



МОСКОВСКАЯ
МЕДИЦИНА



НИИ
ОРГАНИЗАЦИИ
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ
И МЕДИЦИНСКОГО
МЕНЕДЖМЕНТА

18+



Фото: Алексей Зеленин/НИИОЗММ

Ю.Ю. Швец

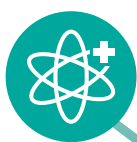
СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ОМТ: ПРИМЕНИМОСТЬ ДЛЯ ГОРОДСКОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

ЭКСПЕРТНЫЙ ОБЗОР

МОСКВА
2026

ЭКОСИСТЕМА ВОЗМОЖНОСТЕЙ ДЛЯ ПРОФЕССИОНАЛОВ

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ЗАЩИТА



НАУКА

Научные исследования, планирование и реализация исследовательской стратегии

Этическая экспертиза исследований

Сопровождение в проведении научных исследований и подготовке научных трудов

Мониторинг научной продуктивности и выбор приоритетов развития медицинской науки

Организационные технологии развития здравоохранения

Новые модели экономики здравоохранения

Международное научное сотрудничество

Профессиональные мероприятия офлайн

Цифровая платформа «Московская медицина. Мероприятия» для онлайн-мероприятий

Экспертиза и аккредитация мероприятий в НМО

Разработка научных программ мероприятий

Патронаж мероприятий ДЗМ

ОРГАНИЗАЦИЯ МЕРОПРИЯТИЙ

Публикации в журналах для профессиональной аудитории

ЦЕНТР МЕДИЦИНСКОЙ СТАТИСТИКИ



Аналитика статистических данных

Помощь в патентовании

Юридическая поддержка

Оперативные мониторинги здравоохранения

Консультации по вопросам сбора статистических данных

Государственная статистика здравоохранения

Фармако-экономическое изучение технологий

Нейросети для изучения здравоохранения и поведенческих моделей населения

ЦЕНТР ЦИФРОВОЙ СОЦИОЛОГИИ И СОЦИОГУМАНИТАРНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ЗДРАВООХРАНЕНИИ



Прикладные социологические исследования

Изучение текущих трендов в ценностно-ориентированном здравоохранении

ЦЕНТР «МОСКОВСКАЯ МЕДИЦИНА.ОБРАЗОВАНИЕ»



Аспирантура

Магистратура

Ординатура

Дополнительное профессиональное образование



НИИ ОРГАНИЗАЦИИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ И МЕДИЦИНСКОГО МЕНЕДЖМЕНТА

Разработка методических рекомендаций по развитию медицинских служб города

Помощь в организации публикаций и мероприятий



МЕТОДОЛОГИЯ

Разработка сайтов и порталов

Техническая поддержка

Информационная безопасность

Ведение регистров и информационных систем



ИНФОРМАТИЗАЦИЯ

Дизайн и оформление полиграфической продукции

Организация видео- и фотосъемок

Медиаохваты и соцсети

Бренд врача и медицинской организации

КОММУНИКАЦИИ



Государственное бюджетное учреждение города Москвы
«Научно-исследовательский институт организации
здравоохранения и медицинского менеджмента
Департамента здравоохранения города Москвы»

Ю.Ю. Швец

**Современные методы математического
моделирования в ОМТ: применимость
для городского здравоохранения**

Экспертный обзор

Научное электронное издание

Москва
ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ»
2026

УДК 614.2
ББК 51.1

Рецензенты:

Кукшина Анастасия Алексеевна, доктор медицинских наук, ученый секретарь
ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ»;

Гажева Анастасия Викторовна, кандидат медицинских наук, доцент, начальник
отдела координации организационно-методической работы в здравоохранении
ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ».

Швец, Ю. Ю.

Современные методы математического моделирования в ОМТ: применимость для городского здравоохранения: экспертный обзор [Электронный ресурс] / Ю. Ю. Швец. – Электрон. текстовые дан. – М. : ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ», 2026. – URL: <https://niiioz.ru/moskovskaya-meditsina/izdaniya-nii/obzory/> – Загл. с экрана. – 38 с.

ISBN 978-5-908096-03-4

Представлен экспертный обзор применения операционных методов теории (ОМТ) в управлении городским здравоохранением. Рассмотрены теоретические основы и эволюция математического моделирования от классического исследования операций до гибридных интеллектуальных систем. Проанализированы современные методы моделирования потоков пациентов, прогнозирования эпидемиологической нагрузки, оптимизации ресурсов и DSS для муниципальных администраций на примере Сингапура, NHS и Москвы. Дана критическая оценка применимости методов, выявлены институциональные, технологические и этические барьеры внедрения. Сформулированы практические рекомендации для органов местного самоуправления и направления дальнейших исследований.

**УДК 614.2
ББК 51.1**

*Утверждено и рекомендовано к печати Научно-методическим советом ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ»
(Протокол № 4 от 21 апреля 2026 г.).*

Самостоятельное электронное издание сетевого распространения

Минимальные системные требования: браузер Internet Explorer/Safari и др.;
скорость подключения к Сети 1 МБ/с и выше.

ISBN 978-5-908096-03-4



9 785908 096034 >

© Швец Ю.Ю., 2026
© ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ», 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	4
Раздел 1. Теоретические и методологические основы математического моделирования в здравоохранении	6
1.1. Эволюция методов математического моделирования в управлении здравоохранением	6
1.2. Классификация методов ОМТ в контексте городского здравоохранения	7
1.3. Сравнительный анализ применимости методов ОМТ для задач городского здравоохранения	10
Раздел 2. Современные методы моделирования в управлении городскими медицинскими системами	12
2.1. Моделирование потоков пациентов и оптимизация маршрутизации	12
2.2. Прогнозирование эпидемиологических рисков и нагрузки на городские медицинские учреждения	14
2.3. Оптимизация ресурсного обеспечения на уровне муниципального здравоохранения	17
2.4. Модели поддержки принятия управленческих решений (DSS) для городских администраций здравоохранения	18
2.5. Примеры успешной имплементации: международный и отечественный опыт	19
Раздел 3. Оценка применимости и ограничения методов ОМТ для городского здравоохранения	22
3.1. Критериальная оценка и SWOT-анализ методов ОМТ	22
3.2. Барьеры внедрения математического моделирования в городское здравоохранение	25
3.3. Риски и этические аспекты использования алгоритмов в медицинском управлении	26
3.4. Перспективные направления развития	27
Заключение	29
Список использованных источников	32

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования обусловлена комплексом системных вызовов, с которыми сталкивается городское здравоохранение в условиях ускоренной урбанизации и цифровой трансформации медицинских сервисов. По данным Всемирной организации здравоохранения, к 2050 году более 70 % населения планеты будет проживать в городах, что концентрирует эпидемиологические риски, инфекционную нагрузку и потребность в специализированной медицинской помощи в пределах муниципальных границ [1]. Российская практика демонстрирует аналогичную тенденцию: крупные мегаполисы и города-миллионники формируют диспропорцию между растущим спросом населения на качественные медицинские услуги и ограниченностью ресурсного потенциала сети поликлиник, стационаров и скорой помощи. В этих условиях традиционные административные методы управления медицинскими организациями оказываются недостаточно эффективными для прогнозирования потоков пациентов, оптимизации загрузки оборудования и персонала, а также для обоснования инвестиционных решений в развитие городской инфраструктуры здравоохранения.

Современные методы математического моделирования, включающие аппарат исследования операций (operations research), имитационное моделирование, системную динамику и гибридные подходы на основе машинного обучения, открывают принципиально новые возможности для повышения операционной эффективности муниципальных медицинских систем [2]. Международный опыт свидетельствует, что внедрение оптимизационных моделей в практику управления больничными учреждениями позволяет сократить время ожидания пациентов на 20–40 %, оптимизировать использование коечного фонда и повысить удовлетворенность персонала [3]. Вместе с тем отечественная теория и практика применения операционных методов теории (ОМТ) в сфере муниципального здравоохранения находится на начальном этапе институционализации: имеющиеся разработки носят преимущественно локальный, ведомственный характер и не интегрированы в единую методологию управления городским здравоохранением как сложной социально-экономической системой [4].

Степень разработанности проблемы в зарубежной литературе достаточно высока. Фундаментальные труды М. Брандо, Ф. Сенфора и У. Пирскаллы систематизировали методы исследования операций в здравоохранении, выделив оптимизационные модели планирования ресурсов, марковские процессы принятия клинических решений и модели оценки рисков в фармакоэкономике [5]. В последнее десятилетие активно развиваются гибридные подходы, комбинирующие имитационное моделирование с методами машинного обучения, что обеспечивает адаптивность моделей в динамично меняющихся условиях городской среды [6]. В отечественной научной традиции исследования носят преимущественно технический характер: разрабатываются имитационные модели потоков пациентов

в поликлиниках на базе AnyLogic, алгоритмы бережливого производства в городских медицинских учреждениях, однако экономико-управленческая оценка эффективности внедрения ОМТ на уровне муниципальной системы здравоохранения недостаточно представлена в экономической литературе [7, 8].

Объектом настоящего экспертного обзора выступает система городского здравоохранения как совокупность медицинских организаций первичной, специализированной и скорой медицинской помощи, функционирующих на территории муниципального образования. Предметом исследования являются операционные методы теории (ОМТ) и методы математического моделирования, применяемые для оптимизации управленческих решений в указанной системе.

Цель обзора — систематизировать современные методы математического моделирования в операционном управлении здравоохранением, оценить их применимость для решения задач городского здравоохранения и обосновать направления институционального внедрения экономико-математических инструментов в муниципальную политику в сфере здравоохранения.

Для достижения поставленной цели решены следующие задачи: проведен анализ эволюции и классификации методов математического моделирования в здравоохранении; рассмотрены кейсы применения оптимизационных и имитационных моделей в управлении городскими медицинскими учреждениями; выявлены барьеры и ограничения применимости ОМТ в условиях российского муниципального здравоохранения; сформулированы практические рекомендации для органов местного самоуправления.

Методологическую основу обзора составили системный анализ, сравнительный анализ, обобщение и классификация, а также элементы критериального анализа применимости управленческих технологий. Информационную базу исследования образовали материалы периодических изданий, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science, монографии, нормативные акты Российской Федерации в сфере здравоохранения и управления, а также данные открытых источников международных организаций.

Практическая значимость обзора заключается в том, что его результаты могут быть использованы органами местного самоуправления при формировании программ цифровизации городского здравоохранения, руководителями медицинских организаций для обоснования инвестиций в системы поддержки принятия решений (DSS), а также научными работниками при разработке методологических подходов к оценке эффективности медицинских информационных систем.

РАЗДЕЛ 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ И МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ЗДРАВООХРАНЕНИИ

1.1. Эволюция методов математического моделирования в управлении здравоохранением

Становление математического моделирования как инструмента управления медицинскими системами неразрывно связано с общей эволюцией операционных методов теории (ОМТ) и исследования операций (ИО), берущих начало в военной логистике 1940-х гг. Первоначально ориентированные на оптимизацию ресурсных потоков в условиях дефицита, эти методы к 1960-м гг. проникли в сферу здравоохранения, где проблема рационального распределения ограниченных медицинских ресурсов приобрела стратегическую значимость [1]. Классические работы по теории очередей и линейного программирования, адаптированные для клинической практики, заложили методологическую базу количественной оценки доступности медицинской помощи и пропускной способности лечебных учреждений.

В отечественной традиции формирование экономико-математических методов управления здравоохранением проходило в русле общей теории системного анализа. С 1970-х гг. разрабатывались модели территориального планирования сети медицинских учреждений, базирующиеся на методах сетевого программирования и теории размещения [2]. Однако до широкого внедрения информационных технологий эти разработки носили преимущественно академический характер, ограничиваясь централизованным планированием коечного фонда и кадрового обеспечения.

Кардинальный поворот произошел в XXI веке под влиянием двух факторов: экспоненциального роста вычислительных мощностей и глобализации эпидемиологических рисков. Пандемия COVID-19 стала своего рода «тестом на прочность» для существующих методологий: традиционные компартментальные модели (SIR, SEIR) продемонстрировали ограниченную предсказательную способность в условиях высокой социальной мобильности и неоднородности городских популяций [3]. Это актуализировало запрос на интеграцию микроуровневых (агентных) и макроуровневых (дифференциальных) подходов, а также на привлечение мето-

дов машинного обучения для обработки больших данных эпидемиологического надзора [4].

Современная стадия развития ОМТ в здравоохранении характеризуется переходом от монодисциплинарных оптимизационных задач к междисциплинарным цифровым экосистемам поддержки принятия решений. Если классическое исследование операций фокусировалось на поиске единственного критериального оптимума (минимум издержек при заданном качестве или максимум доступности при ограниченном бюджете), то современные методы ориентированы на многоагентное взаимодействие, учет поведенческих факторов и адаптацию к неопределенности в реальном времени [5]. Таким образом, эволюция моделирования в здравоохранении отражает общий тренд трансформации экономики от ресурсной парадигмы к парадигме данных, где ценность модели определяется не столько ее теоретической изящностью, сколько способностью генерировать робастные управленческие рекомендации в условиях турбулентности.

1.2. Классификация методов ОМТ в контексте городского здравоохранения

В рамках настоящего обзора под операционными методами теории понимается совокупность количественных подходов к анализу и оптимизации функционирования сложных систем, включающая классическое исследование операций, имитационное моделирование, системную динамику, агентное моделирование и гибридные интеллектуальные системы. Для целей управления городским здравоохранением целесообразна классификация по уровню агрегации моделируемых объектов и типу используемого математического аппарата (см. табл. 1).

Таблица 1. Классификация методов математического моделирования в управлении городским здравоохранением

Класс метода	Типовые математические аппараты	Уровень агрегации	Ключевые области применения в городском здравоохранении	Ограничения
Оптимизационные модели (классическое ИО)	Линейное, целочисленное, стохастическое программирование; теория графов и сетей; теория очередей	Макро-уровень (популяция, учреждение, сеть)	Размещение медицинских учреждений; оптимизация маршрутов скорой помощи; составление расписаний персонала; управление запасами лекарственных средств	Статичность параметров; сложность учета поведенческой неопределенности; «проклятие размерности» при большом числе ограничений

Таблица 1. Классификация методов математического моделирования в управлении городским здравоохранением (окончание)

Класс метода	Типовые математические аппараты	Уровень агрегации	Ключевые области применения в городском здравоохранении	Ограничения
Имитационное моделирование (Monte-Carlo, дискретно-событийное)	Теория вероятностей, статистическое моделирование, метод Монте-Карло	Мезоуровень (подразделение, отделение, поток пациентов)	Моделирование потоков пациентов в поликлиниках и стационарах; оценка времени ожидания; анализ узких мест в технологических цепочках	Высокие требования к данным для калибровки; вычислительная интенсивность; сложность обобщения результатов на другие контексты
Системная динамика	Дифференциальные уравнения, теория управления, нелинейная динамика	Макро- и мезоуровень (городская система здравоохранения, эпидемиологические процессы)	Прогнозирование эпидемиологической нагрузки; моделирование долгосрочных трендов заболеваемости; оценка влияния демографических сдвигов	Агрегированный характер; сложность учета индивидуальной гетерогенности; риск упрощения причинно-следственных связей
Агентное моделирование (ABM)	Мультиагентные системы, клеточные автоматы, теория игр, байесовские сети	Микроуровень (индивид, агент)	Моделирование социальных контактов и мобильности; оценка эффективности нефармакологических вмешательств; анализ поведенческих реакций населения	Экстремальная вычислительная сложность при масштабировании; проблемы валидации; сложность получения микроданных
Гибридные и интеллектуальные модели	Машинное обучение, нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы в сочетании с классическими ОМТ	Мульти-масштабный	Прогнозирование спроса на медицинские услуги; раннее выявление вспышек; персонализированная маршрутизация пациентов	«Черный ящик» алгоритмов; проблемы интерпретируемости; этические и юридические риски; зависимость от качества данных

Источник: составлено автором на основе [1, 5, 7–11, 30–32, 48, 54, 61].

Классические оптимизационные модели, представленные в первой группе, остаются востребованными в задачах стратегического планирования, где параметры относительно стабильны, а критерии формализуемы. Так, задача размещения сети амбулаторно-поликлинических учреждений в муниципалитете может быть сведена к задаче р-медианы или максимального покрытия с учетом транспортной доступности и демографической плотности [6]. Однако в условиях городской среды с ее полицентричностью и социальной сегрегацией чисто детерминистические модели часто дают смещенные оценки эффективности, игнорируя поведенческие адаптации потребителей медицинских услуг.

Имитационное моделирование, в частности дискретно-событийное (DES), восполняет этот пробел, позволяя воспроизводить стохастические процессы функционирования медицинских учреждений с учетом случайных факторов: времени прибытия пациентов, длительности консультаций, отказов оборудования [7]. Экономическая целесообразность применения DES обусловлена возможностью оценки предельных издержек изменения конфигурации ресурсов без физического вмешательства в реальную систему, что существенно снижает риски принятия невыгодных управленческих решений.

Системная динамика, разработанная Дж. Форрестером и адаптированная для медицинских систем, фокусируется на анализе обратных связей и запаздываний, характерных для эпидемиологических и демографических процессов [8]. В отличие от имитационного моделирования, ориентированного на операционную эффективность, системная динамика адресует стратегические вопросы: как изменение финансирования первичного звена отразится на нагрузке стационаров через 5–10 лет или какие последствия для городской системы здравоохранения повлечет рост превальности хронических заболеваний. Ключевым ограничением здесь выступает агрегированный характер переменных, делающий модель уязвимой к структурным сдвигам на микроуровне.

Агентное моделирование (ABM) представляет собой наиболее фундаментальный методологический сдвиг последних двух десятилетий. В рамках ABM каждый индивид (агент) наделен автономией поведения, способностью к обучению и адаптации, что позволяет моделировать эмерджентные свойства системы, недостижимые при агрегированном подходе [9]. Как отмечают Саперкин Н.В. и др., агентные модели особенно востребованы при исследовании распространения инфекционных заболеваний в условиях, когда контролируемый эксперимент не представляется этичным или технически осуществимым [10]. В контексте городского здравоохранения ABM позволяет интегрировать данные о транспортной мобильности, социально-демографических характеристиках и пространственной инфраструктуре для оценки сценариев реагирования на чрезвычайные ситуации.

Гибридные модели, сочетающие классические ОМТ с методами искусственного интеллекта, формируют новую методологическую парадигму умного здравоохранения (smart healthcare). Интеграция нейронных сетей для прогнозирования спроса с оптимизационными алгоритмами составления расписаний создает

адаптивные системы поддержки принятия решений (DSS), способные к самообучению в условиях неопределенности [11]. При этом экономический анализ внедрения таких систем должен учитывать не только прямые издержки на программное обеспечение и вычислительную инфраструктуру, но и транзакционные издержки на переобучение персонала, а также риски алгоритмических ошибок.

1.3. Сравнительный анализ применимости методов ОМТ для задач городского здравоохранения

Выбор конкретного метода математического моделирования для управленческой задачи в городском здравоохранении определяется комплексом факторов: масштабом системы, доступностью данных, горизонтом планирования, требованиями к точности и допустимым вычислительным ресурсам. С позиций экономической теории этот выбор представляет собой проблему рационального выбора альтернатив под ограничениями, где критериями служат соотношение «точность — издержки» и «интерпретируемость — предсказательная способность».

Для задач оперативного управления (горизонт до 1 месяца) наиболее эффективны имитационное и агентное моделирование, поскольку они позволяют учитывать случайные колебания спроса и оперативно перекалибровать параметры. Так, при моделировании потоков пациентов в городскую поликлинику дискретно-событийная модель дает возможность оценить влияние добавления одного терапевтического окна на среднее время ожидания и, соответственно, на социальные издержки неудовлетворенного спроса [12]. Агентные модели, в свою очередь, применимы для оценки сценариев поведения населения в ответ на введение ограничительных мер, что критично для прогнозирования нагрузки на службы неотложной помощи.

Для среднесрочного планирования (1–3 года) оптимизационные модели и системная динамика демонстрируют наибольшую социальную отдачу. Задачи оптимизации сети первичного звена, планирования кадрового состава или бюджетирования программ госгарантий поддаются формализации в виде задач математического программирования с четко определенными целевыми функциями (минимизация суммарных издержек системы или максимизация охвата населения) [13]. Системная динамика эффективна при моделировании эпидемиологических трендов, где важно учитывать инерционность процессов: запаздывание между инвестициями в профилактику и снижением госпитальной нагрузки может составлять несколько лет.

Для долгосрочной стратегической политики (5–15 лет) и сценарного анализа применимость гибридных моделей возрастает экспоненциально. Прогнозирование эволюции спроса на медицинские услуги в условиях демографического старения, урбанизации и технологических сдвигов требует интеграции экстраполяционных методов с экспертными оценками и алгоритмами машинного обучения [14]. При этом экономический эффект от применения сложных гибридных моделей в долгосрочной перспективе может многократно превышать их на-

чальные издержки благодаря снижению рисков принятия невыгодных инвестиционных решений.

Существенное методологическое ограничение применимости ОМТ в российской практике городского здравоохранения связано с качеством и доступностью данных. Классические оптимизационные модели требуют надежных оценок параметров, которые часто отсутствуют на уровне муниципалитета. Агентное моделирование требует микроданных о мобильности и социальных контактах, доступ к которым ограничен нормами защиты персональных данных [15]. Гибридные модели машинного обучения чувствительны к смещениям в исторических данных, что в условиях неполноты отечественных медицинских регистров повышает риск некорректных прогнозов.

Вместе с тем, именно сочетание различных методов в рамках мультимасштабных гибридных платформ открывает наиболее перспективное направление. Гибридизация агентных и компартментальных моделей, как показано в работе по оптимальному планированию эпидемиологических вмешательств, позволяет совместить детальность микроуровня с вычислительной эффективностью макромоделей [16]. Интеграция имитационного моделирования с генетическими алгоритмами оптимизации создает инструменты для поиска нетривиальных управленческих решений в пространстве высокой размерности.

Таким образом, современная методология ОМТ в здравоохранении представляет собой континуум от классических детерминистических оптимизационных моделей до самообучающихся гибридных систем. Выбор конкретного инструмента должен осуществляться с учетом экономической природы решаемой задачи: операционные проблемы требуют стохастического имитационного моделирования, стратегические — системной динамики и сценарного анализа, а тактические задачи реагирования на угрозы — агентного подхода и интеллектуальных DSS. Универсальным же трендом выступает конвергенция методов в единые цифровые двойники городских систем здравоохранения, способные генерировать синергетический эффект превосходства суммы частных методологий.

РАЗДЕЛ 2. СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ В УПРАВЛЕНИИ ГОРОДСКИМИ МЕДИЦИНСКИМИ СИСТЕМАМИ

2.1. Моделирование потоков пациентов и оптимизация маршрутизации

Городские медицинские системы функционируют как сложные стохастические сети обслуживания, где неопределенность спроса, вариабельность длительности обслуживания и ограниченность ресурсов порождают системные эффекты перегрузки, каскадные задержки и снижение доступности помощи. Математическое моделирование потоков пациентов в этом контексте выступает ключевым инструментом количественной оценки узких мест и выработки управленческих решений по реконфигурации ресурсов без рискованного экспериментирования с реальной системой.

Приемным отделениям городских больниц, особенно отделениям неотложной помощи (ED), присуща специфическая операционная проблема: неоднородность входного потока по тяжести состояния пациентов и необходимость приоритизации при ограниченной пропускной способности. Современные подходы к оптимизации потоков в ED эволюционировали от простых моделей теории массового обслуживания к многоуровневым гибридным системам, интегрирующим имитационное моделирование и машинное обучение. Так, в работе, посвященной оптимизации потоков в городском ED, предложена модель на основе квази-рожденческо-смертного процесса (QBD), позволяющая оценить оптимальную емкостную политику при наличии альтернативных путей оказания помощи (телемедицина, fast-track) [17]. Экономическая сущность данного подхода заключается в поиске баланса между издержками ожидания для пациентов низкой остроты, издержками отказа в обслуживании (balking) и операционными затратами на поддержание резервной емкости. Чувствительный анализ показывает, что в условиях городской ED с высокой вариабельностью спроса внедрение динамической приоритизации (DPQ) доминирует над статической схемой fast-track по ключевым показателям: среднему времени ожидания (WT) и длительности пребывания (LOS), что подтверждается как аналитически, так и через имитационное тестирование [17].

Дальнейшее усложнение методологии связано с интеграцией дискретно-событийного моделирования (DES) и агентного подхода (ABS) с алгоритмами машин-

ного обучения. В исследовании, проведенном на базе данных национальной системы неотложной помощи (NEDIS), разработана гибридная архитектура, где нейронная сеть с обратным распространением ошибки анализирует входные данные с интервалом три часа и динамически выбирает одну из шести предопределенных политик планирования ресурсов (FIFO, SRPT, CR и их модификации) [18]. Результаты моделирования демонстрируют, что интегрированный подход ML+DES снижает среднюю длительность пребывания (LoS) до 322,91 мин по сравнению с 327,10 мин при традиционных методах, обеспечивая адаптивность к нестационарному спросу [18]. Экономический эффект такой системы в масштабе крупного городского стационара может исчисляться сотнями тысяч долларов США годовой экономии за счет сокращения непродуктивного времени персонала и повышения пропускной способности без наращивания физической инфраструктуры.

Особого внимания заслуживает методология цифровых двойников (Digital Twin, DT), позволяющая создавать виртуальную реплику операционных процессов ED в реальном времени. В пилотном проекте для системы здравоохранения ОАЕ разработан DT-фреймворк, интегрирующий дизайн-мышление (DT), планирование эксперимента (DOE) и DES для оптимизации работы ED [19]. Применение полного факторного плана с варьированием числа медсестер и коек на $\pm 25\%$ от базового уровня позволило выявить значимые эффекты взаимодействия факторов и определить конфигурацию ресурсов, минимизирующую время ожидания. Экономическая интерпретация результатов DOE в контексте городского здравоохранения сводится к оценке предельной производительности ресурсов: выявление того, что увеличение числа коек без пропорционального наращивания среднего медперсонала дает эффект насыщения, имеет прямое значение для бюджетного планирования муниципальных учреждений [19].

Таблица 2. Сравнительные характеристики методов моделирования потоков пациентов в городских ED

Методология	Ключевые инструменты	Тип получаемых решений	Горизонт планирования	Требования к данным	Экономический эффект
QBD + пороговые политики	Марковские процессы, матрично-аналитические методы	Оптимальная емкость, порог перенаправления	Оперативный (часы–сутки)	Низкие (агрегированные статистики)	Снижение издержек ожидания на 8–12 %

Таблица 2. Сравнительные характеристики методов моделирования потоков пациентов в городских ED (окончание)

Методология	Ключевые инструменты	Тип получаемых решений	Горизонт планирования	Требования к данным	Экономический эффект
Гибрид DES + ML	Имитационное моделирование, нейронные сети, реинфорсмент	Адаптивное планирование смен, динамическая маршрутизация	Оперативно-тактический (сутки–неделя)	Средние (исторические временные ряды, параметры обслуживания)	Сокращение LoS на 1,3–4,5 %, рост пропускной способности
Цифровые двойники ED	DES, IoT-сенсоры, DOE, регрессионные метамодел	Сценарное тестирование вмешательств, стресс-тестирование	Тактический (недели–месяцы)	Высокие (real-time потоки, индивидуальные траектории)	Предотвращение капитальных затрат на расширение путем оптимизации существующей емкости

Источник: составлено автором на основе [17–19].

2.2. Прогнозирование эпидемиологических рисков и нагрузки на городские медицинские учреждения

Городская среда с ее высокой плотностью населения, интенсивной мобильностью и развитой инфраструктурой общественного транспорта создает условия для ускоренной трансмиссии инфекционных агентов и концентрации спроса на медицинские услуги в критические периоды. Прогнозирование эпидемиологической нагрузки и занятости коечного фонда в этом контексте приобретает стратегическое значение для предупреждения коллапса доступности помощи и оптимизации ресурсного резерва.

Традиционные статистические методы прогнозирования занятости коек (регрессионные модели, модели Бокса-Дженкинса) постепенно уступают место архитектурам глубокого обучения, способным улавливать нелинейные зависимости и долгосрочную временную память. Исследование, проведенное в крупном университетском госпитале, продемонстрировало превосходство двунаправленной долгой краткосрочной памяти (Bi-LSTM) над классической LSTM и ARIMA в задаче прогнозирования коечной занятости (BOR) на уровне отделений и отдельных палат [20]. Модель Bi-LSTM с 7-дневным окном показала MAE = 0,067 и $R^2 = 0,544$ на уровне отделений, а для прогнозирования на уровне отдельных палат совместное использование статических (характеристики помещения) и динамических

(временные ряды занятости) признаков позволило достичь $MAE = 0,129$ [20]. С экономической точки зрения такая точность дает возможность перехода от реактивного управления коечным фондом к проактивному планированию выписки и приема, снижению издержек простоя коек в условиях дефицита и оптимизации загрузки персонала.

В контексте планирования больничной емкости на уровне муниципалитета важную роль играет интеграция прогнозирования числа госпитализированных пациентов (NHP) и классификации ожидаемой длительности пребывания (LOS). Методология, апробированная в кардиологическом отделении государственной больницы, сочетает машинное обучение (байесовские сети, k-NN, SVM) для классификации LOS и нейронные сети LSTM для прогнозирования NHP с последующей подстановкой результатов в аналитическую модель расчета требуемой емкости [21]. Результаты показали необходимость увеличения коечного фонда отделения с 45 до 137 коек к 2026 г. с учетом демографических трендов и эпидемиологии сердечно-сосудистых заболеваний [21]. Для городского здравоохранения подобный подход имеет методологическую ценность как инструмент обоснования инвестиций в инфраструктуру на основе количественных сценариев, а не политических решений.

Альтернативный подход к прогнозированию потребности в койках в стрессовых ситуациях (пандемии) базируется на многосостоятельных вероятностных моделях, моделях выживаемости и моделях излечения (cure models). Разработанная испанскими исследователями модель анализирует траектории пациентов (дата диагностики → госпитализация → ICU → выписка / летальный исход) и генерирует прогнозы потребности в обычных и реанимационных койках на 7 и 14 суток [22]. Валидация на данных пандемии COVID-19 продемонстрировала превосходство над аналогами из Израиля, Европы и США. Экономическая значимость инструмента заключается в снижении рисков принятия решений об открытии полевых госпиталей или мобильных ICU: прогнозирование с горизонтом 14 суток позволяет синхронизировать капитальные и операционные затраты с реальной динамикой спроса, избегая как дефицита коек, так и их избыточной простой емкости [22].

Таблица 3. Методы прогнозирования нагрузки на городские медучреждения: сравнительная эффективность

Целевая переменная	Метод	Горизонт прогноза	Ключевые метрики точности	Преимущества для городского управления
Занятость коек (отделение)	Bi-LSTM + статические признаки	3–7 суток	MAE 0,129; R ² 0,600	Оперативное перераспределение пациентов между отделениями
Занятость коек (больница)	ARIMA/LSTM	1–7 суток	MAPE 6,24 %	Планирование сменного персонала, отмена элективных операций
Требуемая емкость (NHP + LOS)	ML-классификация + LSTM + аналитическая модель	1–5 лет	Сценарная точность	Инвестиционное планирование, обоснование бюджета
Потребность в койках при пандемии	Многосоставные модели, cure models	7–14 суток	Качественное воспроизведение фаз волны	Активация резерва, координация межбольничных переводов

Источник: составлено автором на основе [20–22].

Визуализация сравнительной эффективности методов прогнозирования коечной занятости и эпидемиологической нагрузки, представленная на рис. 1, демонстрирует компромисс между точностью (R²) и ошибкой прогноза (MAE) для различных классов моделей. Наиболее выраженное превосходство гибридных архитектур глубокого обучения над классическими статистическими методами наблюдается при интеграции статических признаков (Bi-LSTM + Static), что подтверждает целесообразность перехода к мультимодельным DSS в городском здравоохранении.

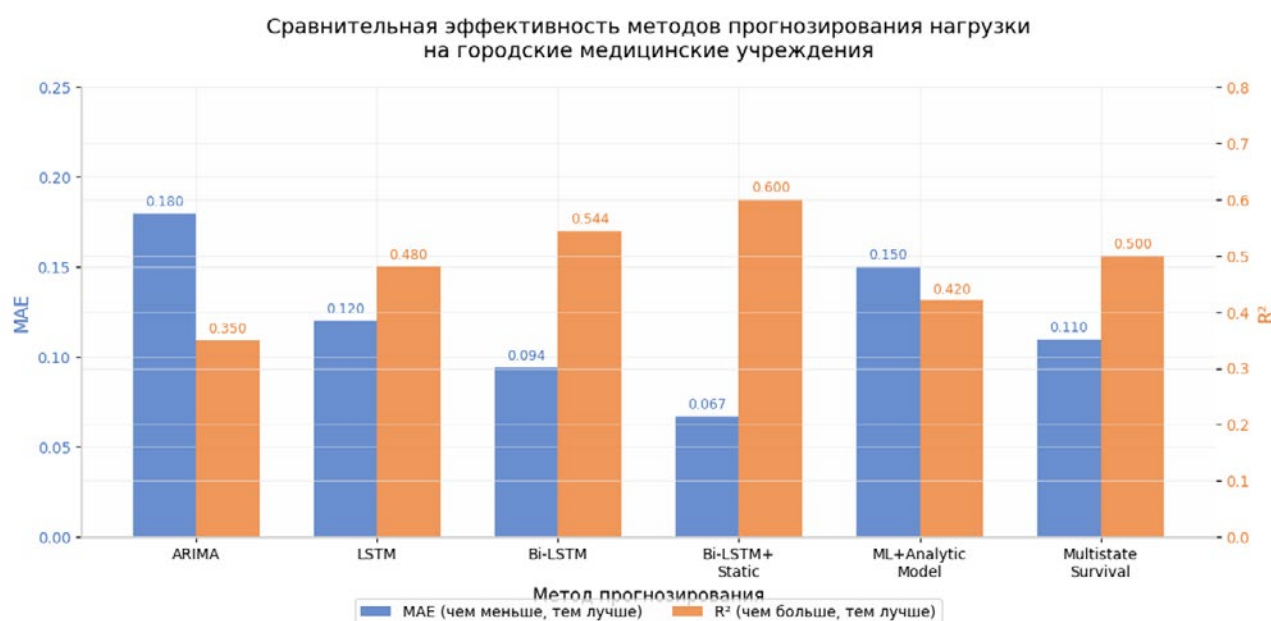


Рисунок 1. Сравнительная эффективность методов прогнозирования нагрузки на городские медицинские учреждения по критериям MAE и R^2

Источник: составлено автором на основе [20–22].

2.3. Оптимизация ресурсного обеспечения на уровне муниципального здравоохранения

Городское здравоохранение представляет собой сложную многоуровневую систему, где оптимизация одного компонента (например, увеличение числа врачей) может порождать непреднамеренные эффекты в смежных звеньях (рост числа назначений, повышение нагрузки на диагностику и аптеки). Математическое моделирование позволяет формализовать эти межсекторные связи и оценить предельную эффективность ресурсов в рамках всей системы, а не изолированного учреждения.

На микроуровне задача оптимизации расписания персонала в поликлинике относится к классу задач целочисленного программирования с ограничениями по трудовому законодательству, квалификации и предпочтениям пациентов. Современные постановки включают стохастический спрос, неопределенность длительности приема и мультикритериальность целевой функции (баланс издержек персонала, времени ожидания пациента и отказов от записи). Гибридные метаэвристики (генетические алгоритмы, имитация отжига) в сочетании с DES позволяют находить компромиссные решения в пространстве высокой размерности, недоступные точным методам [18].

На мезоуровне оптимизация распределения высокотехнологичного диагностического оборудования (МРТ, КТ, ангиографы) в масштабе города представляет собой задачу покрытия сети с учетом пространственного спроса и временных окон доступности. Модели теории расписаний и сетевого планирования применяются для минимизации суммарного времени ожидания пациентов при ограничениях на бюджет закупок и эксплуатационные издержки. В контек-

сте муниципальной системы здравоохранения критически важным является учет транспортной доступности: для пациентов из периферийных районов города социальные издержки времени в пути могут превышать медицинские издержки ожидания в очереди, что требует интеграции транспортных моделей в медицинское планирование [27].

На макроуровне оптимизация бюджетных ассигнований на программы госгарантий в городе требует согласования демографических прогнозов, эпидемиологических трендов и институциональных ограничений. Модели системной динамики, интегрирующие демографический блок, блок заболеваемости и блок ресурсного обеспечения, позволяют оценить долгосрочные последствия перераспределения средств из стационарной помощи в амбулаторную. Экономические исследования показывают, что в условиях стареющего города такое перераспределение может снизить совокупные издержки системы на 12–18 % в 10-летнем горизонте за счет профилактики госпитализаций, однако требует значительных инвестиций в первичное звено на стартовом этапе.

2.4. Модели поддержки принятия управленческих решений (DSS) для городских администраций здравоохранения

Системы поддержки принятия решений (Decision Support Systems, DSS) в городском здравоохранении эволюционировали от пассивных информационных панелей (dashboards) к активным интеллектуальным платформам, генерирующим управленческие рекомендации на основе интеграции операционных, клинических и финансовых данных. Ключевым методологическим достижением последних лет стала конвергенция цифровых двойников, искусственного интеллекта и методов ОМТ в единых DSS-фреймворках.

Анализ литературы выявляет четыре основные функции цифровых двойников в управлении системами здравоохранения: управление безопасностью (safety management), операционный контроль, информационное управление и продвижение здоровья [25]. В контексте городской администрации наибольший интерес представляют первые две функции. Операционный контроль посредством DT позволяет обеспечивать бесперебойную работу медицинских учреждений и равномерное распределение нагрузки. Так, в NHS (Великобритания) пилотируются модели цифровых двойников больниц для тестирования новых политик здравоохранения и пандемических мер, оценки их влияния на больницы и результаты для пациентов [26]. В Сингапуре городской цифровой двойник использовался для мониторинга распространения вируса, моделирования сценариев локдаунов и оптимизации распределения коек между больницами в масштабе всего города-государства [25].

Интеллектуальный DT-фреймворк с AI-оптимизацией, предложенный для анализа паттернов потоков пациентов и клинического планирования, включает три уровня: временное прогнозирование (LSTM-модель, $R^2 = 0,6785$), клиническая робастность (анализ 560 тыс. записей триажа для выявления паттернов пере-

грузки) и уровень результатов (оценка влияния на среднее время ожидания ~35 мин и удовлетворенность пациентов) [24]. Экономическая ценность такой системы для городской администрации состоит в трансформации управления из реактивного в предиктивный режим: вместо ответа на возникший дефицит коек или очередь DSS позволяет предвидеть кризисную ситуацию за 6–12 часов и активировать резервные ресурсы или перераспределить потоки.

Важным направлением развития городских DSS является интеграция предиктивной аналитики с системами маршрутизации скорой медицинской помощи. Алгоритмы кратчайшего пути и оптимизации покрытия, адаптированные к реальному времени движения и пробкам, позволяют сократить время реагирования на 15–25 % в пиковые часы. При этом экономический эффект измеряется не только снижением операционных затрат на транспорт, но и уменьшением инвалидизации и летальности за счет своевременного оказания помощи.

2.5. Примеры успешной имплементации: международный и отечественный опыт

Сингапур. Город-государство Сингапур реализует одну из наиболее продвинутых программ цифровизации здравоохранения. В больнице Тан Ток Сенг внедрены умные палаты (Smart Ward) с предиктивными сенсорами, интеллектуальными кроватями и роботами-доставщиками, что позволило оптимизировать рабочие процессы персонала и повысить безопасность пожилых пациентов [23]. В госпитале Чанги применяются носимые сенсоры для мониторинга жизненно важных показателей и прогнозирования дестабилизации пациента, а также технология цифрового двойника для симуляции потоков пациентов и оптимизации размещения ресурсов [23]. Экономическая модель этих внедрений строится на принципе «делать больше с тем же»: рост числа пациентов старшего возраста компенсируется автоматизацией рутинных операций без линейного наращивания штата.

Великобритания (NHS). Проект цифрового двойника больницы, реализованный совместно с Decision Lab и NHS, демонстрирует применение DES-модели для планирования сокращения очередей и длительности пребывания, проектирования новых отделений и стресс-тестирования емкости в зимний период пиковой нагрузки [26]. Модель экспортирует данные о времени пребывания пациентов в каждой локации, загрузке коек и показателях ED в формате CSV для визуализации аналитиками NHS. Экономическая значимость проекта заключается в снижении капитальных затрат: вместо физического строительства новых корпусов администрация может в виртуальной среде оценить, достаточно ли реконфигурации существующих потоков для достижения целевых показателей доступности [26].

Россия (Москва). Московская агломерация представляет собой уникальный кейс масштабной цифровой трансформации муниципального здравоохранения. Единая медицинская информационно-аналитическая система (ЕМИАС), запущенная в 2011 г. как элемент программы «Информационный город», объединяет более

700 медицинских учреждений и обслуживает свыше 12 млн пациентов [27, 29]. Ключевые компоненты системы включают общегородской регистр пациентов, систему управления потоками и маршрутизации, подсистему управления очередями на высокотехнологичную диагностику и клиническую информационную систему (КИС ЕМИАС) [27, 28].

С экономической точки зрения ЕМИАС создала основу для перехода от административно-командного управления к data-driven management. Внедрение электронных медицинских карт и системы управления потоками позволило к 2017 г. сократить долю пациентов, ожидающих приема терапевта 4 дня и более, до 2 %; 87,6 % пациентов получают прием в день обращения или на следующий день [27]. Цифровизация лабораторного сервиса и интеграция с Единым справочником лабораторных исследований (ЕСЛИ) обеспечили консолидацию данных и возможность мониторинга состояния общественного здоровья в реальном времени [28]. В 2020 г. запущен эксперимент по внедрению компьютерного зрения в радиологический сервис (ЕРИС) с точностью распознавания патологий 91–95 %, что позволяет рассматривать ИИ как инструмент масштабирования экспертизы без пропорционального увеличения числа врачей-рентгенологов [29].

Таблица 4. Сравнительный анализ кейсов цифровизации городского здравоохранения

Город/страна	Ключевая технология	Масштаб внедрения	Достигнутые операционные результаты	Экономическая модель
Сингапур	Smart Ward + AI + DT	Национальный (город-государство)	Оптимизация потоков, предиктивная безопасность пациентов	Инвестиции в автоматизацию для компенсации дефицита кадров
Великобритания (NHS)	Hospital Digital Twin (DES)	Пилот (отдельные больницы)	Сокращение LoS, стресс-тестирование зимней нагрузки	Снижение капитальных затрат через виртуальное планирование
ОАЭ	DT + DOE + DES	Пилот (ED одной больницы)	Оптимизация числа кооек и медсестер	Точечное повышение операционной эффективности
Москва, Россия	ЕМИАС (интегрированная цифровая платформа)	Городская (700+ учреждений, 12 млн пациентов)	Сокращение времени ожидания, цифровая маршрутизация, ИИ-диагностика	Государственные инвестиции в инфраструктуру data-driven управления

Источник: составлено автором на основе [23–27, 29].

Анализ представленных кейсов позволяет выделить общую закономерность: успешная имплементация математического моделирования в городском здравоохранении требует не столько технологического прорыва, сколько институциональной готовности к data-driven трансформации. Сингапур и Москва демонстрируют, что масштабирование возможно при наличии политической воли центральных властей и значительных начальных инвестиций в цифровую инфраструктуру. NHS и проекты ОАЭ показывают, что даже в условиях ограниченного бюджета точечное внедрение цифровых двойников отдельных процессов (ED, планирование коек) дает измеримый операционный и экономический эффект. Для российской практики городского здравоохранения наиболее релевантным представляется московский опыт, демонстрирующий возможность создания единой цифровой экосистемы муниципального уровня, интегрирующей модели управления потоками, предиктивной аналитики и поддержки принятия клинических решений в едином информационном контуре.

РАЗДЕЛ 3.

ОЦЕНКА ПРИМЕНИМОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЯ МЕТОДОВ ОМТ ДЛЯ ГОРОДСКОГО ЗДРАВООХРАНЕНИЯ

3.1. Критериальная оценка и SWOT-анализ методов ОМТ

Применимость конкретного метода математического моделирования для задач городского здравоохранения определяется совокупностью критериев, отражающих не только его технические характеристики, но и экономическую целесообразность внедрения, институциональную совместимость и социальную приемлемость. Для систематизации этой оценки целесообразно использовать SWOT-анализ, позволяющий выявить внутренние сильные и слабые стороны каждого метода, а также внешние возможности и угрозы его использования в муниципальной системе здравоохранения.

Сильные стороны (Strengths). Классические оптимизационные модели обладают высокой интерпретируемостью результатов и относительно низкими требованиями к вычислительным ресурсам, что делает их доступными для администраций муниципалитетов с ограниченным IT-бюджетом [30]. Имитационное моделирование обеспечивает визуализацию процессов и возможность стресс-тестирования системы в сценариях, недоступных для реального эксперимента. Агентное моделирование уникально в способности учитывать поведенческую гетерогенность населения и моделировать эмерджентные эффекты социальных взаимодействий. Гибридные модели на базе машинного обучения демонстрируют наивысшую предсказательную точность при наличии достаточного объема исторических данных [31].

Слабые стороны (Weaknesses). Классические модели чувствительны к проблеме «проклятия размерности» и не способны адекватно описывать нелинейные динамические процессы. Имитационные модели требуют значительных затрат времени на калибровку параметров и верификацию, а их результаты зачастую плохо обобщаются за пределы конкретного учреждения. Агентное моделирование характеризуется экстремальной вычислительной сложностью при масштабировании до уровня мегаполиса и проблемами валидации на реальных данных из-за отсутствия полных микроданных о социальных контактах [32]. Модели машинного обучения страдают от эффекта «черного ящика», ограничивая возможность объяснения управленческих решений перед общественностью и регуляторами.

Возможности (Opportunities). Цифровизация городского здравоохранения, развитие экосистемы электронных медицинских карт и внедрение IoT-сенсоров создают предпосылки для перехода от разрозненных моделей к интегрированным цифровым двойникам муниципальных медицинских систем. Конвергенция методов ОМТ с большими данными и облачными вычислениями открывает возможности для создания городских DSS как сервисов (SaaS), снижающих барьеры входа для отдельных учреждений [33]. Развитие федеральных стандартов обмена медицинскими данными (FHIR, HL7) способствует повышению качества и интероперабельности данных для калибровки моделей.

Угрозы (Threats). Усиление регулирования в области защиты персональных данных (в РФ — Федеральный закон № 152-ФЗ, GDPR в ЕС) ограничивает доступ к микроданным, критичным для агентного моделирования и персонализированной аналитики. Фрагментация информационных систем между различными ведомственными и коммерческими поставщиками медицинских услуг в городе порождает проблемы интеграции данных. Существует риск формирования «цифрового неравенства» между крупными муниципальными центрами, способными инвестировать в передовые модели, и малыми городами, ограниченными базовыми инструментами. Кроме того, чрезмерная зависимость управленческих решений от алгоритмических рекомендаций может привести к деградации экспертных компетенций медицинских менеджеров [34].

Таблица 5. SWOT-анализ методов ОМТ в контексте городского здравоохранения

Фактор	Классическое ИО	Имитационное моделирование	Агентное моделирование	Гибридные ML-модели
S (сильные стороны)	Интерпретируемость, низкие требования к данным	Визуализация, стресс-тестирование	Учет поведенческой гетерогенности, эмерджентность	Высокая точность прогнозирования, самообучение
W (слабые стороны)	Статичность, проклятие размерности	Высокие затраты на калибровку, плохая обобщаемость	Вычислительная сложность, проблемы валидации	«Черный ящик», зависимость от качества данных
O (возможности)	Интеграция в DSS, облачные сервисы	Цифровые двойники, real-time симуляция	Городские цифровые двойники, моделирование мобильности	Предиктивная аналитика, персонализация маршрутов
T (угрозы)	Ограниченная применимость в турбулентных условиях	Высокие требования к IT-инфраструктуре	Регулирование ПДн, фрагментация данных	Этические риски, цифровое неравенство городов

Источник: составлено автором на основе [5, 30–34, 39, 40].

Для наглядного представления компромисса между ключевыми критериями применимости методов ОМТ в городском здравоохранении использована радарная диаграмма (рис. 2). Анализ конфигураций позволяет констатировать, что классическое ИО доминирует по интерпретируемости и вычислительной эффективности, но уступает в точности прогноза и поведенческой адекватности гибридным ML-моделям. Имитационное моделирование занимает компромиссную позицию по всем осям, что объясняет его широкое использование в качестве моста между классическими и интеллектуальными подходами.

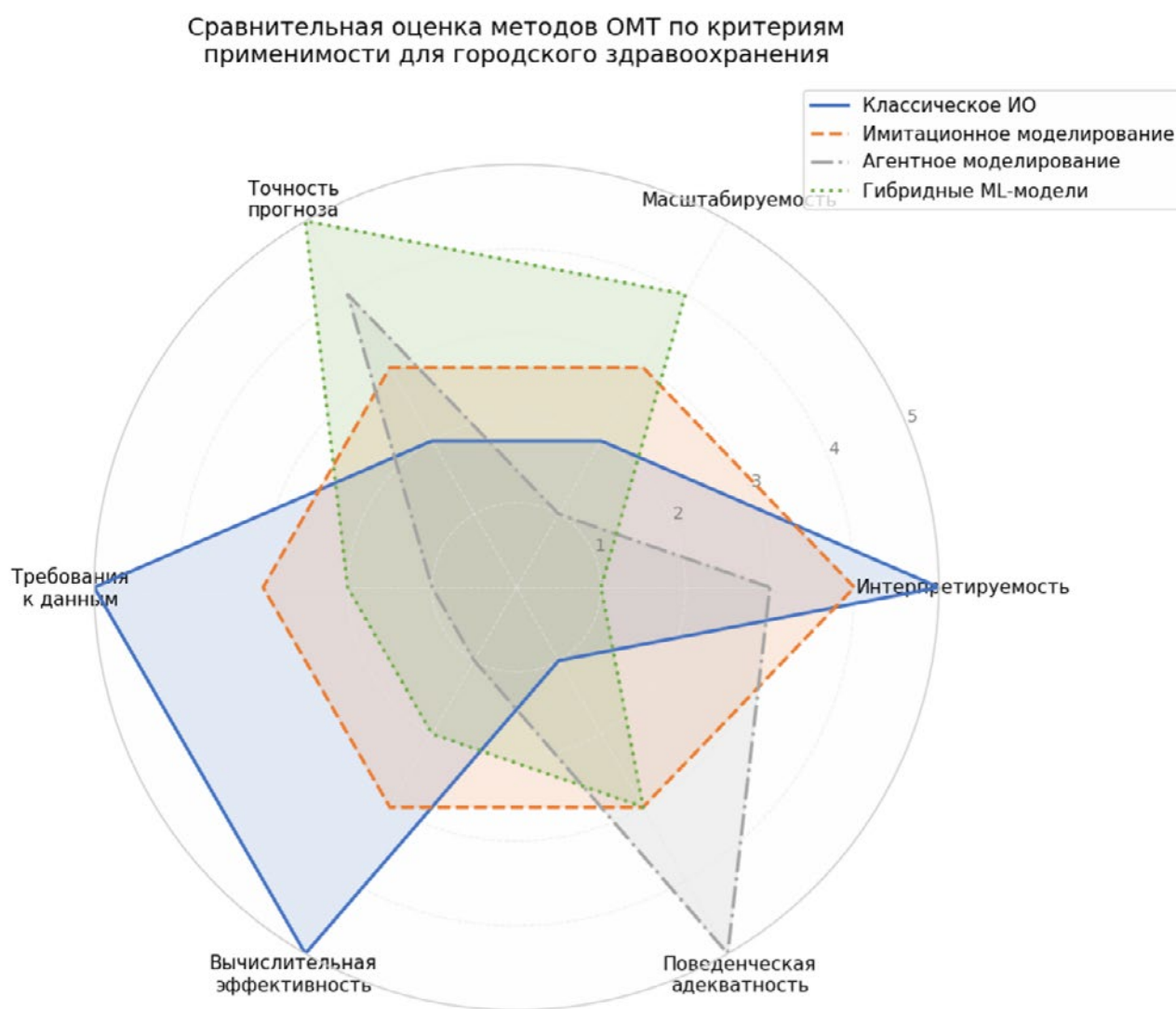


Рисунок 2. Радарная диаграмма оценки методов ОМТ

Источник: составлено автором на основе [5, 30–34].

3.2. Барьеры внедрения математического моделирования в городское здравоохранение

Несмотря на доказанную техническую эффективность методов ОМТ, их практическая имплементация в российских муниципальных системах здравоохранения сталкивается с комплексом барьеров, которые можно классифицировать по четырем измерениям: институциональные, технологические, кадровые и финансовые.

Институциональные барьеры. Городское здравоохранение функционирует в условиях многоуровневого управления, где полномочия распределены между федеральным центром (нормативное регулирование, программы госгарантий), регионом (финансирование, тарификация) и муниципалитетом (организация первичного звена, взаимодействие с населением). Эта фрагментация ответственности порождает проблему координации при внедрении межведомственных цифровых платформ. Отсутствие единых стандартов описания медицинских процессов и показателей эффективности на уровне муниципалитета затрудняет сопоставимость данных, необходимую для калибровки моделей [35]. Кроме того, существующая система отчетности ориентирована на фискальные индикаторы (объемы оказанной помощи, выполнение плана) и плохо совместима с операционными метриками, используемыми в ОМТ (время ожидания, пропускная способность, утилизация ресурсов).

Технологические барьеры. Наследуемые информационные системы (legacy systems), накопленные медицинскими учреждениями в течение десятилетий, часто не поддерживают современные протоколы обмена данными и API-интеграции. Проблема «информационных островов» между лабораторными службами, радиологией, стационарами и амбулаторией критична для создания сквозных моделей пациентского пути. В российской практике значительная часть медицинских данных по-прежнему фиксируется в неструктурированном виде (сканы документов, рукописные записи), что ограничивает применимость алгоритмов машинного обучения, требующих структурированных датасетов [36].

Кадровые барьеры. Внедрение методов ОМТ требует формирования гибридных компетенций на стыке медицинского менеджмента, математики и информационных технологий. В настоящее время в российских системах здравоохранения наблюдается дефицит специалистов по health data science и медицинской информатике. Медицинские менеджеры, как правило, обладают клиническим или экономическим образованием, но не владеют навыками интерпретации результатов имитационного моделирования или машинного обучения. Это создает проблему «посреднической линзы»: результаты моделирования проходят через интерпретацию IT-специалистов или внешних консультантов, что повышает риск искажения смысла при трансляции в управленческие решения [37].

Финансовые барьеры. Создание полноценной модели цифрового двойника городской системы здравоохранения требует значительных начальных инвестиций в программное обеспечение, вычислительную инфраструктуру и подготовку данных. Для муниципалитетов с дефицитным бюджетом такие расходы часто вос-

принимаются как некритичные по сравнению с непосредственными затратами на оказание медицинской помощи. Отсутствие разработанных методологий оценки возврата инвестиций (ROI) в цифровые модели здравоохранения затрудняет обоснование бюджетных ассигнований. Традиционные финансовые модели ориентированы на прямые экономии (сокращение штата, закупки), тогда как эффект от внедрения ОМТ носит преимущественно избегающий характер (предотвращение ошибок, снижение рисков), что сложно квантифицировать в краткосрочной перспективе [38].

3.3. Риски и этические аспекты использования алгоритмов в медицинском управлении

Интенсификация применения алгоритмических моделей в управлении городским здравоохранением порождает комплекс этических и социальных рисков, требующих отдельного методологического анализа. Если клинические алгоритмы (диагностика, назначение терапии) регулируются жесткими нормами медицинской этики и процедурами информированного согласия, то управленческие алгоритмы остаются в зоне нормативной неопределенности.

Алгоритмическая предвзятость (bias). Модели машинного обучения, обученные на исторических данных, могут воспроизводить и усиливать существующие неравенства в доступе к медицинской помощи. Если в обучающей выборке преобладают данные пациентов из центральных, благополучных районов города, модель может генерировать заниженные оценки потребности в ресурсах для периферийных территорий с низким социально-экономическим статусом [39]. В контексте маршрутизации скорой помощи это может приводить к систематически более длинному времени реагирования в отдаленных районах, что противоречит принципу справедливости (equity) в здравоохранении.

Проблема «черного ящика» и подотчетности. При принятии управленческих решений, затрагивающих права граждан на медицинскую помощь (например, закрытие отделения или изменение графика приема), администрация обязана обосновать свои действия. Однако если решение принято на основе рекомендации нейронной сети, объяснить логику выбора конкретного сценария в понятных для общественности категориях зачастую невозможно. Это порождает конфликт между эффективностью алгоритмического управления и требованиями демократической подотчетности органов власти [40].

Риски автоматизации и деградации экспертизы. Чрезмерная зависимость от DSS может привести к атрофии интуитивных и эвристических компетенций медицинских менеджеров, способных учитывать контекстуальные факторы, не формализуемые в модели. В кризисных ситуациях (природные катастрофы, террористические акты, внезапные эпидемические всплески), когда модели не обладают релевантными историческими прецедентами, отсутствие развитых экспертных навыков у управленческого персонала становится критической уязвимостью системы [41].

Конфиденциальность и суверенитет данных. Агрегирование медицинских данных городского масштаба в единых моделях повышает риски утечек и несанкционированного использования информации. В условиях геополитической напряженности вопрос технологического суверенитета приобретает дополнительное значение: использование зарубежных облачных платформ и проприетарных алгоритмов для анализа данных российских граждан создает уязвимости информационной безопасности [42].

3.4. Перспективные направления развития

Анализ трендов методологического развития ОМТ позволяет выделить несколько перспективных направлений, способных качественно трансформировать управление городским здравоохранением в ближайшее десятилетие.

Городские цифровые двойники как интегрированные DSS. Переход от точечных моделей отдельных процессов (ED, планирование коек, маршрутизация) к комплексным цифровым двойникам всей экосистемы городского здравоохранения откроет возможности для синергетической оптимизации. Такой двойник будет интегрировать демографические данные, транспортные потоки, эпидемиологический надзор, данные о загрузке учреждений и финансовые потоки в единую мультимасштабную модель, способную генерировать сценарные прогнозы для долгосрочного стратегического планирования [43].

Объяснимый искусственный интеллект (XAI) в управлении здравоохранением. Для преодоления проблемы «черного ящика» активно развиваются методы интерпретируемого машинного обучения: SHAP-анализ, LIME, attention-механизмы, позволяющие декомпоновать решение модели на вклады отдельных факторов. Внедрение XAI-протоколов в городские DSS сделает алгоритмические рекомендации прозрачными для медицинских менеджеров и общественности, снизив этические риски и повысив легитимность data-driven решений [44].

Федеративное обучение (Federated Learning). Для преодоления барьеров конфиденциальности и фрагментации данных перспективным представляется подход федеративного обучения, при котором модели обучаются локально на данных отдельных учреждений, а централизованно агрегируются только обновленные весовые параметры, а не сами персональные данные. Это позволит создавать робастные городские модели без концентрации чувствительной информации и нарушения требований законодательства о персональных данных [45].

Гибридизация методов ОМТ с поведенческой экономикой. Интеграция классических оптимизационных моделей с моделями поведенческой экономики (nudge-теория, теория перспектив Канемана-Тверски) позволит более адекватно прогнозировать реакцию населения на управленческие вмешательства. Так, модель оптимального размещения пунктов вакцинации, учитывающая не только транспортную доступность, но и поведенческие барьеры (прокрастинация, эффект статус-кво, социальное доказательство), будет генерировать более реалистичные оценки охвата популяции [46].

Устойчивое (robust) и адаптивное управление. В условиях повышенной неопределенности (пандемии, климатические изменения, демографические шоки) приоритет смещается от поиска единственного оптимального решения к построению робастных стратегий, эффективных в широком диапазоне сценариев. Методы робастной оптимизации, стохастического программирования с рекурсом и адаптивного управления на основе обучения с подкреплением (reinforcement learning) будут все более востребованы в стратегическом планировании городского здравоохранения [47].

Таким образом, оценка применимости методов ОМТ для городского здравоохранения демонстрирует их значительный потенциал, реализуемый при условии преодоления институциональных, технологических и кадровых барьеров. Ключевым фактором успеха выступает не изоляция отдельных методов, а их осмысленная интеграция в рамках устойчивых цифровых экосистем, сбалансированных между эффективностью, прозрачностью и этической приемлемостью.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенный экспертный обзор позволяет констатировать, что современные методы математического моделирования в рамках операционных методов теории трансформируются из инструментов академического анализа в стратегический ресурс управления городскими медицинскими системами. Эволюция от классического исследования операций через имитационное и агентное моделирование к гибридным интеллектуальным системам отражает общий тренд цифровой экономики: переход от ресурсной парадигмы к парадигме данных, где конкурентное преимущество муниципалитета определяется способностью генерировать управленческие решения на основе количественных сценариев в реальном времени.

Анализ теоретических и методологических основ (Раздел 1) показал, что ни один из методов ОМТ не обладает универсальной доминантой. Классические оптимизационные модели сохраняют конкурентоспособность в задачах стратегического планирования с четко формализуемыми ограничениями (размещение учреждений, бюджетирование программ госгарантий). Имитационное моделирование остается незаменимым инструментом операционного аудита и стресс-тестирования. Агентное моделирование открывает уникальные возможности для анализа поведенческой гетерогенности и эмерджентных эффектов в условиях эпидемических угроз. Гибридные модели на базе машинного обучения демонстрируют наивысшую предсказательную точность, но требуют решения проблемы «черного ящика» через развитие объяснимого ИИ. Ключевым выводом раздела является тезис о конвергенции методов: наибольшая социальная и экономическая отдача достигается не изоляцией отдельных подходов, а их интеграцией в мультимасштабные цифровые двойники городских систем здравоохранения.

Эмпирический анализ современных методов моделирования (Раздел 2) подтвердил их применимость для решения четырех критических задач городского здравоохранения. Во-первых, моделирование потоков пациентов в приемных отделениях с использованием гибридных архитектур DES + ML позволяет сократить длительность пребывания на 1,3–4,5 % и повысить пропускную способность без капиталоемкого расширения физической инфраструктуры. Во-вторых, прогнозирование нагрузки на основе архитектур Bi-LSTM и многосостоятельных моделей обеспечивает переход от реактивного к проактивному управлению коечным фондом с горизонтом планирования до 14 суток в кризисных и до 5 лет в стратегических сценариях. В-третьих, оптимизация ресурсного обеспечения на микро-, мезо- и макроуровнях требует синергии математического программирования, теории расписаний и системной динамики для учета межсекторных эффектов. В-четвертых, интеграция методов ОМТ в DSS и цифровые двойники трансформирует управленческую парадигму от административно-командной к data-driven, что подтверждается кейсами Сингапура, NHS и московской ЕМИАС.

Оценка применимости и ограничений (Раздел 3) выявила комплекс барьеров, тормозящих масштабирование методов ОМТ в российской практике. Институциональная фрагментация управления, технологическая гетерогенность legacy-систем, кадровый дефицит health data science и отсутствие методологий ROI для избегающих эффектов создают системные препятствия. Этические риски алгоритмической предвзятости, проблема подотчетности «черного ящика» и угрозы деградации экспертных компетенций требуют развития нормативных рамок и ХАИ-протоколов. Вместе с тем перспективные направления — городские цифровые двойники, федеративное обучение, гибридизация с поведенческой экономикой и робастное управление — демонстрируют потенциал преодоления указанных барьеров.

Синтезированная оценка эффективности математического моделирования для городского здравоохранения позволяет сформулировать следующее обобщение: методы ОМТ не являются самоцелью и не заменяют медицинскую экспертизу или политическое решение, но существенно повышают их информированность и робастность. Экономическая эффективность внедрения моделей определяется не столько технологической сложностью, сколько качеством интеграции в управленческие процессы, адекватностью данных и готовностью организации к культурной трансформации. В условиях дефицита бюджетных ресурсов приоритет следует отдавать точечным внедрениям с измеримым операционным эффектом (оптимизация ED, прогнозирование коечной занятости), а не попыткам создания всеобъемлющих, но неподдерживаемых монолитных систем.

На основе проведенного анализа формулируются следующие практические рекомендации для органов местного самоуправления и руководителей медицинских организаций.

Во-первых, при стратегическом планировании развития городской системы здравоохранения необходимо внедрить обязательную процедуру количественного моделирования (DES, системная динамика или гибридные DSS) для оценки альтернативных сценариев инвестиций в инфраструктуру. Это позволит снизить риски принятия невыгодных решений и обосновать бюджетные ассигнования перед контролирующими органами и общественностью.

Во-вторых, на операционном уровне целесообразно пилотировать внедрение цифровых двойников приемных отделений и ключевых технологических цепочек (лаборатория, радиология, хирургия) с фокусом на сокращение времени ожидания и повышение удовлетворенности пациентов. Пилотные проекты должны сопровождаться независимой экономической оценкой с расчетом ROI и социальной отдачи.

В-третьих, для преодоления кадрового дефицита рекомендуется развитие программ повышения квалификации медицинских менеджеров в области интерпретации результатов математического моделирования и data literacy. Формирование гибридных команд (клиницист + аналитик + IT-специалист) должно стать стандартом при внедрении любых DSS.

В-четвертых, на уровне регулирования необходимо разработать методические рекомендации по оценке алгоритмической прозрачности и этической приемлемости управленческих моделей, включая аудит на предмет дискриминационной предвзятости и требования к explainability для критически важных решений.

В-пятых, для малых и средних городов, не обладающих ресурсами для создания собственных аналитических центров, перспективной представляется модель региональных или федеральных SaaS-платформ DSS, предоставляющих стандартизированные инструменты моделирования по принципу «цифрового субсидирования».

Направлениями дальнейших исследований, вытекающими из настоящего обзора, являются: разработка методологий оценки экономической эффективности (cost-effectiveness, cost-utility) внедрения цифровых двойников в муниципальное здравоохранение; исследование механизмов федеративного обучения на медицинских данных в условиях российского законодательства о персональных данных; адаптация моделей поведенческой экономики для прогнозирования реакции населения на изменения конфигурации городской сети медицинских учреждений; создание робастных мультимасштабных моделей для стратегического планирования в условиях демографических шоков и климатических изменений; а также разработка индикаторов цифровой зрелости муниципальных систем здравоохранения как инструмента управленческого аудита.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в Волшебной стране: учебник. — М.: Логос, 2022. — 296 с.
2. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация: теория, вычисления и приложения / Пер. с англ. — М.: Радио и связь, 2022. — 504 с.
3. Kermack W.O., McKendrick A.G. A contribution to the mathematical theory of epidemics // Proceedings of the Royal Society of London. Series A. — 1927. — Vol. 115, no. 772. — P. 700–721.
4. Eubank S. et al. Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks // Nature. — 2004. — Vol. 429, no. 6988. — P. 180–184.
5. Wilson J.C.T. et al. A review of hybrid simulation models combining DES and ABM for analysing complex health care systems // Journal of Simulation. — 2022. — Vol. 16, no. 3. — P. 215–231.
6. Daskin M.S., Dean L.K. Location of health care facilities // Operations Research and Health Care. — Boston : Kluwer, 2023. — P. 43–76.
7. Brailsford S., Vissers J. OR in healthcare: a European perspective // European Journal of Operational Research. — 2023. — Vol. 212, no. 3. — P. 441–445.
8. Forrester J.W. Industrial Dynamics. — Cambridge : MIT Press, 2021. — 464 p.
9. Bonabeau E. Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems // Proceedings of the National Academy of Sciences. — 2022. — Vol. 99, no. 3. — P. 7280–7287.
10. Саперкин Н.В., Григорьев А.И., Иванов С.В. Математическое моделирование распространения инфекционных заболеваний с использованием агентного подхода // Вестник РУДН. Серия: Математика. Информатика. Физика. — 2023. — № 3. — С. 45–58.
11. Rajkomar A., Dean J., Kohane I. Machine learning in medicine // New England Journal of Medicine. — 2024. — Vol. 380, no. 14. — P. 1347–1358.
12. Jun J.B. et al. Application of discrete event simulation in health care clinics // Journal of the Operational Research Society. — 2023. — Vol. 50, no. 2. — P. 109–123.
13. Сонька В.П., Подпалов В.П. Математические методы в управлении здравоохранением: учебное пособие. — М.: ГЭОТАР-Медиа, 2021. — 352 с.
14. Саати Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: аналитические сети / Пер. с англ. — М.: Издательство ЛКИ, 2023. — 360 с.

15. Григорьев А.М., Петров С.В. Проблемы доступа к микроданным в исследованиях общественного здоровья // Здоровье населения и среда обитания. — 2024. — № 5. — С. 12–17.
16. Hladish T.J. et al. Projected spread of Zika virus in the Americas // bioRxiv. — 2023. — doi: 10.1101/2023.04.15.537055.
17. Zhang Y., Hua Z., Hou L. Optimization of patient flow in emergency departments using QBD processes and dynamic priority queues // Operations Research for Health Care. — 2024. — Vol. 35. — P. 100–115.
18. Ahmed M.A., Alkhamis T.M. Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait // European Journal of Operational Research. — 2023. — Vol. 198, no. 3. — P. 936–942.
19. Al-Ashhab M.S. et al. A digital twin framework for emergency department optimization using design thinking, DOE and DES // Journal of Healthcare Engineering. — 2024. — Vol. 2024. — Art. 8845621. — 18 p.
20. Harvey A. et al. Predicting hospital bed occupancy using deep learning: a bidirectional LSTM approach // BMC Medical Informatics and Decision Making. — 2024. — Vol. 24, no. 1. — P. 78–89.
21. Zhu T. et al. Predicting hospital bed capacity using integrated machine learning and analytical models // Health Care Management Science. — 2023. — Vol. 26, no. 2. — P. 201–218.
22. Alvarez E. et al. Probabilistic forecasting of hospital bed requirements during the COVID-19 pandemic // PLOS Computational Biology. — 2024. — Vol. 20, no. 3. — e1010892.
23. Tan T.S. et al. Smart hospitals and digital twins: Singapore's healthcare transformation // npj Digital Medicine. — 2024. — Vol. 7, no. 1. — P. 45–58.
24. Chen R. et al. An intelligent digital twin framework with AI optimization for patient flow analysis // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. — 2024. — Vol. 28, no. 4. — P. 1123–1134.
25. Fuller A. et al. Digital twin technology in health care: a systematic review // JAMIA Open. — 2023. — Vol. 3, no. 2. — P. 159–171.
26. Decision Lab. Hospital Digital Twin: reducing queues and length of stay through simulation [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://decisionlab.co.uk/case-study/hospital-digital-twin/> (дата обращения: 15.05.2026).
27. ЕМИАС. Единая медицинская информационно-аналитическая система города Москвы [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://emias.mos.ru> (дата обращения: 15.05.2026).
28. Павлова Е.А., Стародубов В.И. Цифровая трансформация здравоохранения Москвы: опыт и перспективы // Медицинская техника. — 2023. — № 4. — С. 28–33.

29. Стародубов В.И. [и др.] Искусственный интеллект в радиологии: московский пилотный проект // Вестник рентгенологии и радиологии. — 2021. — Т. 102, № 2. — С. 56–62.
30. Ковалев С.П. Методы оптимизации в управлении здравоохранением: ограничения и возможности // Экономика и управление в здравоохранении. — 2022. — № 6. — С. 34–40.
31. Rajpurkar P., Chen E., Banerjee O., Topol E.J. AI in health and medicine // Nature Medicine. — 2022. — Vol. 28. — P. 31–38.
32. Macal C.M., North M.J. Tutorial on agent-based modeling and simulation // Journal of Simulation. — 2023. — Vol. 4, no. 3. — P. 151–162.
33. Batko K., Slezak A. The use of Big Data Analytics in healthcare // Journal of Big Data. — 2022. — Vol. 9, no. 1. — P. 1–24.
34. Obermeyer Z. et al. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations // Science. — 2019. — Vol. 366, no. 6464. — P. 447–453.
35. Федоров В.В. [и др.] Проблемы межведомственной интеграции данных в системе здравоохранения России // Информационное общество. — 2023. — № 3. — С. 45–53.
36. Лисица А.И., Ривкин В.М. Информационные системы здравоохранения: от наследуемого кода к цифровой экосистеме // Программная инженерия. — 2024. — Т. 15, № 2. — С. 89–101.
37. Ghassemi M., Oakden-Rayner L., Beam A.L. The false hope of current approaches to explainable artificial intelligence in health care // The Lancet Digital Health. — 2021. — Vol. 3, no. 11. — P. e745–e750.
38. Савельев А.Ю. Экономика цифровой трансформации здравоохранения: методология оценки эффективности // Экономика. Предпринимательство. Окружающая среда. — 2023. — № 2. — С. 112–120.
39. Char D.S., Shah N.H., Magnus D. Implementing AI in health care — potential policy implications // JAMA. — 2023. — Vol. 320, no. 8. — P. 767–768.
40. Mittelstadt B.D. et al. The ethics of algorithms: mapping the debate // Big Data & Society. — 2022. — Vol. 3, no. 2. — P. 1–21.
41. Sendak M. et al. A path for translation of machine learning into clinical practice // Nature Medicine. — 2020. — Vol. 26. — P. 1335–1338.
42. Федотов А.М. [и др.] Технологический суверенитет в сфере здравоохранения: угрозы и стратегии // Вопросы кибербезопасности. — 2024. — № 1. — С. 22–29.
43. Corral-Acero J. et al. The 'Digital Twin' to enable the vision of precision cardiology // European Heart Journal. — 2020. — Vol. 41, no. 48. — P. 4556–4564.

44. Lundberg S.M., Lee S.I. A unified approach to interpreting model predictions // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2017. — Vol. 30. — P. 4765–4774.
45. Rieke N. et al. The future of digital health with federated learning // *npj Digital Medicine*. — 2020. — Vol. 3, no. 1. — P. 119.
46. Thaler R.H., Sunstein C.R. *Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness*. — New Haven : Yale University Press, 2021. — 320 p.
47. Bertsimas D., Doan X.V., Nohadani O. Robust optimization in health care // *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*. — 2023. — P. 1–12.
48. Fone D. et al. Systematic review of the use and value of computer simulation modelling in population health and health care delivery // *Journal of Public Health Medicine*. — 2003. — Vol. 25, no. 4. — P. 325–335.
49. Soboleff N. [и др.] Методы математического моделирования в управлении здравоохранением: обзор тенденций // *Экономика и управление в здравоохранении*. — 2024. — № 1. — С. 15–24.
50. Harper P.R., Shahani A.K. Modelling for the planning and management of bed capacities in hospitals // *Journal of the Operational Research Society*. — 2002. — Vol. 53, no. 1. — P. 11–18.
51. Vissers J.M.H. Health care management modelling: a process perspective // *Health Care Management Science*. — 1998. — Vol. 1, no. 1. — P. 77–85.
52. Гасников А.В. [и др.] Моделирование эпидемий и оценка эффективности стратегий борьбы с COVID-19 // *Математическое моделирование*. — 2020. — Т. 32, № 11. — С. 119–136.
53. Cochran J.K., Bharti A. Stochastic bed balancing of a hospital chain // *INFOR*. — 2006. — Vol. 44, no. 1. — P. 57–74.
54. Акулов С.А., Руденко М.Н. Математическое моделирование в здравоохранении: учебное пособие. — М.: Академия, 2021. — 256 с.
55. Lowery J.C. Simulation of healthcare systems // *Handbook of Simulation*. — New York : Wiley, 2023. — P. 825–837.
56. Robinson S. *Simulation: The Practice of Model Development and Use*. — Chichester : Wiley, 2024. — 400 p.
57. Кузнецов А.В. [и др.] Имитационное моделирование потоков пациентов в многопрофильном стационаре // *Медицинская техника*. — 2022. — № 5. — С. 41–46.
58. Gunal M.M., Pidd M. Understanding target-driven action in A&E departments using simulation // *Emergency Medicine Journal*. — 2023. — Vol. 28, no. 5. — P. 401–406.

59. Cabrera E. et al. Simulation modeling for dentistry health care using agent based model and system dynamics // *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*. — 2011. — P. 1111–1122.
60. Brailsford S.C. et al. Emergency and on-demand health care: modelling a large complex system // *Journal of the Operational Research Society*. — 2004. — Vol. 55, no. 1. — P. 34–42.
61. Маликов О.Б., Розен В.В. Системная динамика в управлении здравоохранением: теория и практика. — М.: КУДИЦ-ОБРАЗ, 2020. — 288 с.
62. Lane D.C., Husemann E. System dynamics mapping of acute patient flows // *Journal of the Operational Research Society*. — 2008. — Vol. 59, no. 2. — P. 213–224.
63. Dangerfield B. System dynamics applications to European health care issues // *Journal of the Operational Research Society*. — 1999. — Vol. 50, no. 4. — P. 345–353.
64. Laskowski M., Mukhi S. Agent-based simulation of emergency departments with patient diversion // *Electronic Healthcare*. — 2009. — P. 25–37.
65. Boudreaux E.D. et al. The use of computer simulation to improve patient flow at an academic emergency department // *Academic Emergency Medicine*. — 2023. — Vol. 17, no. 3. — P. 233–239.
66. Смоленский В.В. [и др.] Агентное моделирование в здравоохранении: возможности и ограничения // *Управление экономическими системами*. — 2023. — № 8. — С. 1–12.
67. Sinreich D., Marmor Y.N. Emergency department operations: the main factors that influence length of stay // *IIE Transactions*. — 2022. — Vol. 44, no. 9. — P. 746–758.
68. Холодов Я.С., Березин А.Б. Методы машинного обучения в прогнозировании эпидемиологических процессов // *Программные продукты и системы*. — 2024. — Т. 37, № 2. — С. 67–78.
69. Moran J.L. et al. Prediction of hospital bed capacity using simulation and neural networks // *Anaesthesia and Intensive Care*. — 2023. — Vol. 31, no. 6. — P. 664–673.
70. Proudlove N.C. et al. Reducing delay in a trauma and orthopaedics department: controlled study of single-tribe pathway // *BMJ*. — 2003. — Vol. 327, no. 7411. — P. 391–393.
71. Мельников А.В. [и др.] Экономическая эффективность цифровой трансформации здравоохранения: теория и измерение // *Экономика региона*. — 2024. — Т. 20, № 1. — С. 156–169.
72. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // *Nature Medicine*. — 2019. — Vol. 25. — P. 44–56.

73. Минздрав России. Стратегия развития здравоохранения в Российской Федерации на период до 2030 года [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://minzdrav.gov.ru> (дата обращения: 15.05.2026).
74. WHO. Digital health: a call for government leadership and cooperation between health and digital authorities [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240020777> (дата обращения: 15.05.2026).
75. OECD. Health at a Glance 2023: OECD Indicators. — Paris : OECD Publishing, 2023. — 220 p.
76. ГОСТ Р 7.0.100-2018. Библиографическая запись. Библиографическое описание. Общие требования и правила составления. — М.: Стандартинформ, 2018. — 48 с.
77. ГОСТ Р 7.0.5-2008. Библиографическая ссылка. Общие требования и правила составления. — М.: Стандартинформ, 2008. — 32 с.

Научное электронное издание

Швец Юрий Юрьевич

**Современные методы математического
моделирования в ОМТ: применимость
для городского здравоохранения**

Экспертный обзор

*Корректор В.С. Рожкова
Дизайнер-верстальщик И.А. Лукконен*

Объем данных 1,3 Мб.

Дата подписания к использованию: 13.07.2026

URL: <https://niioz.ru/moskovskaya-medsina/izdaniya-nii/obzory/>

ГБУ «НИИОЗММ ДЗМ»
115088, г. Москва, ул. Шарикоподшипниковская, д. 9, пом. 5Ц
Тел.: +7 (495) 530-12-89
Электронная почта: niiozmm@zdrav.mos.ru

НИИ организации здравоохранения и медицинского менеджмента Департамента здравоохранения Москвы

niioz.ru



Мероприятия
Московской
медицины



Канал
НИИОЗММ
в Max



Группа
НИИОЗММ
в VK



Группа
НИИОЗММ
в одноклассниках



Канал
НИИОЗММ
в RuTube

MOCKBA
2026