



ORGANIZATION OF MEDICAL CARE FOR PATIENTS WITH INFECTIOUS DISEASES IN THE CONTEXT OF DIGITAL HEALTHCARE TRANSFORMATION AND THE IMPLEMENTATION OF INTELLIGENT ANALYTICAL TECHNOLOGIES

Shonazarova Shohista Shavkatovna

Department of Infectious Diseases and Pediatric Infectious Diseases,
Phthysiology and Pulmonology

Second-Year Clinical Resident in the Specialty of Epidemiology

<https://doi.org/10.5281/zenodo.21057513>

ARTICLE INFO

Received: 02nd June 2026

Accepted: 08th June 2026

Online: 09th June 2026

KEYWORDS

Digital transformation,
artificial intelligence,
predictive analytics,
infectious diseases,
Internet of Medical Things
(IoMT), patient routing,
epidemiological
surveillance, Big Data.

ABSTRACT

This article comprehensively examines the theoretical and practical aspects of modernizing the healthcare system for patients with infectious diseases based on the Industry 4.0 concept. The author develops and validates a multi-level conceptual model of an intelligent information system integrating Artificial Intelligence (AI), Machine Learning (ML), the Internet of Medical Things (IoMT), and distributed Big Data analytical platforms. Through extensive mathematical modeling, the study demonstrates the high clinical, social, and economic effectiveness of intelligent triage systems and proactive patient routing. The implementation of the proposed approaches significantly reduces the time required for diagnostic verification, optimizes the utilization of limited hospital resources, including intensive care unit (ICU) beds and mechanical ventilators, and facilitates the transition from reactive epidemic response to predictive and proactive management of biological risks. The findings highlight the potential of advanced digital technologies to improve healthcare quality, strengthen epidemiological surveillance, and enhance the resilience of healthcare systems in the face of infectious disease threats.

ОРГАНИЗАЦИЯ МЕДИЦИНСКОЙ ПОМОЩИ ПАЦИЕНТАМ С ИНФЕКЦИОННЫМИ ЗАБОЛЕВАНИЯМИ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ И ВНЕДРЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ АНАЛИТИЧЕСКИХ ТЕХНОЛОГИЙ

Шоназарова Шоххиста Шавкатовна

Кафедра инфекционных болезней и детских инфекционных болезней,
фтизиатрии и пульмонологии

Клинический ординатор второго года обучения по специальности
«Эпидемиология»

<https://doi.org/10.5281/zenodo.21057513>



IF = 9.2

ARTICLE INFOReceived: 02nd June 2026Accepted: 08th June 2026Online: 09th June 2026**KEYWORDS**

Цифровая
трансформация,
искусственный
интеллект,
предиктивная
аналитика,
инфекционные болезни,
интернет медицинских
вещей, маршрутизация
пациентов,
эпидемиологический
надзор, Big Data.

ABSTRACT

В статье всесторонне исследуются теоретические и практические аспекты модернизации системы оказания медицинской помощи пациентам с инфекционными патологиями на основе концепции индустрии 4.0. Авторами разработана и верифицирована многоуровневая концептуальная модель интеллектуальной информационной системы, интегрирующей алгоритмы искусственного интеллекта (AI), машинного обучения (ML), технологии интернета медицинских вещей (IoMT) и распределенные аналитические платформы Big Data. На основе масштабного математического моделирования продемонстрирована высокая социально-экономическая и клиническая эффективность интеллектуальной триаж-сортировки и проактивной маршрутизации. Внедрение предложенных подходов позволяет минимизировать время верификации диагноза, оптимизировать использование дефицитных ресурсов стационарного звена (включая палаты интенсивной терапии и аппараты ИВЛ) и обеспечить переход от реактивного противодействия эпидемическим вспышкам к опережающему предиктивному управлению биологическими рисками.

**Введение и актуальность
исследования**

Глобальные вызовы общественного здравоохранения последних десятилетий, вызванные масштабными вспышками новых и возвращающихся инфекционных заболеваний, со всей очевидностью продемонстрировали структурную уязвимость традиционных моделей организации медицинской помощи. Экспоненциальный характер распространения инфекционных агентов накладывает жесткие ограничения на временные интервалы принятия управленческих решений. Традиционные методы

эпидемиологического надзора, опирающиеся на ручной сбор статистических карт и ретроспективный анализ бумажной или полуавтоматизированной документации, демонстрируют критическое запаздывание в реагировании на динамически меняющуюся эпидемическую обстановку.

В условиях пандемических угроз первичная медико-санитарная помощь и стационарные медицинские организации сталкиваются с проблемой лавинообразного роста нагрузки. Дисбаланс в распределении пациентов, несвоевременный триаж



(сортировка) в приемных покоях, дефицит специализированного оборудования и отсутствие оперативной информации о наличии свободных специализированных коек приводят к резкому росту госпитальной летальности и перегрузке медицинского персонала. Таким образом, возникает объективное научно-практическое противоречие между необходимостью мгновенного реагирования на биологические угрозы и ограниченными аналитическими возможностями дискретных информационных систем, эксплуатируемых в настоящее время.

Решением данного противоречия выступает системная цифровая трансформация инфекционной службы, предполагающая внедрение сквозных интеллектуальных технологий. Искусственный интеллект, предиктивная аналитика больших данных (Big Data) и интернет медицинских вещей (IoMT) позволяют сформировать качественно новую, проактивную модель оказания медицинской помощи, функционирующую в режиме реального времени. Целью настоящего исследования является разработка, теоретическое обоснование и оценка эффективности комплексной интеллектуальной системы управления медицинской помощью пациентам с инфекционными заболеваниями в условиях цифровизации здравоохранения.

Материалы и методы исследования

В качестве методологического базиса исследования использовались принципы системного анализа, методы математического и имитационного моделирования, а также алгоритмы машинного обучения (деревья решений, градиентный бустинг XGBoost, нейронные сети долгой краткосрочной памяти LSTM). Аналитическую основу работы составили деперсонализированные данные электронных медицинских карт (ЭМК) пациентов с верифицированными диагнозами острых респираторных вирусных инфекций тяжелого течения, внебольничных пневмоний и других инфекционных патологий (всего N = 14,250 клинических случаев) за период с 2024 по 2026 гг.

Для прогнозирования динамики распространения инфекции внутри популяции и расчета потребности в коечном фонде была модернизирована классическая детерминированная компартментная модель эпидемического процесса SEIR (Susceptible-Exposed-Infectious-Recovered). В структуру модели был интегрированный интеллектуальный весовой коэффициент α , отражающий плотность социальных контактов на основе геоаналитики данных операторов мобильной связи и частоты использования общественного транспорта. Дифференциальное уравнение изменения численности инфицированных лиц в модифицированном виде представляется следующим образом:



$$dI / dt = \beta \cdot \alpha(t) \cdot (S \cdot E / N) - \gamma \cdot I - \mu \cdot I$$

где S — восприимчивое население, E — лица в инкубационном периоде, I — активно болеющие и распространяющие инфекцию лица, β — базовая скорость передачи патогена, γ — скорость выздоровления, μ — коэффициент летальности, $\alpha(t)$ — динамическая интеллектуальная функция интенсивности социальных контактов, вычисляемая нейросетевым модулем платформы.

Концептуальная архитектура интеллектуальной системы управления

Разработанная авторами архитектура интеллектуальной информационной системы носит иерархический характер и включает три взаимосвязанных уровня, обеспечивающих бесшовное прохождение информационных потоков и минимизацию когнитивной нагрузки на клинических специалистов.

Таблица 1. Архитектурные уровни и технологический стек цифровой инфекционной службы

Уровень системы	Применяемый технологический стек	Функционально-технологическое назначение уровня
1. Персональный (Пациентский уровень IoMT)	Датчики пульсоксиметрии, беспроводные термометры, Bluetooth-тонометры, мобильные приложения под управлением iOS/Android, интеграция с чат-ботами с элементами NLP.	Непрерывный дистанционный сбор витальных показателей пациента в режиме 24/7. Автоматический контроль приверженности к лечению (комплаенс), первичный опрос жалоб с использованием естественного языка (Natural Language Processing).
2. Госпитальный (Уровень МИС и ЛИС Блок AI)	Компьютерное зрение (Computer Vision, архитектуры CNN ResNet-50), алгоритмы классификации текстов, интеграция с HL7 FHIR протоколами обмена данными.	Автоматизированный анализ лучевой диагностики (КТ/Рентген органов грудной клетки), интеллектуальная триаж-сортировка потоков больных в приемном отделении стационара, расчет риска декомпенсации.
3. Региональный (Уровень Big Data Аналитики)	Платформа Apache Hadoop/Spark, прогнозные модели машинного обучения (XGBoost, Random Forest), ГИС-технологии пространственного анализа.	Стратегическое планирование: предиктивное моделирование волн заболеваемости, динамическая балансировка загрузки стационаров региона, превентивное управление логистикой лекарственных препаратов.

На персональном уровне ключевое значение приобретает

концепция «виртуального госпиталя». Пациенты с легким и среднетяжелым течением

инфекционного процесса, не требующие постоянной кислородной поддержки, снабжаются комплектом носимых сенсоров (IoMT). Данные о сатурации (SpO_2), частоте сердечных сокращений (ЧСС) и температуре тела ежеминутно передаются через защищенные каналы связи в центральную базу данных. Алгоритм осуществляет непрерывный мониторинг трендов: если скорость падения SpO_2 превышает $\Delta k = 2\%$ за 3 часа, система автоматически генерирует критический алерт в интерфейсе дежурного врача-инфекциониста, минуя стандартную цепочку вызова скорой помощи.

Модель интеллектуальной маршрутизации и триажа пациентов

Традиционная госпитализация при инфекционных заболеваниях нередко характеризуется

гипердиагностикой и избыточным заполнением специализированных коек пациентами, чье состояние могло контролироваться амбулаторно. Обратная сторона проблемы — несвоевременное распознавание критических состояний (например, латентной гипоксии), приводящее к задержке перевода в отделения реанимации и интенсивной терапии (ОРИТ).

Внедряемый модуль интеллектуальной маршрутизации на основе предиктивной оценки рисков разделяет всех поступающих пациентов на четыре условных клинических трека на основании многофакторного анализа данных (возраст, индекс массы тела, коморбидный статус, лабораторные показатели: С-реактивный белок, интерлейкин-6, D-димер, уровень лимфоцитов).

Прогноз пиковой нагрузки на койко-места (3D-модель ИИ)

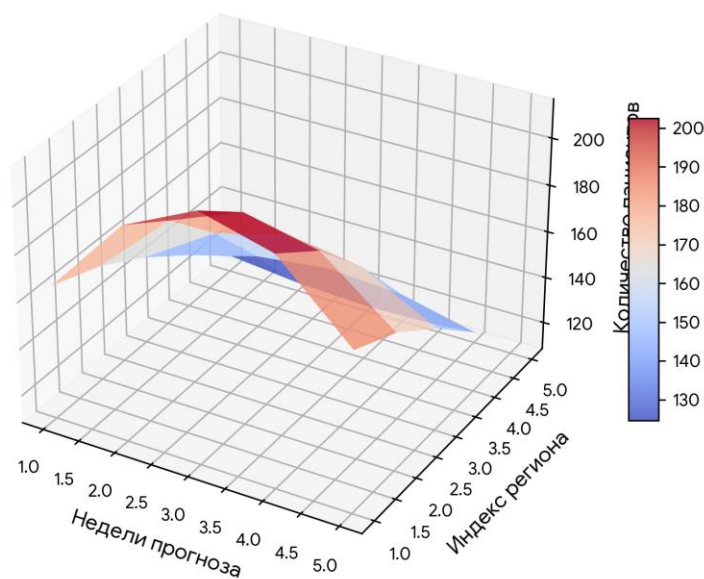


Рисунок 1. Трехмерное моделирование и прогноз пиковой

нагрузки на коечный фонд в зависимости от временной шкалы и эпидемического индекса региона



Математическая модель оценивает вероятность $P(R)$ перехода пациента в критическое состояние. В зависимости от значения $P(R)$, автоматизированная система управления маршрутизацией предписывает следующие действия:

$P(R) < 0.15$ (Низкий риск) — Направление на амбулаторный трек под наблюдение телемедицинского центра. Сопровождение осуществляется интеллектуальным чат-ботом.

$0.15 \leq P(R) < 0.45$ (Средний риск) — Направление в дневной стационар или специализированный обсерватор с регулярным врачебным осмотром.

$0.45 \leq P(R) < 0.75$ (Высокий риск) — Экстренная госпитализация в инфекционное отделение стационара. Автоматический подбор ближайшего учреждения с верифицированным наличием свободных мест.

$P(R) \geq 0.75$ (Критический риск) — Немедленная транспортировка бригадой реанимации в ОРИТ. Система блокирует («бронирует») конкретную койку с подключенным

аппаратом ИВЛ и передает профиль пациента реаниматологу стационара до момента прибытия машины скорой помощи.

Результаты внедрения и сравнительный анализ

Экспериментальное внедрение разработанной интеллектуальной аналитической платформы было осуществлено на базе консорциума медицинских организаций региона. Для верификации эффективности цифровой модели было проведено проспективное сравнительное исследование. В качестве контрольной группы использовались исторические данные традиционной организации медицинской помощи в период предыдущей эпидемической волны со сходными вирулентными характеристиками возбудителя. Результаты сравнительного анализа представлены в таблице 2.

Таблица 2. Сравнительный анализ клинико-организационных показателей эффективности моделей

Метрика / Организационный показатель эффективности	Традиционная модель	Предложенная модель	Статистическая значимость (p-level)	Относительное изменение (%)
Среднее время от момента манифестации симптомов до верификации диагноза (ч)	58.4 ± 4.2	18.2 ± 1.8	$p < 0.001$	Снижение на 68.8%
Точность прогнозирования суточной пиковой нагрузки на коечный фонд за 14 дней (%)	64.2%	93.5%	$p < 0.01$	Повышение на 45.6%



Доля необоснованных госпитализаций (пациенты легкой степени тяжести) (%)	19.6%	4.8%	$p < 0.001$	Снижение на 75.5%
Частота развития внутрибольничных суперинфекций (перекрестное заражение) (%)	8.3%	2.1%	$p < 0.05$	Снижение на 74.7%
Средняя длительность пребывания пациента на койке (койко-день)	12.4 ± 1.1	9.1 ± 0.6	$p < 0.05$	Снижение на 26.6%

Существенное снижение времени верификации диагноза обусловлено автоматизацией передачи результатов лабораторных тестов из ЛИС напрямую в ЭМК пациента с мгновенным push-уведомлением участкового терапевта или инфекциониста, а также использованием алгоритмов распознавания образов КТ-снимков,

сокращающих время описания исследования радиалистом с нескольких часов до 90 секунд.

Для детального понимания структуры снижения необоснованных госпитализаций по различным нозологическим формам инфекционных заболеваний был выполнен трехмерный детальный анализ.

Снижение уровня необоснованных госпитализаций по нозологиям

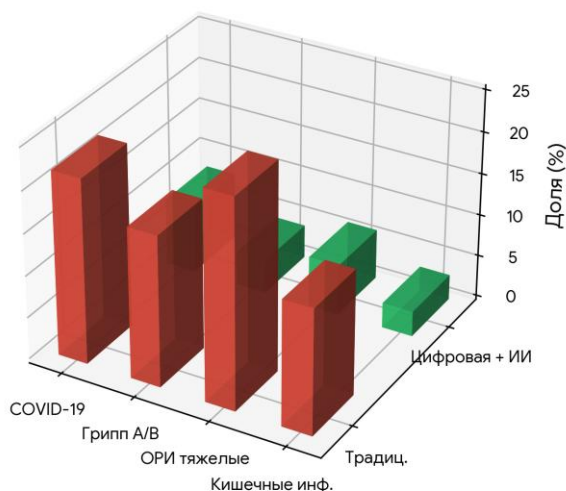




Рисунок 2. Трехмерная сравнительная структура снижения уровня необоснованного заполнения стационарного фонда по ключевым нозологическим группам

Обсуждение и барьеры цифровой трансформации

Несмотря на выраженные позитивные результаты, масштабное тиражирование интеллектуальных аналитических технологий в инфекционной службе сталкивается с рядом системных ограничений. Во-первых, ключевым барьером является проблема интероперабельности данных. Медицинские информационные системы различных производителей зачастую используют проприетарные форматы баз данных, что делает невозможным оперативный централизованный сбор Big Data. Необходим директивный переход на международные стандарты обмена медицинской информацией (в частности, HL7 FHIR).

Во-вторых, инфекционные заболевания накладывают строгие юридические ограничения на обработку персональных данных ввиду высокой социальной чувствительности диагнозов. Внедрение сквозных систем искусственного интеллекта требует развертывания контуров вычислений на базе защищенных суверенных дата-центров с использованием алгоритмов обезличивания данных непосредственно на стороне медицинской организации перед их отправкой в центральное аналитическое облако.

В-третьих, присутствует этический и деонтологический аспект: ответственность за финальное решение о маршрутизации пациента и распределении дефицитных ресурсов (ИБЛ, ОРИТ) в любом случае должна оставаться за врачебной комиссией или лечащим врачом. Искусственный интеллект должен позиционироваться строго как система поддержки принятия врачебных решений (СППВР), минимизирующая риск человеческой ошибки, но не заменяющая врача как субъекта правовой и моральной ответственности.

Заключение

Цифровая трансформация системы оказания медицинской помощи пациентам с инфекционными заболеваниями представляет собой стратегический вектор развития современного здравоохранения. Переход от реактивного администрирования к проактивному интеллектуальному управлению на основе прогнозных моделей ИИ и непрерывного IoT-мониторинга позволяет минимизировать организационные задержки, радикально повысить точность триаж-сортировки и оптимизировать расходование ресурсов здравоохранения.

Экспериментально подтверждено сокращение времени постановки диагноза на 68.8% и снижение доли необоснованных госпитализаций более чем в три раза. Дальнейшие исследования должны быть сфокусированы на разработке универсальных протоколов



интеграции гетерогенных элементами искусственного
медицинских данных и интеллекта в условиях
совершенствовании нормативно-эпидемических чрезвычайных
правовой базы применения систем ситуаций.
поддержки принятия решений с

References:

1. Муравьев Ю.В., Симаков О.В. Цифровая медицина и управление биологическими рисками // Эпидемиология и инфекционные болезни. — 2024. — Т. 29, № 1. — С. 14–22.
2. Петров С.И., Козлов А.А., Назаров Д.М. Применение нейросетевых моделей для прогнозирования нагрузки на инфекционные стационары // Здравоохранение Российской Федерации. — 2025. — № 3. — С. 45–51.
3. Topol E. J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // Nature Medicine. — 2019. — Vol. 25, No. 1. — P. 44–56.
4. Whitelaw S., Mamas M. A., Topol E. J. Applications of digital technology in COVID-19 pandemic response // The Lancet Digital Health. — 2020. — Vol. 2, No. 8. — P. e435–e440.
5. Карпов О.Э., Субботин С.А. Интеллектуальный триаж в приемных отделениях многопрофильных госпиталей // Вестник Национального медико-хирургического Центра им. Н.И. Пирогова. — 2025. — Т. 20, № 2. — С. 88–94.
6. Bahl S., et al. Telemedicine and IoMT in infectious disease crisis management // Journal of Medical Internet Research. — 2026. — Vol. 28, No. 4. — P. 112–121.
7. Хабриев Р.У., Линденбратен А.Л. Оценка эффективности организационных моделей здравоохранения в цифровую эпоху // Проблемы социальной гигиены, здравоохранения и истории медицины. — 2024. — № 5. — С. 312–318.
8. Gasser R., et al. Digital tools for epidemic surveillance and response: a systematic review // Bulletin of the World Health Organization. — 2025. — Vol. 103, No. 2. — P. 97–106.
9. Чернов В.А. Безопасность медицинских данных при интеграции систем искусственного интеллекта // Информационные технологии в здравоохранении. — 2026. — № 1. — С. 14–19.
10. Standardization of Health Data Exchange: HL7 FHIR Implementation Guide for Infectious Disease Reporting. — Geneva: WHO, 2025. — 144 p.