, T_1}$ – временные (календарные) периоды фиксации данных статистического учета;
- $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$ – временные периоды горизонта планирования (прогнозирования) объемов деятельности, характеризующие уровень ресурсного обеспечения;
- $y_j(t_1), y_j(t)$ – временные ряды значений показателей соответственно для периодов $t_1 = \overline{1, T_1}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$;
- $R(t_1), R(t)$ – временные ряды объемов деятельности соответственно для периодов $t_1 = \overline{1, T_1}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$.

Структурная модель отражает действия управляющего центра:

- по определению требований $y_j^\circ, j = \overline{1, J}$ и планового объема R° ;
- по организации и использованию результатов статистического учета для групп населения и территориальных образований.

Схема структурной модели приведена на рисунке 1.

Рассмотрены возможности предиктивного анализа ретроспективной информации $y_j(t_1), R(t_1)$ для повышения эффективности управления в региональной организационной системе в соответствии со структурной моделью на рисунке 1.

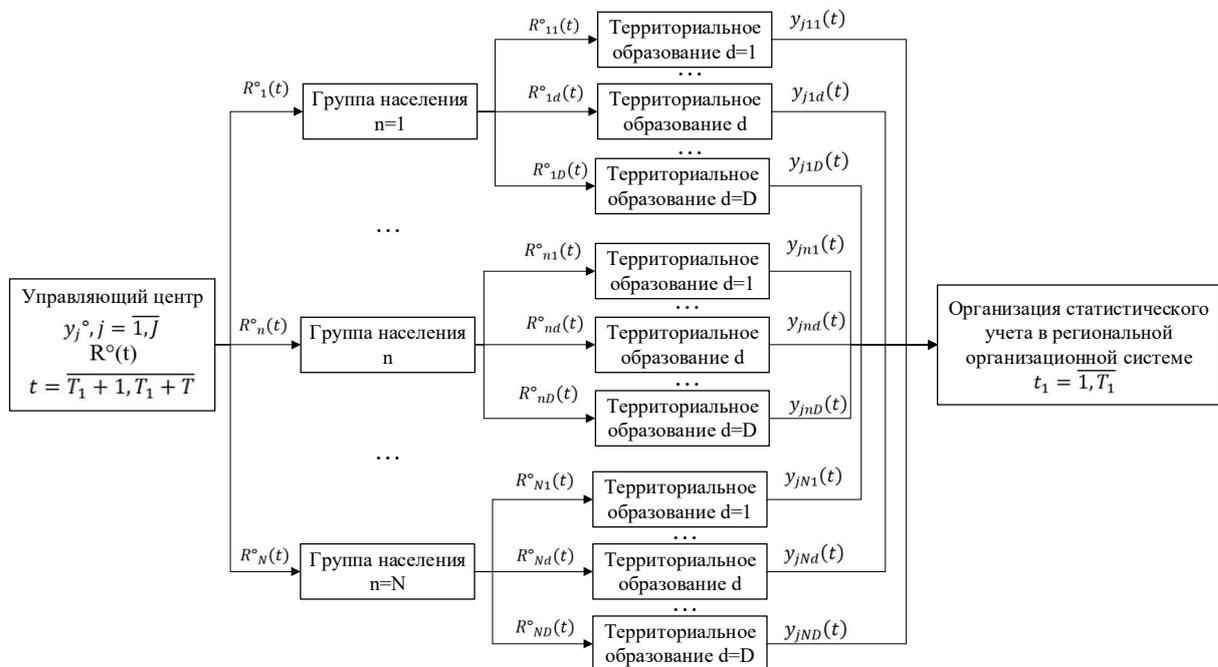


Рисунок 1 – Структурная модель взаимодействия управляющего центра с компонентами региональной организационной системы при управлении распределением ресурсного обеспечения

Показано, что главным результатом предиктивного анализа являются прогностические оценки $y_j(t)$, $R(t)$ на будущие периоды $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$. Охарактеризованы базовые методы искусственного интеллекта для прогностического моделирования.

Оценено расширение возможностей использования результатов предиктивного анализа при их интеграции с моделированием на основе средств интеллектуализации принятия решений для управления ресурсным обеспечением в региональной отраслевой организационной системе.

В соответствии со структурной моделью (рис. 1), действия управляющего центра в региональной отраслевой организационной системе, с одной стороны, направлены на установление планового ресурсного обеспечения $R^\circ(t)$ для временного интервала t и требований к уровню показателей эффективности

$$y_j(t) \geq y_j^\circ, j = \overline{1, J}, \quad (1)$$

а с другой – на распределение $R^\circ(t)$ по следующим составляющим:

- группы населения, объединенные по некоторому признаку (в здравоохранении по определенным нозологиям), $n = \overline{1, N}$;
- субрегиональные образования $d = \overline{1, D}$, распределенные на территории региона;
- временные периоды, следующие за периодами ретроспективных наблюдений $t_1 = \overline{1, T_1}$, $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$.

Результаты многолетней статистики

$$R^\circ(t_1), y_j(t_1), j = \overline{1, J}, t_1 = \overline{1, T_1} \quad (2)$$

и требования управляющего центра на будущие временные периоды

$$y_j^\circ(t), j = \overline{1, J}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T} \\ R^\circ(t), t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T} \quad (3)$$

обозначены исходными данными для формализации экстремальных и граничных требований при формировании оптимизационных моделей по перечисленным составляющим.

В качестве экстремального требования предлагается рассматривать требование максимизации эффекта от привлечения дополнительного ресурсного обеспечения $\Delta R(t)$ для каждого нового периода $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$ по сравнению с предыдущим периодом ($t - 1$):

$$\Delta R(t) = R^\circ(t) - R^\circ(t - 1) \quad (4)$$

при условии

$$R^\circ(t) > R^\circ(t - 1). \quad (5)$$

При этом достижение эффекта от влияния $R^\circ(t)$ определяется улучшением значений показателей эффективности

$$\Delta y_j(t) = y_j(t - 1) - y_j(t) > 0, j = \overline{1, J}, \quad (6)$$

а интегральный эффект является функцией локальных улучшений и дополнительного ресурсного обеспечения

$$Y(t) = F(\Delta R^\circ(t); \Delta y_j(t), j = \overline{1, J}; t). \quad (7)$$

Граничное требование определяется необходимостью балансировать управленческие решения на распределение ресурсного обеспечения с плановым уровнем $R^\circ(t)$.

Структурная модель управления распределением ресурсного обеспечения базируется на двухуровневой системе поддержки принятия решений:

- использование методов искусственного интеллекта для получения результатов предиктивной аналитики путем формирования прогностических моделей $\Delta R(t)$, $\Delta y_j(t)$, $j = \overline{1, J}$, $Y(t)$, $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$;

– интеграция результатов предиктивной аналитики в процесс принятия управленческих решений с использованием интеллектуальной оптимизации.

Отмечена особенность интеллектуальной оптимизации, заключающаяся в синтезировании зависимостей экстремальных и граничных требований от оптимизируемых переменных на основе машинного обучения.

Сформулирована структурная модель интеллектуализации управления распределением ресурсного обеспечения в региональной отраслевой организационной системе на основе ретроспективной информации, которая представлена на рисунке 2.

Таким образом, предложена структурная модель процессов управления в региональной отраслевой организационной системе, отличающаяся компонентами и связями между ними, двухуровневой схемой принятия решений на основе интеллектуальных методов и обеспечивающая сбалансированное распределение ресурсного обеспечения по трем составляющим в соответствии с требованиями управляющего центра.

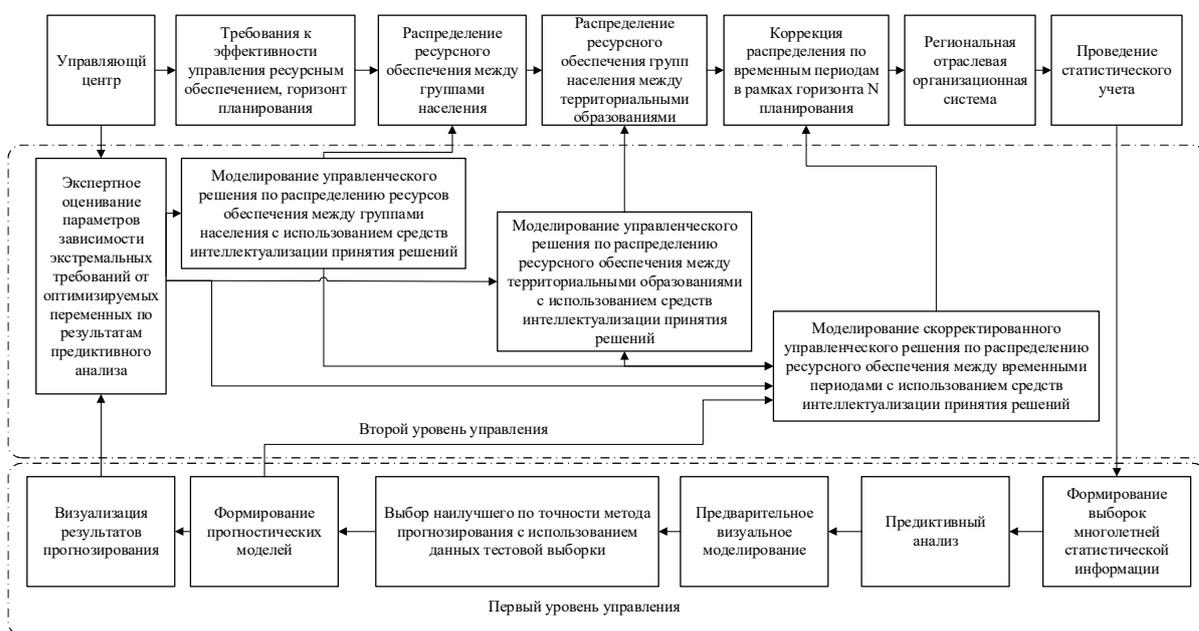


Рисунок 2 – Структурная модель интеллектуализации управления распределением ресурсного обеспечения в региональной отраслевой организационной системе на основе ретроспективной информации

Вторая глава посвящена формированию результатов предиктивного анализа ретроспективной информации на основе объединения визуального моделирования и моделирования с использованием статистических методов и алгоритмов машинного обучения.

Предложена структура алгоритмической схемы объединения указанных видов моделирования и охарактеризованы компоненты этой схемы, которая представлена на рисунке 3.

Показано, что визуальное моделирование основано на использовании эффективных механизмов наглядно-образной интуиции человека при сравнении графических представлений временных рядов $y_j(t_1), R(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$. Моделирование включает в себя следующие оценки экспертов управляющего центра региональной отраслевой организационной системы:

- сравнения тенденций изменения показателей $\Delta y_j(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$ для разных групп населения;
- снижения или повышения темпов (интенсивности) изменения $\Delta y_j(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$;

- чередования периодов нерегулярных изменений и стабильности $\Delta y_j(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$;
- адекватность управленческих решений по изменению ресурсного обеспечения $R(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$ в периоды нерегулярных изменений $\Delta y_j(t_1), t_1 = \overline{1, T_1}$.

На этапе визуального моделирования результатов прогностического моделирования с использованием статистических методов и алгоритмов машинного обучения эти оценки позволяют определить, в какой степени в пределах горизонта прогнозирования учитываются выявленные тенденции.

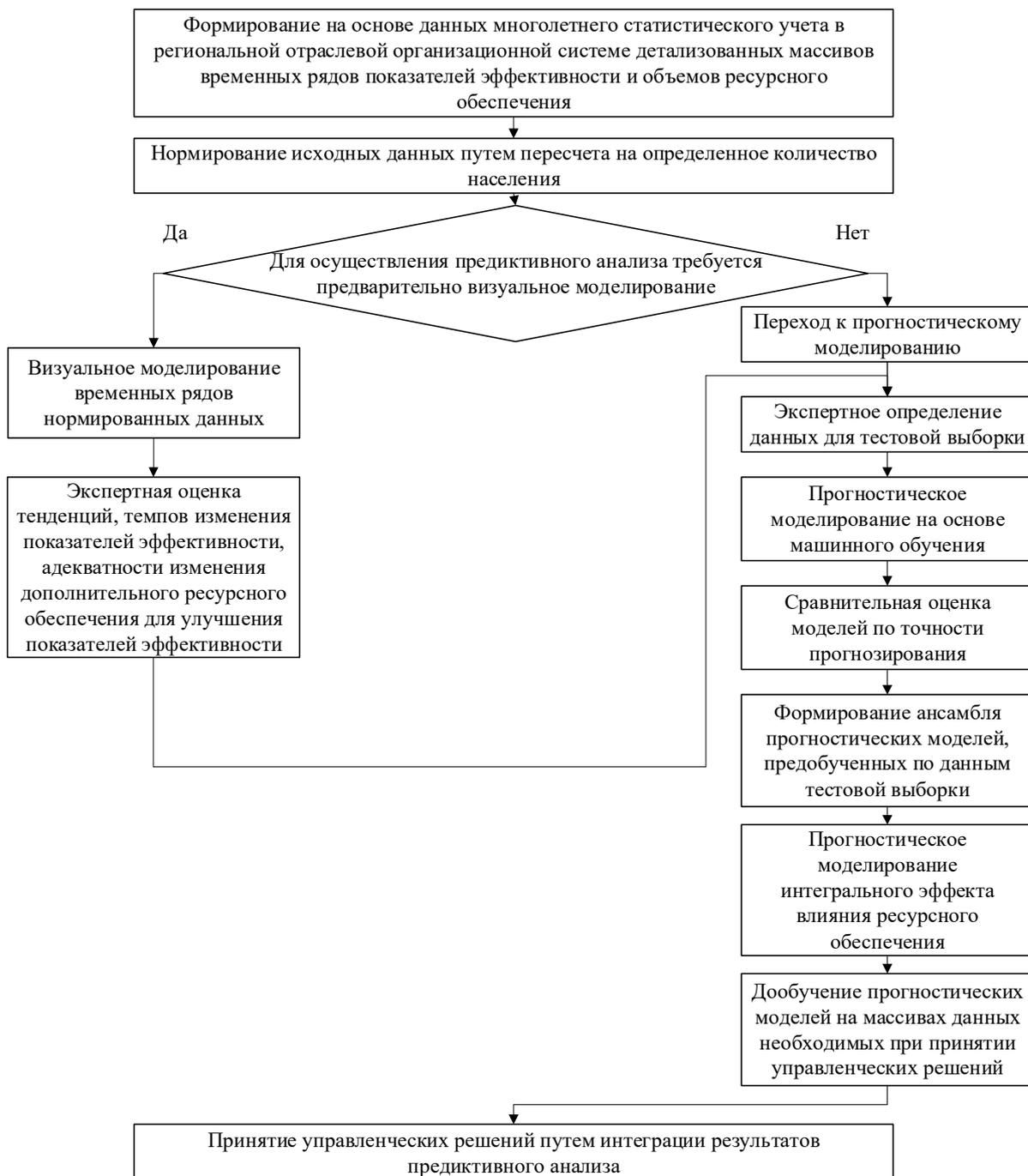


Рисунок 3 – Структура объединенной алгоритмической схемы визуального моделирования и моделирования с использованием машинного обучения

С целью формирования описания прогностических моделей, как результата предиктивного анализа, выбираются полученные варианты учета выявленных тенденций

при прогнозировании $\Delta y_j(t)$, $R(t)$, $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$ с использованием трех групп видов машинного моделирования:

- функциональное моделирование

$$y_j(t) = f(t), j = \overline{1, J}; Y(t) = F(\Delta R(t), \Delta y_j(t), j = \overline{1, J}, t), t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}; \quad (8)$$

- моделирование с использованием деревьев решений и случайного леса;
- нейросетевое моделирование.

В рамках исследования наборов данных и моделей прогнозирования исследованы возможности использования данных по разным территориальным образованиям и разным показателям эффективности.

В общем виде решаемую задачу предиктивного моделирования можно представить как задачу прогнозирования временного ряда:

$$y_j(t) = f \left(y_j(t-1), y_j(t-2), \dots, y_j(t-p+1); \theta \right) + \varepsilon(t), t = \overline{1, T}, j = \overline{1, J}, \quad (9)$$

где:

- f – модель прогнозирования;
- p – размер временного окна для прогнозирования;
- T – общее количество лет в наборе данных;
- t – целевой год моделирования;
- ε – ошибка прогноза;
- θ – параметры модели.

Предложена постановка задачи с использованием данных по показателям в других территориальных образованиях:

$$y_j(t) = f \left(\begin{array}{c} y_j(t-1), y_j(t-2), \dots, y_j(t-p+1); \\ y_j^d(t-1), y_j^d(t-2), \dots, y_j^d(t-p+1); \\ \theta \end{array} \right) + \varepsilon(t), \quad (10)$$

$$t = \overline{1, T}, j = \overline{1, J}, d = \overline{1, D},$$

где d – территориальное образование;

- y_j^d – показания по нозологии в год моделирования в территориальном образовании d ;
- D – общее количество учитываемых при моделировании территориальных образований.

Для учета других показателей, не являющихся целевым, в постановку задачи добавлена информация о всех показателях в данном территориальном образовании:

$$y_j(t) = f \left(\begin{array}{c} y_j(t-1), y_j(t-2), \dots, y_j(t-p+1); \\ y_{j+l}(t-1), y_{j+l}(t-2), \dots, y_l(t-p+1); \\ \theta \end{array} \right) + \varepsilon_{t+1}, \quad (11)$$

$$t = \overline{1, T}, j = \overline{1, J}, l = \overline{1, J-1},$$

где l – коэффициент для извлечения в прогнозную модель не целевых для прогнозирования показателей.

Рассмотрены результаты сравнительного анализа исследуемых методов с использованием тестовых выборок из массива ретроспективной информации на примере региональной организационной системы здравоохранения по данным на 100 000 населения старше трудоспособного возраста среди населения Воронежской области на основе официальных данных статистики двух нозологий: болезни, характеризующиеся повышенным кровяным давлением и эссенциальная гипертензия следующих наборов данных:

- уровень общей заболеваемости. Данные за 2013-2022 гг. (показатель 1);

- уровень первичной заболеваемости. Данные за 2013-2022 гг. (показатель 2);
- число лиц, взятых под диспансерное наблюдение среди больных с впервые в жизни установленным диагнозом. Данные за 2014-2022 гг. (показатель 3);
- число лиц с впервые в жизни установленным диагнозом, выявленным при профосмотре. Данные за 2015-2022 гг. (показатель 4);
- число лиц с впервые установленным диагнозом, выявленным при диспансеризации. Данные за 2015-2022 гг. (показатель 5);
- число лиц, состоящих под диспансерным наблюдением на конец года. Данные за 2013-2022 гг. (показатель 6).

В таблице 1 представлен фрагмент многолетней статистики уровня общей заболеваемости болезнями, характеризующимися повышенным кровяным давлением среди населения Воронежской области, нормированные на 100 000 населения старше трудоспособного возраста.

Таблица 1 – Фрагмент многолетней статистики уровня общей заболеваемости болезнями, характеризующиеся повышенным кровяным давлением среди населения Воронежской области по данным за 2013-2022 гг. (на 100 000 населения старше трудоспособного возраста)

Район/Год	2013	2014	...	2020	2021	2022
Аннинский	11792,2	15480	...	32903,2	45673,4	45137,2
Бобровский	29318,4	23983	...	41032,2	39498,8	45141,5
Богучарский	23294,2	28160,5	...	42713,9	39798	48394,3
Борисоглебский	28871,8	27923,2	...	35587,4	44360,5	42290,5
Бутурлиновский	20068,7	21299,4	...	49524,2	45548	44348,8
Верхнемамонский	17334,3	6857,6	...	22480,1	22598,8	34272,1
...
Россошанский	20168	20061,5	...	32403,7	34949,6	40602,7
Семилукский	10380,9	12916,4	...	27226,2	30111,3	49777,1
Таловский	26327,5	25799,6	...	34910,3	29029	41447,7
Терновский	12874,1	12944,4	...	19519	20361,9	33987,2
Хохольский	28301,5	28257,7	...	40560,2	38703,9	40633,9
Эртильский	3972,3	8183,5	...	14066,1	13179,5	13509,2
ГО г. Воронеж	24429,7	27042,7	...	43906,8	42929,6	50204,5
Всего по области	20735,1	21856,4	...	38331,7	38136,1	43421,3

При анализе исследуемых методов прогностического моделирования были учтены уровни заболеваемости среди районов Воронежской области, поскольку это позволяет помочь определиться с приоритетными компонентами региональной отраслевой организационной системы, на которые необходимо обратить внимание в первую очередь в целях повышения эффективности оказания медицинской помощи. Наборы данных по районам области были разделены на следующие уровни (классы):

- низкий – ориентирует управляющий центр принять управленческое решение об уменьшении ресурсного обеспечения;
- средний – информирует управляющий центр о необходимости сохранения прежнего уровня ресурсного обеспечения или незначительного повышения;
- высокий – отражает приоритетность субрегиональной организационной системы при распределении ресурсного обеспечения управляющим центром.

Для разделения районов области на уровни была решена задача классификации. На основе имеющейся ретроспективной информации подготовлен исходный обучающий классификационный набор данных, состоящий из следующих атрибутов:

- «Район» – характеризуется как субрегиональная организационная система, представленная в виде районов Воронежской области (тип данных object);
- «Год» – период временного ряда многолетней медико-статистической информации (тип данных int64);
- «Показатель 11» – «Показатель 16» для нозологии – болезни, характеризующиеся повышенным кровяным давлением (типы данных float64);
- «Показатель 21» – «Показатель 26» для нозологии – эссенциальная гипертензия (типы данных float64);
- «Класс» – уровень заболеваемости (низкий – 1, средний – 2, высокий – 3) на основе данных 12 показателей (тип данных int64). – целевое значение, которое необходимо спрогнозировать.

Полученный исходный набор данных содержит 320 строк. При маркировке классов в исходном обучающем наборе данных была использована экспертная оценка уровней заболеваемости и диспансеризации по среднегодовому значению каждого из показателей и затем сформирована в виде итогового класса на основе подытоговых классов в разрезе нозологии каждого из шести показателей путем расчета их среднего арифметического и округлением до целого.

Перед началом проведения обучения классификационных моделей была проведена предварительная подготовка данных, в ходе которой были заполнены пропуски медианными значениями в разрезе атрибута «Район»; обработан категориальный признак «Район» с использованием метода Binary Encoding («Двоичное кодирование») для его преобразования в набор числовых признаков, осуществлена нормализация с использованием метода Robust Scaling («Надежное масштабирование»), устойчивого к выбросам, а также выполнена балансировка классов методом синтетической выборки меньшинства (SMOTE), который решает проблему дисбаланса классов, генерируя синтетические (подобные) данные для класса меньшинства. После проведения балансировки соотношение классов было уравновешено. При этом количество записей в обучающем классификационном наборе данных увеличилось до 767 строк.

Для проведения классификации были использованы следующие базовые и ансамблевые методы: SVM – базовый метод опорных векторов; KNeighbors – базовый метод k -ближайших соседей; NaiveBayes – базовый метод наивный Байес; DecisionTree – базовый алгоритм дерево решений; MLPClassifier – базовый алгоритм многослойного перцептрона, который обучается по методу обратного распространения ошибки; AdaBoost – ансамблевый метод адаптивный бустинг; CatBoost – ансамблевый метод, разработанный компанией «Яндекс» и реализующий уникальный патентованный алгоритм построения моделей машинного обучения, использующий одну из оригинальных схем градиентного бустинга; GradientBoosting – ансамблевый метод градиентный бустинг; RandomForest – ансамбль случайный лес; Bagging – ансамблевый метод, который характеризуется тем, что подразумевает использование для каждого подклассификатора (слабого ученика) одного и того же алгоритма обучения, но обучение подклассификаторов происходит на разных случайных поднаборах обучающего набора; Stacking – ансамблевый метод, основанный на идее использования нескольких, как правило, разнородных базовых классификаторов (т.е. комбинируются разные алгоритмы обучения), выдающие прогноз, который затем применяется в качестве признаков для обучения мета-классификатора.

Для оценки качества обучения классификационных моделей использовались следующие метрики, представленные в таблице 2.

Таблица 2 – Критерии качества классификационных моделей

Название	Описание
accuracy	Общая точность
validation accuracy	Валидационная точность (кросс-валидация)
recall	Чувствительность
precision	Специфичность
F1	Показатель F1-меры
ROC AUC	Показатель ROC AUC
Confusion Matrix	Матрица ошибок (ошибки первого (Err 1) и второго (Err 2) рода)

При обучении моделей классификации, набор данных был разделен на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20. Подбор параметров классификационных моделей осуществлялся с использованием метода поиска по сетке. В таблице 3 приведены результаты обучения классификационных моделей и оценка качества классификации.

Таблица 3 – Оценка качества классификаторов

Модель	accuracy, %	validation accuracy, %	recall, %	precision, %	F1, %	ROC AUC, %	Err I	Err II	Всего ош-к
KNeighbors	87.01	84.69	87.01	88.16	86.44	87.01	11	9	20
SVM	90.26	88.92	90.26	90.25	90.15	90.26	8	7	15
NaiveBayes	81.82	80.94	81.82	83.08	81.27	81.82	26	2	28
DecisionTree	96.75	94.47	96.75	96.79	96.73	96.75	3	2	5
MLPClassifier	88.28	81.4	88.28	88.35	88.15	88.28	6	9	15
AdaBoost	92.21	86.32	92.21	92.24	92.22	92.21	5	7	12
CatBoost	98.05	95.93	98.05	98.11	98.04	98.05	2	1	3
GradientBoosting	97.4	94.3	97.4	97.52	97.39	97.4	3	1	4
RandomForest	98.05	97.07	98.05	98.09	98.05	98.05	3	0	3
Bagging	98.05	96.09	98.05	98.09	98.05	98.05	3	0	3
Stacking	98.7	96.79	98.7	98.71	98.7	98.7	2	0	2

Среди базовых методов классификации наилучший результат по качеству был получен у дерева решений. Наихудший результат – у метода наивный Байес. Среди ансамблевых методов наилучший результат оказался у Stacking, который был достигнут благодаря использованию в качестве базовых классификаторов – базового метода дерева решений и ансамбля градиентный бустинг, показавших хороший результат при отдельном обучении (таблица 3), а в качестве мета-классификатора был использован ансамбль CatBoost, показавший один из наилучших результатов среди ансамблей.

По итогам 2022 года районы Воронежской области распределены по группам, соответствующих уровням по степени заболеваемости на основе показателей по двум нозологиям.

При проведении прогностического моделирования временных рядов наборы данных были разделены на обучающую и тестовую выборки. Обучающие данные содержат информацию до 2020 года наблюдений, а тестовая выборка включает в себя 2021-2022 годы наблюдений.

Сравнивались результаты прогнозирования с использованием следующих методов.

1. Функциональное моделирование:

– авторегрессионное интегрированное скользящее среднее (ARIMA). Модель применяется для анализа стационарных временных рядов на основе оценки линейной зависимости прогнозируемых значений от исторических;

- метод линейного Хольта (Holt linear, HL). Представляет собой модель, в которой разделяется набор данных временных рядов на компоненты: тренд, сезонность и остаток;
- тройное экспоненциальное сглаживание (или метод Хольта-Винтерса, Holt Winter, HW). Особенностью модели является применение экспоненциального сглаживания к компонентам в дополнение к уровню и тренду.

2. Моделирование с использованием деревьев решений (Decision tree, DT) и случайного леса (Random forest, RF).

3. Нейросетевое моделирование с использованием многослойного перцептрона (Multi-layer Perceptron, MLP).

Методы машинного обучения DT, RF и MLP применены в рамках метода рекурсивного многошагового прогнозирования для получения прогнозных оценок в используемых регрессионных моделях на будущие периоды. Ошибка прогнозирования каждого из используемых методов оценивалась с использованием показателей среднеквадратичной ошибки RMSE, средней абсолютной ошибки MAE и коэффициента детерминации R2.

В таблице 4 приведен фрагмент сравнительных результатов прогностического моделирования временных рядов для данных по общей заболеваемости (болезни, характеризующиеся повышенным кровяным давлением) для г. Воронеж, остальные сравнительные таблицы приведены в диссертационной работе.

Таблица 4 – Фрагмент сравнения результатов работы методов прогнозирования для данных по общей заболеваемости (болезни, характеризующиеся повышенным кровяным давлением) для г. Воронеж

Группа выборки	Модель	RMSE	MAE	R2
Воронеж	ARIMA	2483.62	2251.73	0.53
	HL	3251.19	2416.48	0.2
	HW	2241.26	2199.66	0.62
	DT	2371.87	2365.05	0.57
	RF	3657.49	3104.67	-0.01
	MLP	4521.99	3915.95	-0.55

Серым цветом отмечен метод, в котором зафиксировано наилучшее качество прогнозирования в разрезе группы выборки по каждому из показателей.

На основе полученных результатов сформирован ансамбль предобученных прогностических моделей с наилучшей точностью. В таблице 5 приведен фрагмент таблицы сформированного ансамбля для данных по общей заболеваемости предобученных моделей с наилучшей точностью.

Таблица 5 – Фрагмент таблицы ансамбля предобученных моделей с наилучшей точностью

Показатель	Группа выборки	Модель
Общая заболеваемость (табл. 4)	Группа 1	MLP
	Группа 2	ARIMA
	Группа 3	RF
	Воронеж	HW
	Область	HW

Таким образом, предложен алгоритм предиктивного анализа ретроспективной информации, отличающийся объединением визуального моделирования и моделирования с использованием машинного обучения при прогнозировании функционирования

региональной отраслевой организационной системы на будущие временные периоды с учетом вариативного использования данных по показателям эффективности и обеспечивающий формирование результатов для интеграции в процесс принятия управленческих решений.

Третья глава посвящена разработке процедур интеграции результатов предиктивного анализа ретроспективной информации в процесс принятия управленческих решений на основе средств интеллектуализации принятия решений.

Показано, что при оптимизации распределения дополнительного ресурсного обеспечения $\Delta R(t)$ между $n = \overline{1, N}$ группами населения возникает ситуация, когда эксперт в состоянии предсказать те группы, для которых распределение

$$\Delta R_n(t-1), n = \overline{1, N}, \sum_{n=1}^N \Delta R_n(t-1) = \Delta R(t-1) \quad (12)$$

дало, по его мнению, недостаточный эффект по улучшению значений показателей эффективности. Адекватными оптимизируемыми переменными, характеризующими указанную неоднородность влияния $\Delta R_n(t-1)$, являются следующие альтернативные переменные

$$x_n = \begin{cases} 1, & \text{если из объема дополнительного ресурса } \Delta R(t) \text{ целесообразно} \\ & \text{выделить ресурс } \Delta R_n(t) \text{ для } n\text{-й группы населения,} \\ 0, & \text{в противном случае, } n = \overline{1, N} \end{cases} \quad (13)$$

Зависимость интегрального эффекта от оптимизируемых переменных (13) представлена в виде линейной функции, для которой коэффициенты $\alpha_n, n = \overline{1, N}$ получены на основе экспертных оценок приоритетности выделения ресурса для n -й группы населения:

$$\sum_{n=1}^N \alpha_n x_n \rightarrow \max \quad (14)$$

Для формирования зависимости граничного требования от оптимизируемых переменных (13) в линейной форме использованы экспертные оценки потребности в ресурсном обеспечении для n -й группы населения $\Delta \hat{R}_n(t), n = \overline{1, N}$.

В результате получена следующая формализация граничного требования

$$\sum_{n=1}^N \Delta \hat{R}_n(t) x_n \leq \Delta R(t) \quad (15)$$

Объединение требования альтернативности распределения ресурса (13) и линейных зависимостей (14), (15) приводит к следующей модели многоальтернативной оптимизации

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^N \alpha_n x_n \rightarrow \max, \\ & \sum_{n=1}^N \Delta \hat{R}_n(t) x_n \leq \Delta R(t), t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}, \\ & x_n = \begin{cases} 1, \\ 0, & \text{в противном случае, } n = \overline{1, N}. \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

Предложена процедура интеграции результатов предиктивного анализа в вычислении коэффициентов $\alpha_n, n = \overline{1, N}$. Она основана на визуализации полученных результатов $\Delta R_n(t), y_{jn}(t), j = \overline{1, J}, n = \overline{1, N}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$, предъявлении их эксперту и экспертного

оценивания термов лингвистических переменных. Обосновано использование следующей лингвистической переменной

<допустимо изменить $\Delta\hat{R}_n(t)$ с учетом прогностической оценки $\hat{y}_j(t)$ >

и соответствующей функции принадлежности.

Поскольку важно обеспечить последовательное уменьшение значений $y_j(t)$ в качестве функции принадлежности приемлемо использовать на основе решения (16) следующее управленческое решение

$$\Delta R_n(t) = \begin{cases} \Delta\hat{R}_n(t), t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}, \text{ если } x_n^* = 1 \\ 0, \text{ в противном случае, } n = \overline{1, N} \end{cases} \quad (17)$$

Вторая задача управления, исходя из решения (17), состоит в распределении тех $\Delta R_{n_1}(t)$, для которых оптимальное значение

$$x_{n_1}^* = 1, n_1(t) = \overline{1, N_1}(t) \in \overline{1, N}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T},$$

между $d = \overline{1, D}$ территориальными образованиями. Здесь, как и в первой задаче, возникает возможность экспертного ранжирования территорий по значимости влияния на достижение требований управляющего центра. Тогда в качестве оптимизируемых вновь приемлемо ввести альтернативные переменные:

$$= \begin{cases} x_{n_1 d} \\ \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ если из объема дополнительного ресурса } \Delta\hat{R}_{n_1}(t) \text{ целесообразно} \\ \text{выделить ресурс } \Delta R_{n_1 d}(t) \text{ для } d - \text{го территориального образования.} \\ 0, \text{ в противном случае, } n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D} \end{array} \right. \end{cases} \quad (18)$$

Далее определяются коэффициенты линейных зависимостей экстремального и граничных требований:

– коэффициенты $\beta_{n_1 d}, n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D}$ влияния ресурса $\Delta\hat{R}_{n_1}(t)$ на достижение требований управляющего центра;

– экспертные оценки $\Delta\hat{R}_{n_1 d}(t), n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D}$ потребности в ресурсном обеспечении для d -го территориального образования.

Линейные зависимости имеют вид аналогичный (14), (15), а оптимизационная модель на их основе – (16):

$$\sum_{d=1}^D \sum_{n_1=1}^{N_1} \beta_{n_1 d} x_{n_1 d} \rightarrow \max, \quad (19)$$

$$\sum_{d=1}^D \Delta\hat{R}_{n_1 d}(t) x_{n_1 d} \leq \Delta R_{n_1}(t), n_1 = \overline{1, N_1}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$$

$$x_{n_1 d} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}, n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D}.$$

Процедура интеграции результатов предиктивного анализа в процессе принятия управленческого решения на основе оптимизационной модели (19) аналогична определению коэффициентов $\alpha_n, n = \overline{1, N}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$.

Для определения коэффициентов модели экстремального требования в оптимизационной модели (19) используется аналогичная процедура, определяющая нечеткую оценку допустимости изменения $\Delta\hat{R}_{n_1 d}, n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D}$ при графике изменения $\Delta y_j(t)$ с получением значений функции принадлежности

$$\mu_{n_1 d_j}(t), n_1 = \overline{1, N_1}, j = \overline{1, J}, d = \overline{1, D}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}. \quad (20)$$

Коэффициенты $\beta_{n_1 d}(t)$ вычисляются на основе усредненных значений (20) на множестве $j = \overline{1, J}$

$$\beta_{n_1 d}(t) = \frac{\sum_{j=1}^J \mu_{n_1 d_j}(t)}{J}, n_1 = \overline{1, N_1}, d = \overline{1, D}, t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}. \quad (21)$$

Решая задачу многоальтернативной оптимизации (19), получены оптимальные значения переменных x_{nd}^* , $n = \overline{1, N}$, $d = \overline{1, D}$ и следующее управленческое решение

$$\Delta R_{nd}(t) = \begin{cases} \Delta R_{n_1}(t), t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}, \text{ если } x_{n_1 d}^* = 1, \\ 0, \text{ в противном случае} \end{cases}, \quad (22)$$

$$n_1 = \overline{1, N_1}, n = \overline{1, N}, n_1 \in \overline{1, N}, d = \overline{1, D}.$$

В соответствии с управленческим решением (22) из объема ресурсного обеспечения $\Delta R_{n_1} d_1$ -му территориальному образованию выделяется ресурс $\Delta R_{n_1 d_1}(t)$, где $d_1 = \overline{1, D_1} \in \overline{1, D}$ и соответствует $x_{n_1 d}^* = 1$.

Управленческие решения (17), (22) базируются на экспертных оценках потребности в ресурсном обеспечении и позволяют определить подмножество групп населения $n_1 = \overline{1, N_1} \in \overline{1, N}$ и соответствующее подмножество территориальных образований $d_1 = \overline{1, D_1} \in \overline{1, D}$, для которых в соответствии с экспертными оценками α_n , $n = \overline{1, N}$ и β_{nd} , $d = \overline{1, D}$ запланированный ресурс позволит улучшить значения показателей эффективности y_j , $j = \overline{1, J}$. Однако ориентация только на мнения экспертов не всегда приводит к оптимальному распределению интегрированного объема ресурсного обеспечения для каждого временного периода $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$.

Предлагается осуществить коррекцию распределения $\Delta R_{nd}(t)$ по временным периодам $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$ на основании формализованной постановки оптимизационной задачи на множестве дискретных значений

$$\Delta R_{n_1 d_1}^{\text{CK}}(t) = \{\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, 2\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, \dots, t\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, \dots, T\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}\}, \quad (23)$$

где $\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}$ среднее значение ресурсного обеспечения за период $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$, выбранного на основе управленческих решений (17), (22)

$$\overline{\Delta R_{n_1 d_1}} = \frac{\sum_{t=T_1+1}^{T_1+T} \Delta R_{n_1 d_1}(t)}{T}. \quad (24)$$

Экстремальное требование заключается в максимизации функции интегрального эффекта, а граничное – интегральным объемом дополнительного ресурсного обеспечения, полученного на основе управленческих решений (17), (22)

$$\Delta R_{n_1 d_1} = \sum_{t=T_1+1}^{T_1+T} \Delta R_{n_1 d_1}. \quad (25)$$

С учетом функции интегрального эффекта, (23), (25) оптимизационная модель имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} & F(\Delta R_{n_1 d_1}^{\text{CK}}(t); \Delta y_j(t), j = \overline{1, J}; t) \rightarrow \max, \\ & \sum_{t=T_1+1}^{T_1+T} \Delta R_{n_1 d_1}^{\text{CK}}(t) = \Delta R_{n_1 d_1}, \\ & \Delta R_{n_1 d_1}^{\text{CK}}(t) = \{\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, 2\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, \dots, t\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}, \dots, T\overline{\Delta R_{n_1 d_1}}\}. \end{aligned} \quad (26)$$

В оптимизационной модели (26) результаты предиктивной аналитики присутствуют при машинном обучении зависимости интегрального эффекта от дополнительного ресурса и временных периодов. В этом случае модель регрессии помимо факторов ΔR_{nd} и $\Delta y_j(t)$ включает в себя время, что позволяет ее рассматривать как в качестве функции, которую необходимо максимизировать на множестве временных значений оптимизируемых переменных, так и в качестве прогностической функции изменения интегрального эффекта

в зависимости от значений дополнительного ресурсного обеспечения. Такой характер данной функциональной модели дает возможность интегрировать результаты предиктивной аналитики в процесс принятия управленческих решений $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK*}(t)$.

С этой целью переходят к последовательному решению одномерных задач оптимизации функций, которые вычисляются при значениях $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t)$ для определенного временного периода с использованием обученной на данных многолетней статистики зависимости интегрального эффекта от дополнительного ресурса и временных периодов. Указанные значения $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t)$ выбираются путем организации двухуровневого перебора для поиска максимального из возможных значения одномерной функции.

На первом уровне осуществляется перебор значений $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t)$ на интервале

$$\overline{\Delta R_{n_1 d_1}} \leq \Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t) \leq Z_{t'}, \quad (27)$$

где $Z_{t'}$, $t' = \overline{2, T} + 1$ – варьируемое значение верхней границы интервала (27). На втором уровне проводится перебор значений $Z_{t'}$ на множестве дискретных значений (23).

Двухуровневый перебор позволяет осуществить поиск $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK*}(t)$, $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$ на основе следующей совокупности задач максимизации одномерных функций

$$\begin{aligned} & \varphi_{t'}[Z_{t'}, \Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + t'), \varphi_{t'-1}], \\ \max & \varphi_{t'}[\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + t'), t = T_1 + t'], \\ & \overline{\Delta R_{n_1 d_1}} \leq \Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + t') \leq Z_{t'}, \end{aligned} \quad (28)$$

где

$$\begin{aligned} \varphi_1(Z_2) &= F[\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + 1), t = T_1 + 1], \\ \varphi_2(Z_3) &= F[\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + 2), t = T_1 + 2] + \varphi_1[Z_3 - \\ & \quad \Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + 2)], \\ & \quad \vdots \\ \varphi_T(Z_{T+1}) &= F[\Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + T), t = T_1 + T] + \\ & \quad \varphi_{T-1}[Z_{T+1} - \Delta R_{n_1 d_1}^{CK}(t = T_1 + T)]. \end{aligned} \quad (29)$$

Получение решения (28) позволяют определить окончательное управленческое решение $\Delta R_{n_1 d_1}^{CK*}(t)$, $n_1 = \overline{1, N_1}$, $d_1 = \overline{1, D_1}$, $t = \overline{T_1 + 1, T_1 + T}$.

Таким образом, предложены оптимизационные модели интеллектуализации процесса поддержки принятия управленческих решений, отличающиеся преобразованиями прогностических оценок в параметры зависимостей экстремальных требований от оптимизируемых переменных и обеспечивающие принятие управленческих решений на основе многоальтернативной оптимизации, а также процедура принятия окончательного решения по распределению ресурсного обеспечения между временными периодами в рамках горизонта планирования, отличающаяся двухуровневым перебором при максимизации прогностических оценок функции интегрального эффекта и обеспечивающая коррекцию управленческих решений, полученных на основе многоальтернативной оптимизации.

В четвертой главе проведен анализ применения разработанных средств интеллектуализации процесса принятия управленческих решений в практике управления региональной организационной системой здравоохранения.

Обоснована необходимость разработки проблемно-ориентированных программных средств и дана их характеристика. Приведена структурная схема взаимодействия этих продуктов с библиотеками стандартных программ машинного обучения и оптимизации (рисунки 4).

Оценка результативности их применения проводилась на основе ретроспективной информации за 10 лет с 2013 по 2022 годы для пяти нозологий $n = \overline{1, 5}$ артериальной

гипертензии лиц старшего и пожилого возраста среди населения Воронежской области в территориальных образованиях региона, разделенных на группы по уровням заболеваемости d_1-d_3 , отдельно проживающих в областном центре d_4 и в целом по региону d_5 . Исследовались показатели общей $y_1(t)$ и первичной $y_2(t)$ заболеваемости, а также объемов ресурсного обеспечения по показателям $R_1(t)-R_4(t)$ с горизонтом планирования $T = 4$.

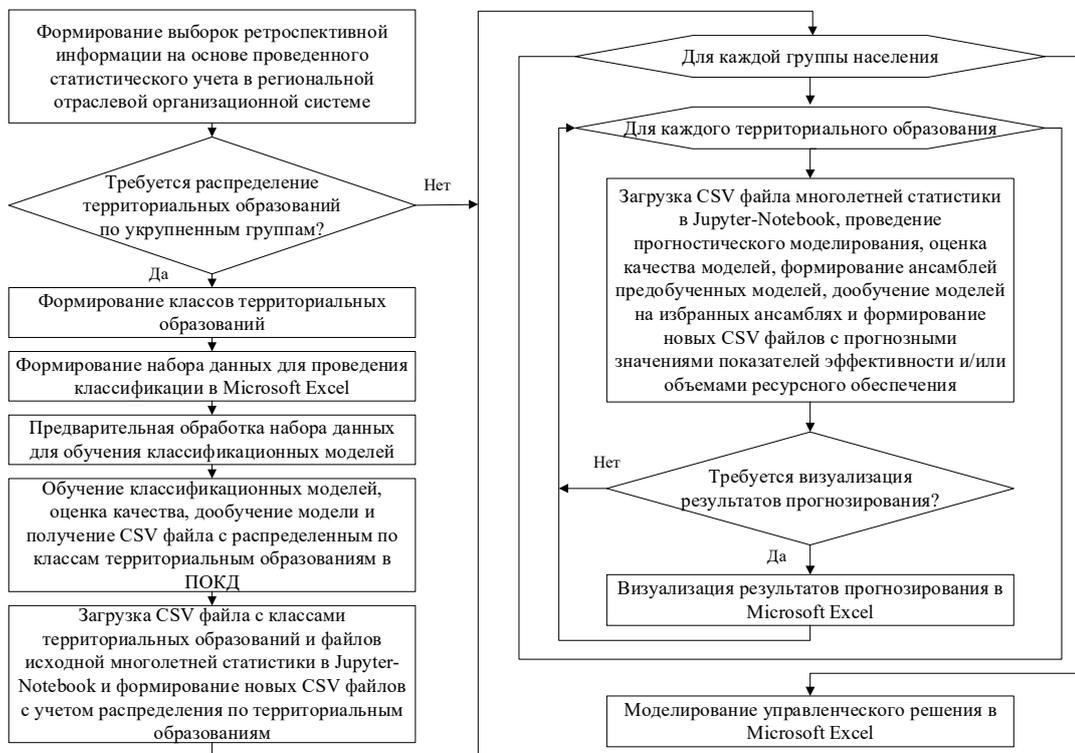


Рисунок 4 – Структурная схема взаимодействия разработанных программных продуктов с библиотеками стандартных программ машинного обучения и оптимизации

Для визуального анализа показателей заболеваемости осуществлено графическое представление временных рядов. Оценена адекватность процесса ресурсного обеспечения – объема диспансеризации взрослого населения Воронежской области тенденциям многолетней динамики заболеваемости на основе графического представления временного ряда $R_1(t)$ по числу лиц, состоящих под диспансерным наблюдением на конец года.

Приведенные оценки результатов визуального моделирования позволяют сделать вывод о дальнейшем продолжении предиктивного анализа на основе прогностического моделирования временных рядов для интеграции этих результатов в процесс принятия управленческих решений. На основе ансамбля прогностических моделей (таблица 5) с наилучшим качеством по точности осуществлено прогностическое моделирование временных рядов с горизонтом планирования $T = 4$.

Использование результатов предиктивного анализа для получения управленческих решений на основе оптимизационных моделей интеллектуализации процесса поддержки принятия управленческих решений позволит определить распределение $\Delta R_{nd}(t)$, $n = \overline{1,5}$; $d = \overline{1,5}$, по временным периодам $t = \overline{10 + 1, 10 + 4}$ с горизонтом прогнозирования $T = 4$.

Таким образом, предложена структура программного комплекса, отличающаяся реализацией механизма встраивания в отраслевые организационные системы и обеспечивающая преобразование и использование ретроспективной информации при принятии управленческих решений на основе результатов предиктивного анализа.

В приложениях приведены акты внедрения, свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ и сравнение результатов работы методов прогнозирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Получены следующие результаты:

1. Проанализированы пути повышения эффективности управления в региональных отраслевых организационных системах с использованием ретроспективной информации за счет применения предиктивного анализа статистических данных и интеграции его результатов в процесс принятия решений на основе оптимизации.

2. Сформирована структурная модель управления ресурсным обеспечением в региональной отраслевой организационной системе, включающая компоненты двухуровневой схемы процесса принятия решений.

3. Предложена алгоритмическая схема предиктивного анализа ретроспективной информации в региональной отраслевой организационной системе, объединяющая экспертное моделирование, моделирование на основе машинного обучения и выбор наилучшего по точности метода прогнозирования путем сравнительного анализа результатов обработки тестовой выборки.

4. Разработана процедура интеграции результатов предиктивного анализа ретроспективной информации в процесс принятия управленческих решений по распределению ресурсного обеспечения между группами населения региона.

5. Проведена детализация управленческого решения для групп населения региона на основе процедуры интеграции результатов предиктивного анализа в процесс многоальтернативной оптимизации при распределении ресурсного обеспечения по территориальным образованиям.

6. Обоснована необходимость коррекции детализированного распределения ресурсного обеспечения путем интеграции результатов предиктивного анализа в процесс принятия управленческого решения на базе полностью формализованного описания экстремального и граничных требований оптимизации объектов ресурса по временным периодам в рамках заданного горизонта планирования.

7. Сформирована структура программного обеспечения системы управления ресурсным обеспечением на основе ретроспективной информации, фиксируемой в региональной отраслевой организационной системе.

8. Проведена оценка применения разработанных средств в практике управления ресурсным обеспечением диспансеризации населения в региональной системе здравоохранения Воронежской области. Получены прогностические оценки при интеграции результатов предиктивного анализа в принятии решений на основе оптимизации, характеризующие рост интегрального эффекта на 12%, сокращение времени на выработку управленческого решения на 58%.

Рекомендации и перспективы дальнейшей разработки темы

1. Результаты диссертационного исследования рекомендуются к применению в задачах управления распределением ресурсного обеспечения в региональных отраслевых организационных системах, отличительной особенностью в которых является принятие решения по трем составляющим распределения ресурса: группам населения региона, территориальным образованиям и временным периодам в рамках горизонта планирования на основе ретроспективной информации.

2. Дальнейшая разработка темы будет направлена на исследование возможностей применения элементов нечеткой логики, а также апробации по другим отраслям региональных организационных систем.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Гафанович Е.Я. Визуальное и прогностическое моделирование заболеваемости артериальной гипертензией лиц старших возрастных групп и их диспансеризации / Е.Я. Гафанович, А.В. Ломаков, А.И. Львович, О.Н. Чопоров // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – №2 (12).

2. Гусев П.Ю. Оптимизация управления ресурсным обеспечением в региональной организационной системе на основе предиктивного анализа многолетней статистической информации / П.Ю. Гусев, А.В. Ломаков, Я.Е. Львович // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – №4 (12).

3. Ломаков А.В. Структурное моделирование при управлении распределением ресурсного обеспечения в региональной организационной системе с использованием средств интеллектуализации принятия решений / А.В. Ломаков // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2025. – №1 (13).

4. Гусев П.Ю. Предиктивный анализ многолетней статистической информации региональной организационной системы на основе регрессионного моделирования / П.Ю. Гусев, А.В. Ломаков // Системы управления и информационные технологии, №4 (102), 2025. С. 59-63.

Публикации в других изданиях

5. Ломаков А.В. Современные подходы к повышению качества классификационных моделей [тезисы] // Материалы VI научно-технической конференции магистрантов Рязанского государственного радиотехнического университета. – Рязань: РГРТУ, 2020. – С. 311.

6. Ломаков А.В. Задачи разработки программного обеспечения для интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений с использованием методов машинного обучения / А.В. Ломаков, А.Н. Зеленина, Я.Е. Львович // Проблемные вопросы и организация научно-исследовательской деятельности студентов: материалы XV межвузовской научно-практической конференции. – Воронеж: ВИВТ, 2023. – С. 164-168.

7. Львович Я.Е. О возможностях применения технологий машинного обучения в различных организациях / Я.Е. Львович, А.В. Ломаков, А.П. Преображенский // Вестник ВИВТ № 2 (41), 2022. – С. 83-85.

Публикации в трудах Международных и Всероссийских конференций

8. Ломаков А.В. Современные технологии визуализации данных / А.В. Ломаков // Современные технологии в науке и образовании – СТНО-2020 [текст]: сб. тр. III междунар. науч.-техн. форума: в 10 т. Т.5. / под общ. ред. О.В. Миловзорова. – Рязань: РГРТУ, 2020. – С. 156-162.

9. Ломаков А.В. Применение ансамблевых методов для повышения качества классификационных моделей / А.В. Ломаков // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы XXV Юбилейной всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань: РГРТУ, 2020. – С. 35-36.

10. Ломаков А.В. Интеллектуальное программное обеспечение классификации данных с использованием алгоритма k -ближайших соседей / А.В. Ломаков // Современные технологии в науке и образовании – СТНО-2021 [текст]: сб. тр. IV междунар. науч.-техн. форума: в 10 т. Т.4. / под общ. ред. О.В. Миловзорова. – Рязань: РГРТУ, 2021. – С. 18-23.

11. Ломаков А.В. Проблемы автоматизации на производственных предприятиях / А.В. Ломаков, В.С. Лобач // Актуальные проблемы инновационных систем информатизации и безопасности: материалы Международной научно-практической конференции / Сост.

И.Я. Львович, Е.В. Семенова, Е.А. Бойков А.П. Преображенский. – Воронеж, Издательско-полиграфический центр «Научная книга» 2023. – С. 106-109.

12. Ломаков А.В. Программное обеспечение классификации данных с использованием базовых и ансамблевых методов / А.В. Ломаков // Интеллектуальные информационные системы: труды Международной научно-практической конференции / отв. ред. Я.Е. Львович. – Воронеж: ВГТУ, 2023. – С. 45-48.

13. Ломаков А.В. Прогнозирование временных рядов по данным общей заболеваемости болезнями, связанными с кровяным давлением в ГО г. Воронеж / А.В. Ломаков, Я.Е. Львович // Интеллектуальные информационные системы: труды Международной научно-практической конференции, посвященной 40-летию кафедры САПРИС / отв. ред. Я.Е. Львович. – Воронеж: ВГТУ, 2024. – С. 112-115.

14. Гафанович Е.Я. Формирование ансамбля прогностических моделей на основе предиктивного анализа многолетней медико-статистической информации / Е.Я. Гафанович, А.В. Ломаков, М.М. Мурадханов // Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах: труды Международной молодежной научной школы / отв. ред. Я.Е. Львович. – Воронеж: ВГТУ, 2025. – С. 153-155.

15. Ломаков А.В. Интеллектуализация управления в региональной организационной системе здравоохранения при распределении ресурсного обеспечения / А.В. Ломаков, П.Ю. Гусев // Интеллектуальные информационные системы: труды Международной научно-практической конференции / отв. ред. Я.Е. Львович – Воронеж, ВГТУ, 2025. – С. 7-11.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

16. Ломаков А.В. Интеллектуальное программное обеспечение бинарной классификации данных с использованием алгоритма k -ближайших соседей / А.В. Ломаков // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности № 2021616488 от 22.04.2021.

17. Ломаков А.В. Программное обеспечение классификации данных с использованием базовых и ансамблевых методов / А.В. Ломаков, Я.Е. Львович, А.П. Преображенский // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности № 2023688819 от 25.12.2023.

Подписано в печать 13.02.2026 г.

Формат 60x84/16. Бумага для множительных аппаратов.

Усл. печ. л. 1,0. Тираж 80 экз.

Воронежский институт высоких технологий – АНОО ВО
394043 Воронеж, ул. Ленина, 73А