

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В САНИТАРНО-ЭПИДЕМИОЛОГИЧЕСКОМ МОНИТОРИНГЕ: КОНЦЕПТУАЛЬНЫЕ ПОДХОДЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ

Жанат САДУАКАСОВА*	докторант, Академия государственного управления при Президенте Республики Казахстан, Астана, Казахстан, zh.saduakassova@apa.kz, ORCID ID: https://orcid.org/0009-0007-2589-437X
Маргарита КАДЫРОВА	кандидат экономических наук, профессор, Академия государственного управления при Президенте Республики Казахстан, Астана, Казахстан, margarita.kadyrova@apa.kz, ORCID ID: https://orcid.org/0000-0002-8556-6884
Вайнюс СМАЛЬСКИС	PhD (менеджмент), профессор, Университет Миколаса Ромериса, Вильнюс, Литва, vainius@mruni.eu, ORCID ID: https://orcid.org/0000-0002-2980-792X , Scopus ID: 55325349700
Айнагуль КУАТБАЕВА	кандидат медицинских наук, ассоциированный профессор, директор филиала «Научно-практический центр санэпидэкспертизы и мониторинга» Национального центра общественного здравоохранения Министерства здравоохранения Республики Казахстан, ORCID ID: https://orcid.org/0000-0002-1391-4253 , ainagul.kuatbayeva@gmail.com

Дата поступления рукописи в редакцию: 25/09/2025

Доработано: 01/12/2025

Принято: 02/12/2025

DOI: 10.52123/1994-2370-2025-1550

УДК 614.441

МРНТИ 76.33.43

Аннотация. Данная работа направлена на формирование концептуального взгляда внедрения технологий искусственного интеллекта в систему санитарно-эпидемиологического мониторинга Казахстана. Особенно данный вопрос актуален в условиях глобальных вызовов, проявляющимися в урбанизации, развитии промышленности, интенсивном взаимодействии между странами, росте торговых отношений, увеличении миграционных потоков и развития туризма. Главный вызов для человечества – изменение окружающей среды и рост антропогенных факторов, влияющие напрямую на состояние здоровья населения. Целью исследования является формирование концептуальной модели и основных аспектов внедрения искусственного интеллекта в мониторинг на основе мировой практики. Материалы и методы включают анализ международных публикаций, проведение экспертного опроса работников санитарно-эпидемиологической службы и концептуальное моделирование внедрения искусственного интеллекта в систему санитарно-эпидемиологического мониторинга. Результаты и обсуждение: Анализ литературы показал множество положительных аспектов от внедрения искусственного интеллекта в мониторинг, при этом подходы к реализации опираются на потребности самой сферы и управленческие аспекты. Результаты экспертных мнений показали основные барьеры в санитарно-эпидемиологической службе на пути к цифровизации. Предложенная модель иллюстрирует потенциал интеграции искусственного интеллекта в систему мониторинга, сформированная на принципах Data-Centric Governance.

Ключевые слова: искусственный интеллект, цифровизация, концептуальная модель, санитарно-эпидемиологический мониторинг, общественное здравоохранение, IT-политика.

Аңдатпа. Осы жұмыс Қазақстанның санитариялық-эпидемиологиялық мониторингі жүйесіне жасанды интеллект технологияларын енгізудің тұжырымдамалық көзқарасын қалыптастыруға бағытталған. Бұл мәселе урбандалу, өнеркәсіпті дамытуда, елдер арасындағы қарқынды өзара іс-қимылда, сауда қатынастарының өсуінде, көші-қон ағындарының ұлғаюында және туризмнің дамуында көрінетін жаһандық сын-қатерлер жағдайында ерекше өзекті болып табылады. Адамзат үшін басты сын - халықтың денсаулығына тікелей әсер ететін қоршаған ортаның өзгеруі және антропогендік факторлардың өсуі. Зерттеудің мақсаты әлемдік тәжірибе негізінде мониторингке жасанды интеллект енгізудің тұжырымдамалық моделін және негізгі аспектілерін қалыптастыру болып табылады. Материалдар мен әдістер халықаралық жарияланымдарды талдау, санитариялық-эпидемиологиялық қызметтің қызметкерлеріне сараптамалық сауалнама жүргізу және санитариялық-эпидемиологиялық мониторингке жасанды интеллектті енгізуді тұжырымдамалық модельдеу кіреді. Нәтижелер мен талқылау: әдебиеттерді талдау мониторингке жасанды интеллектті енгізудің көптеген жағымды жақтарын көрсетті, іске асыру тәсілдері саланың қажеттіліктері мен басқару аспектілеріне сүйенеді. Сараптамалық пікірлердің нәтижелері цифрландыру жолындағы санитариялық-эпидемиологиялық қызметтегі негізгі кедергілерді көрсетті. Ұсынылған үлгі Data-Centric Governance қағидаттарына негізделген жасанды интеллектті мониторинг жүйесіне интеграциялау әлеуетін көрсетеді.

* Автор для корреспонденции: Ж. Садуакасова, zh.saduakassova@apa.kz

Түйін сөздер: жасанды интеллект, цифрландыру, тұжырымдамалық үлгі, санитариялық-эпидемиологиялық мониторинг, қоғамдық денсаулық сақтау, IT-саясат.

Abstract. This work is aimed at forming a conceptual view of the introduction of artificial intelligence technologies into the sanitary and epidemiological monitoring system of Kazakhstan. This issue is particularly relevant in the context of global challenges manifested in rapid urbanization, industrial development, increasing international cooperation, the growth of trade relations, intensified migration flows, and the expansion of tourism. A major challenge for public health today is environmental change and the growth of anthropogenic factors that directly affect population health. The purpose of this research is to form a conceptual model and identify the main aspects of the implementing artificial intelligence in monitoring based on international experience. The materials and methods include the analysis of international publications, an expert survey among employees of sanitary and epidemiological service employees, and conceptual modeling of the integration of artificial intelligence into the sanitary and epidemiological monitoring system. Results and discussion: The analysis of the literature revealed numerous positive aspects of incorporating artificial intelligence into monitoring, while approaches to implementation are based on the needs of the field and managerial conditions. The results of expert opinions identified the main barriers within the sanitary and epidemiological service on the way to digitalization. The proposed conceptual model illustrates the potential of integrating artificial intelligence into the monitoring system in accordance with the principles of Data-Centric Governance.

Keywords: artificial intelligence, digitalization, conceptual model, sanitary and epidemiological monitoring, public health, IT policy.

Введение

В современном мире технологии искусственного интеллекта (ИИ) занимают особое место в сфере общественного здравоохранения. ИИ раскрывает новые перспективы, предлагая новые подходы к решению глобальных проблем и опасностей для здоровья населения. Машинное обучение, обработка естественного языка и прогнозный анализ уже продемонстрировали свою применимость и эффективность в мониторинге за биологическими угрозами (*Alowais et al., 2023; Eguia et al., 2024; Sadr et al., 2025*). Технологии ИИ способны автоматизировать рутинные задачи в санитарно-эпидемиологическом мониторинге: сбор и сортировка сообщений, выявление сигналов в массиве неструктурированных данных, интеграция разнородных источников. Кроме того, обеспечивается более высокий уровень предиктивности за счет выявления скрытых закономерностей.

Исследования международной практики демонстрируют устойчивую тенденцию интеграции технологий ИИ не только в бизнес-среде, но и в национальные стратегии здравоохранения и государственные инициативы. Всё больше стран рассматривают ИИ как стратегическое направление в обеспечении эпидемиологической безопасности и защите здоровья населения. К примеру, Всемирная организация здравоохранения и Европейский центр профилактики и контроля заболеваний (ECDC) активно пропагандируют применение ИИ для оперативного выявления вспышек инфекционных заболеваний и предсказания их развития (*Muralidharan et al., 2025*). В США, странах Европейского союза, Сингапуре и Южной Кореи, ИИ используется для обработки массива информации, новостных потоков, социальных медиа, данных мобильности граждан, а также для отслеживания состояния сточных вод и других неочевидных индикаторов для предсказания эпидемических вспышек.

В целом наблюдается экспоненциальный рост исследований по вопросам ИИ в здравоохранении. Особенно темп ускорился после 2015 года, где количество исследований возрос на 42,5% (*Guo et al., 2020; AIPRM, 2025*). В 2023 году число научных работ превысило 23 000 и продолжает удваиваться ежегодно. Одновременно усиливается регуляторная база: если в 2015 году федеральное агентство по санитарному надзору за качеством пищевой продукции и медикаментов (Food and Drug Administration) одобрило лишь 6 устройств с элементами ИИ, то к 2023 году их количество достигло 223 (*Maslej et al., 2025*). Эти факты подчёркивают, что ИИ становится стратегическим инструментом модернизации здравоохранения. Исследования дают различные интерпретации в практическом применении ИИ в зависимости от конкретной организации или отдельного человека. По этой же причине обуславливается отсутствие единой, общепринятой модели внедрения ИИ в обеспечении безопасности здоровья населения.

В Казахстане, несмотря на общие достижения в цифровизации и применения ИИ в системе здравоохранения, наблюдается недостаточное понимание практической реализации и формирования модели ИИ в мониторинге за санитарно-эпидемиологической ситуацией в стране. На момент исследования санитарно-эпидемиологическая служба все еще остается на этапе ограниченной цифровизации, сохраняя высокую долю рутинных процедур и ручной обработки данных. Процессы санитарно-эпидемиологического мониторинга остаются

преимущественно традиционными и слабо цифровизированными. При этом, вопрос о широком внедрении технологий ИИ не является предметом практического обсуждения. Данные факты свидетельствуют результаты экспертного опроса среди работников организаций, задействованных в процессах санитарно-эпидемиологического мониторинга: Комитет санитарно-эпидемиологического контроля Министерства здравоохранения Казахстана, Национального центра общественного здравоохранения и Национального центра экспертизы. Однако, пандемия COVID-19 стала катализатором для выработки государственных цифровых инициатив в автоматизации процесса сбора информации и мониторинге за инфекционными заболеваниями.

Базовая цифровая зрелость службы, с одной стороны, предоставляет возможность сформировать концептуальные аспекты автоматизации процессов с последующей имплементации технологий ИИ. Рутинные функции специалистов, связанные с вводом и обработкой информации, трансформируются в цифровые рабочие потоки. В результате, производимые цифровые данные становятся ключевым ресурсом для последующего синтеза и применения в прогнозировании и контроле. На данном этапе правильно сформированная модель синергетического развития процесса автоматизации и обработки данных с ИИ позволит также снизить рутинную нагрузку на специалистов. За счет этого, эксперты имеют возможность уделять больше времени аналитике и интерпретации результатов. В данном исследовании, опираясь на международные исследования, рассматривается модель внедрения ИИ в процесс санитарно-эпидемиологического мониторинга, с учетом организационно - управленческих составляющих.

Материалы и методы

Данная работа построена с использованием многогранного подхода, включающий теоретические знания, эмпирическое подтверждение и методы моделирования. Для выявления ключевых тенденций применения технологий ИИ в сфере общественного здравоохранения проведен обзор научных исследований в международных базах данных Scopus, Google Academy, Pubmed по словосочетаниям, такие как «Artificial Intelligence», «public health», «digital epidemiology», «digital surveillance», «strategy» «framework», «policy». Далее статьи были отфильтрованы по критериям высокой цитируемости, отсортированы по названию статей. В анализ взяты публикации с выпуском не более 10 лет. Также были изучены материалы в базах данных Всемирной организации здравоохранения и Европейского центра профилактики и контроля заболеваний.

Опросная часть является эмпирическим блоком исследования. Результаты экспертного опроса позволили сформировать текущее состояние цифровизации процессов санитарно-эпидемиологического мониторинга. В качестве респондентов были отобраны специалисты организаций, непосредственно вовлечённые в данные задачи: Комитет санитарно-эпидемиологического благополучия населения, Национальный центр общественного здравоохранения и Национальный центр экспертизы. Опрос проводился в онлайн-формате методом анкетирования с добровольным участием, без применения жесткой репрезентативной квотной схемы. Основным критерий включения - профессиональная вовлеченность в деятельность по санитарно-эпидемиологическому мониторингу и смежным направлениям.

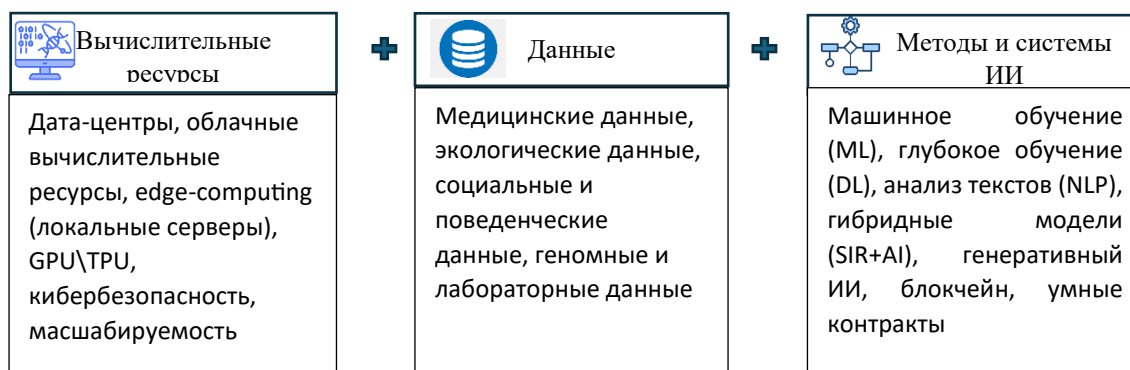
Заключительный этап исследования был сосредоточен на формировании концепции, отражающей поэтапное внедрение ИИ в процесс мониторинга, путем обобщения результатов обзора литературы, описывающих принципы, методы, модели ИИ, риски и этические положения. В предлагаемой концепции излагаются ключевые этапы ИИ в мониторинг, включая организационные структуры, управление человеческими ресурсами и нормативно-правовую поддержку.

Результаты

Развитие ИИ зависит от трех базовых факторов: вычислительная мощность, доступность данных и развитие алгоритмов (рис.1). Готовность и доступность этих компонентов подкрепляют инициативу внедрения ИИ, игнорирование одного из компонентов может существенно снизить устойчивость и эффективность внедрения технологий ИИ. На

сегодня благодаря росту объема данных о здоровье населения и развитию вычислительных мощностей создаются благоприятные условия для внедрения технологий ИИ в сфере общественного здравоохранения.

Рисунок 1. Основные компоненты для внедрения ИИ.



Примечание: Составлено автором на основе исследования.

ИИ обладает двойственным характером в своей практической имплементации. С одной стороны, открываются широкие возможности для повышения эффективности эпидемиологического надзора в отношении здоровья населения. С другой стороны, его внедрение сопряжено с вызовами, которые будут рассмотрены в данной работе. Для успешной реализации потенциала ИИ в системе общественного здравоохранения важно тщательно продумать стратегию поэтапного внедрения ИИ, соблюдая три ключевых принципа:

- адекватность, когда технология должна подбираться под конкретную задачу. Данные, платформы и человеческие процессы должны быть синхронизированы с выбранным инструментом;
- интеграция, где вместо одного всемогущего решения на основе ИИ, нужна комбинация инструментов, как основанных на ИИ, так и нет;
- адаптация организации за счет пересмотра бизнес-процессов и обучения новым навыкам.

Хотя интерес к ИИ неуклонно растет за пределы научного и технологического сообщества, единого стандарта в этой области пока не сформировано. Существует множество исследований, по-разному интерпретирующие ИИ. Однако основная часть фокусируется на машинах и алгоритмах, способных имитировать человеческое поведение или обладают интеллектуальными способностями для реализации сложных действий. Для определения каким образом ИИ может быть интегрирован в процессы санитарно-эпидемиологического мониторинга необходимо понять действующую модель службы. Традиционно деятельность санитарно-эпидемиологической службы основывается на подходе Indicator-Based Surveillance (IBS), включающий в себя сбор структурированных данных с медицинских записей и отчетов системы здравоохранения. Далее, собираемая информация предоставляет возможность эпидемиологам проследить причинно-следственные взаимосвязи химических, физических, биологических, социальных факторов с состоянием здоровья человека. Однако, данная классическая модель в современных условиях сталкивается с дефицитом скорости принятия, что проявляется в запаздывании управленческих решений. Кроме того, разрозненность медицинских информационных систем и неоднородность получаемых данных также ограничивают предиктивность деятельности. При такой ситуации традиционная служба упускает возможность использования новых цифровых данных, которые были бы потенциально пригодны для эпидемиологического мониторинга. С распространением поисковых систем, чат-ботов, интеллектуальных датчиков, носимых устройств, мобильных приложений, данных геолокации населения и камер наблюдения появляется беспрецедентный шанс перейти к непрерывным автоматизированным системам мониторинга. ИИ – модели, дополняя традиционный процесс новыми аналитическими возможностями, позволяют службе перейти на новые методы анализа Event-Based Surveillance (EBS). Это вносит неоценимую пользу для раннего прогнозирования

угроз для здоровья и формирования более точного представления о распространении заболеваний и факторах риска с повышенной детализацией по географическому признаку. ИИ-основанные подходы обладают преимуществом в предоставлении более актуальной информации, так как позволяют собирать, обрабатывать и анализировать данные в режиме непрерывного обновления.

В качестве примера можно привести панели мониторинга, которые за счет использования интернет-новостей и данных из социальных сетей создают динамичную картину событий в сфере здравоохранения, отображая их как по географическому, так и по временному параметрам. ProMED-mail, HealthMap, BlueDot, Argus, BioCaster, GPHIN, MediSys и др. за счет алгоритмического программирования позволяют агрегировать неограниченное количество онлайн-источников для выявления необычных корреляций или закономерностей, указывающих на потенциальную вспышку заболевания (*Saduakassova&Kadyrova, 2025*). Это существенно продвигает дискуссию о формировании современных практик обеспечения безопасности здоровья в нецифровом/физическом мире. Однако, использование панелей мониторинга порождает ограничения, представленные в таблице 1:

Таблица 1. Ограничения панелей мониторинга

Классификация	Ограничение	Описание
Качество и стандартизация данных	Фрагментарность данных	Данные собираются из разных источников не собирая в единую картину
	Отсутствие единых стандартов оценки	Отсутствуют единые протоколы сбора и расчет показателей
	Разнородность методик оценок	Использование разных методик не позволяют правильно провести сравнительный анализ.
Достоверность и практическая ценность	зависимость от качества интернет-источников	Достоверность данных напрямую зависит от качества и репрезентативности источника информации
	высокая вариативность показателей	Имеются значительные колебания ключевых параметров
	необходимость апробации предлагаемых индикаторных рамок	Предложенные метрики и системы оценок не апробированы на практике
Аналитика и интерпретация	сложность сравнения результатов	Разрозненность данных усложняют кросс-страновой анализ
	неточная интерпретация	Сложные алгоритмы могут приводить к ошибочным результатам
Юридические и этические риски	вопросы конфиденциальности	Имеется риск нарушения страновых этических норм

Источник: составлено автором на основе (Choi et al., 2016; Barboza et al., 2014; Gajewski et al., 2014; Ganser et al., 2022; Crawley et al., 2024)

Ключевым выводом заключается в том, что даже самые совершенные алгоритмы могут предоставлять неопределенные результаты. Для казахстанской практики одним из решений является интеграция с официальными и структурированными источниками данных.

Помимо решения подключения достоверных источников, ключевую роль в результатах играют модели прогнозирования. Внедрение ИИ в традиционные эпидемиологические модели причинно-следственной связи (SIR-модель) создает новые горизонты для прогнозирования и точной настройки моделей с использованием реальных данных (*Ye et al., 2025*). Основной вывод заключается в том, что комплексный подход демонстрирует точность и гибкость классических моделей, открывая новые возможности для работы с большими массивами данных. При этом, важно учитывать реальную управленческую ситуацию страны и его ограничения. Кроме того, необходимо расширять спектр используемых данных и глубже интегрировать биологические и психологические факторы общества для более эффективного применения моделей в практике.

Для обеспечения достоверности прогнозных данных, критически важно обеспечить целостность и безопасность передаваемых данных. В этом контексте, Tripathi и Rathore в своих исследованиях приводят доводы, что сочетание ИИ с блокчейн технологиями в мониторинге усиливают информационную безопасность и передачу медицинских данных. Авторы также подчеркнули, что использование умных контрактов позволяет

автоматизировать протоколы реагирования и обмен информацией между различными участниками системы здравоохранения, что повышает эффективность координации в условиях вспышек (*Tripathi&Rathore,2025*). Подобные подходы показывают, что ИИ в мониторинге уже выходит за рамки простой аналитики: он становится частью более широкой экосистемы, в которой блокчейн укрепляет доверие и безопасность, а алгоритмы ИИ обеспечивают анализ данных и предиктивное моделирование в реальном времени.

Новой парадигмой на современном этапе рассматривается преимущество ИИ в сочетании с периферийным вычислением (*edge computing*) для обработки и анализа огромных объемов данных непосредственно там, где они генерируются (*Konda,2021*). Именно расположение ИИ на самих устройствах, таких как датчики, сенсоры, локальные сервера существенно ускоряет, точнее и надежнее делает систему мониторинга в реальном времени (*ObjectBox,2024*). Такая модель снижает риски, связанные с централизованными дата-центрами. Сокращая время передачи информации, технология создает предпосылки для более оперативного реагирования на угрозы в сфере здравоохранения. Для Казахстана, как стране с территориальным масштабом и неоднородностью телекоммуникационной инфраструктуры, *edge computing* внесет неоценимый вклад. Локализация обработки данных непосредственно у источника информации способно снизить цифровое неравенство между регионами, обеспечив равный доступ к современным технологиям анализа данных и повышая эффективность работы службы общественного здравоохранения даже в отдалённых местах.

Другие исследователи Н. Fa,W.Wu сделали акцент на мобильных технологиях с ИИ. Персонализированные датчики с алгоритмами ИИ могут сопровождать пользователей индивидуальными рекомендациями и ранними предупреждениями о рисках. Кроме того, авторы подчеркивают преимущество ИИ при поиске новых методов лечения и разработки вакцин. Также, ИИ позволит улучшить качество услуг первичной медико-санитарной помощи. Например, с помощью ИИ можно оптимизировать график работы медицинских работников за счет рационализации маршрутов посещений. Тем самым повышается эффективность медицинских услуг, включая вакцинацию и направление к врачу (*Fa&Wu,2025*). В перспективе за счет объединения больших данных, облачных и блокчейн технологий назревает потребность построения «умных городов здравоохранения». Создание интеллектуальных городов позволит странам быть готовыми к чрезвычайным ситуациям и улучшить качество жизни населения.

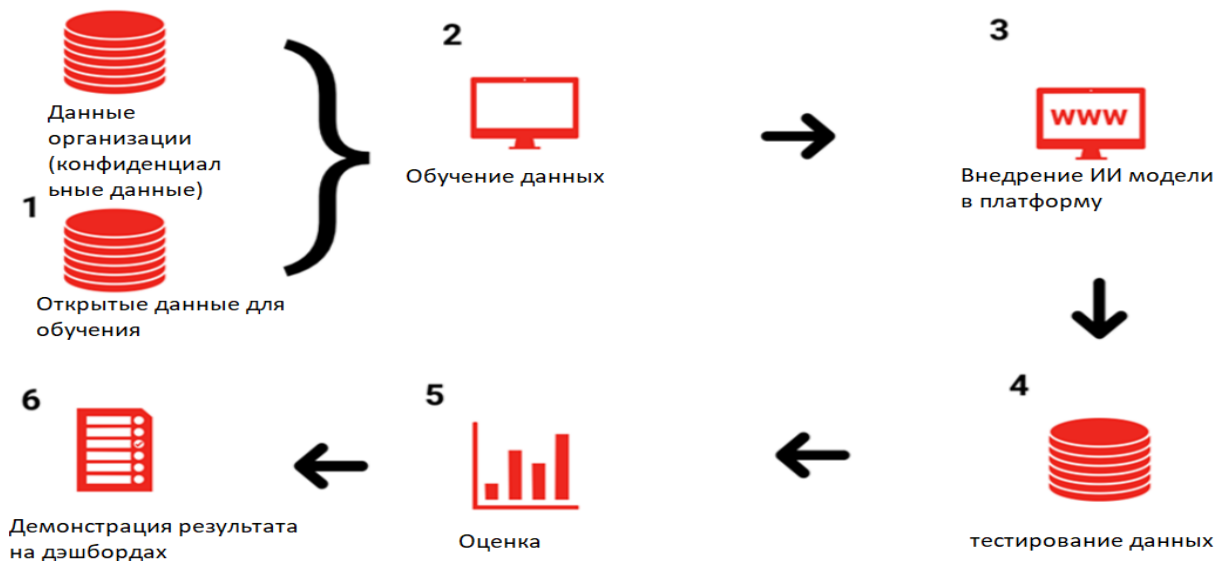
В последнее время работы авторов подчёркивают роль ИИ в улучшении принятия решений и формировании политик на государственном уровне. Системы ИИ способны имитировать разные подходы к решению проблем, например, изменять параметры отбора пациентов, менять распределение медперсонала или совершенствовать алгоритмы действий при чрезвычайных ситуациях, чтобы избежать перегруженности и сократить время ожидания медицинской помощи (*Kaur&Butt,2025*). Интеграция инструментов поддержки принятия решений в систему мониторинга способна существенно улучшить оперативность мер. Алгоритмы машинного обучения смогут давать актуальные советы по организации работы приемных отделений, учитывая ситуацию с распространением заболеваний. Это позволит медицинским учреждениям действовать проактивно, вместо того чтобы реагировать на уже возникшие проблемы.

При этом, внедрение ИИ в систему общественного здравоохранения должно сопровождаться созданием нормативных рамок, обеспечением качества и полноты данных, развитием человеческих ресурсов и соблюдением этических мер (*Dhabliya et al.,2024*). Следует отметить, что правовое регулирование должен охватить весь жизненный цикл технологий, начиная с идеи и заканчивая внедрением в эксплуатацию. Это предусматривает гибкость системы к изменению и обеспечивает прозрачность решений для всех участников. Каждый пользователь должен понимать и быть уверенным в результатах ИИ и не оспаривать. Для Казахстана, где равенство доходов и доступность медицины распределена по территориальным и экономическим показателям, основная задача при внедрении ИИ решений - соблюдать единый подход во всех регионах.

Данные принципы как транспарентность, равенство, соблюдение конфиденциальности и стандартизация передаваемых данных включены также в основу концептуальных доктрин по внедрению ИИ в политику здравоохранения. Всемирная организация здравоохранения и Международный союз электросвязи в рамках проекта *Global Initiative on Artificial Intelligence for Health (GI-AI4H)* устанавливают международные нормы и рекомендации для внедрения

этичного и устойчивого ИИ в здравоохранении (*International Telecommunication Union, 2023*). Для Казахстана это как отправная точка для адаптации и освоения ключевых принципов для внедрения ИИ в систему санитарно-эпидемиологического мониторинга. Как видно на модели GI-AI4H (рис. 2), системы ИИ берут свое начало с формирования данных, что ведет к внедрению концепции Data-Centric Governance в стратегию. Учитывая основную роль данных в системах ИИ их создание должно стартовать с формирования необходимых стандартов и требований по управлению данными (*McGregor&Hostetler, 2023*). Это позволит в дальнейшем создать «непрерывный» контроль и оценку эффективности на всем жизненном пути технологии.

Рисунок 2. Верхнеуровневая рамочная концепция GI-AI4H.



Примечание: адаптирован с источника (*International Telecommunication Union, 2023*)

В данной модели ключевая роль данных приводит к необходимости включения многоуровневых источников, а именно такой подход отражает идеологию концепции «Единое здоровье» (One Health). Комплексный подход подтверждается статистическими данными: около 75% новых инфекционных заболеваний у человека имеют зоонозное происхождение; ежегодное загрязнение воздуха приводит к 6,7 млн. случаев преждевременной смертности (*Federal Ministry for Economic Cooperation and Development, 2023; WHO*). По факту, современные условия обуславливают межсекторальную интеграцию здоровья человека, животных, растений и благополучия окружающей среды для обеспечения защиты здоровья населения (*FAU, UNEP, WHO, & WOAH, 2022*). Только комплексный подход, объединяющий специалистов в области информатики, медицины, этики и социальных наук, способен обеспечить успешное создание и внедрение решений, основанных на ИИ, при этом гарантируя их этичность и соответствие общественным интересам. Ввиду того, что Казахстан является зоной эндемичности для многих инфекционных болезней, внедрение ИИ в санитарно-эпидемиологический мониторинг должно быть рассмотрено в совокупности с данными и технологиями других участников.

Международная практика также показывает, что ключ к успеху трансформации службы от реактивного к проактивному лежит не только в управленческих аспектах и технологиях, но также открытости и доступности данных (*Edelstain et al., 2018*). Публикация эпидемиологических показателей в открытых источниках должна рассматриваться «как общественное благо». Это потенциально стимулирует научное сообщество и ИТ организации к сотрудничеству, обогащая исследования и расширяя аналитические возможности для принятия решения (*Huston et al., 2019*). Не только результаты должны быть открытыми, но также данные, на которых основываются и поддерживаются результаты. Например, такие платформы как FluViewInteractive, Epidemic Intelligence from Open Sources, GISAID предоставляют доступ к агрегированным данным инфекционных заболеваний, вакцинации,

геномов вируса с возможностью загрузки в необходимом формате. В условиях Казахстана внедрение аналогичной практики позволит не только повысить эффективность научных исследований, но и укрепить доверие общества к деятельности санитарно-эпидемиологической службы.

Таким образом большинство международных публикаций и проектов демонстрируют, что технологии ИИ всё основательней внедряются в деятельность организаций общественного здравоохранения. Его практическое применение охватывает широкий круг вопросов, начиная от сбора данных, индивидуальной профилактики и мобильных приложений, заканчивая интеллектуальными системами эпиднадзора и прогнозированием эпидемий.

Однако, для получения устойчивого результата необходимо учесть этические аспекты, надежность и доступность данных, междисциплинарного и межведомственного взаимодействия и обеспечение равного доступа к цифровым решениям по всей стране. Для их решения необходимо формировать более совершенные методы обработки естественного языка, оптимизировать методы проверки данных и установить тесное сотрудничество между разработчиками ИИ и экспертами санитарно-эпидемиологической службы.

В казахстанской системе общественного здравоохранения, хотя и наблюдаются отдельные цифровые проекты, масштабное внедрение цифровизации и искусственного интеллекта находится пока на начальном этапе и нуждается в комплексной оценке. Отсутствие централизованной платформы цифрового санитарного мониторинга, приводит к тому, что:

сбор данных осуществляется в ручном или полуручном режиме, без механизмов валидации; каждый субъект санитарного контроля действует на основе собственной базы, не имеющей выхода на общегосударственный уровень;

отсутствует «цифровая вертикаль» — автоматизированная система передачи данных от локального уровня к национальному;

невозможна предиктивная аналитика, основанная на больших данных (big data) и машинном обучении (AI-powered insights).

Приведенные ограничения послужили причиной для разработки опроса среди работников службы. Необходимость анкетирования была обусловлена тем, что в научной базе не была выявлена информация по исследованию. Анкета включает вопросы, выясняющие текущее состояние цифровизации деятельности в рамках мониторинга и основные барьеры для цифровизации. В результате собраны 755 ответов от работников разных возрастов, должностей и специализации (рис.3).

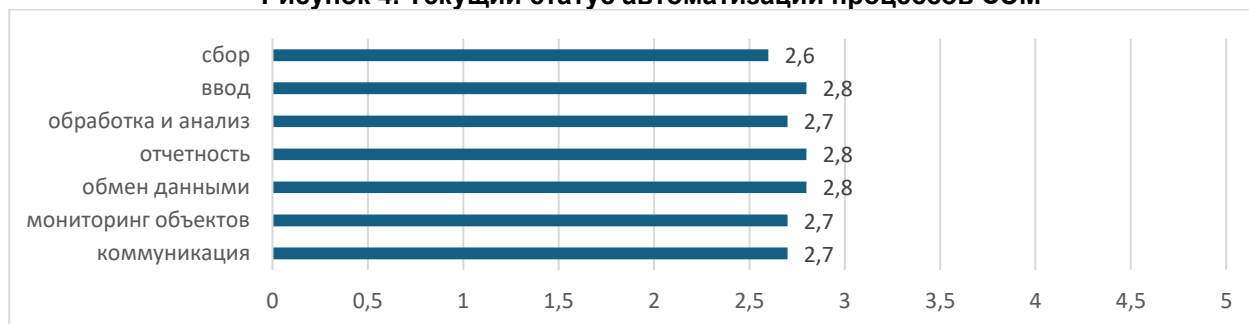
Рисунок 3. Профиль респондентов



Как показано на рисунке 3, в анкетировании участвовали эксперты различных возрастных категорий, где большую часть составили специалисты среднего и старшего возраста. По профессиональному профилю в выборку вошли эпидемиологи, гигиенисты, бактериологи и др. Должностная структура охватывает как исполнителей, так и руководителей организаций. В целом, полученные данные демонстрируют надежную эмпирическую основу для последующего выявления ключевых аспектов исследуемой темы. Анализ опроса выявил, что автоматизация важных этапов санитарно-эпидемиологического мониторинга пока не достигла высокого уровня. Средняя оценка по семи ключевым процессам по шкале

Лайкерта составила 2,7 балла (рис. 4). Согласно модели цифровой зрелости (Berghaus & Back, 2016) уровень зрелости оценивается как средний.

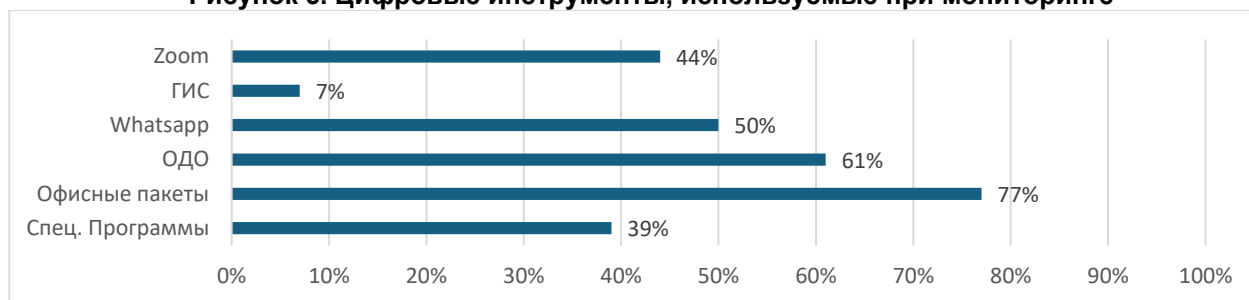
Рисунок 4. Текущий статус автоматизации процессов СЭМ



Примечание: составлено автором на основании результатов экспертного опроса

Для дополнительной оценки был задан вопрос касательно цифровых инструментов, используемые регулярно в деятельности (рис.5). Результаты показали, что 77% опрошенных экспертов используют офисные приложения, 61% пользуются облачным документооборотом, половина респондентов (50%) пользуются мессенджерами. Специальными программами для мониторинга пользуются 39% работников, кроме того, имеются пользователи геоинформационных систем (7%).

Рисунок 5. Цифровые инструменты, используемые при мониторинге

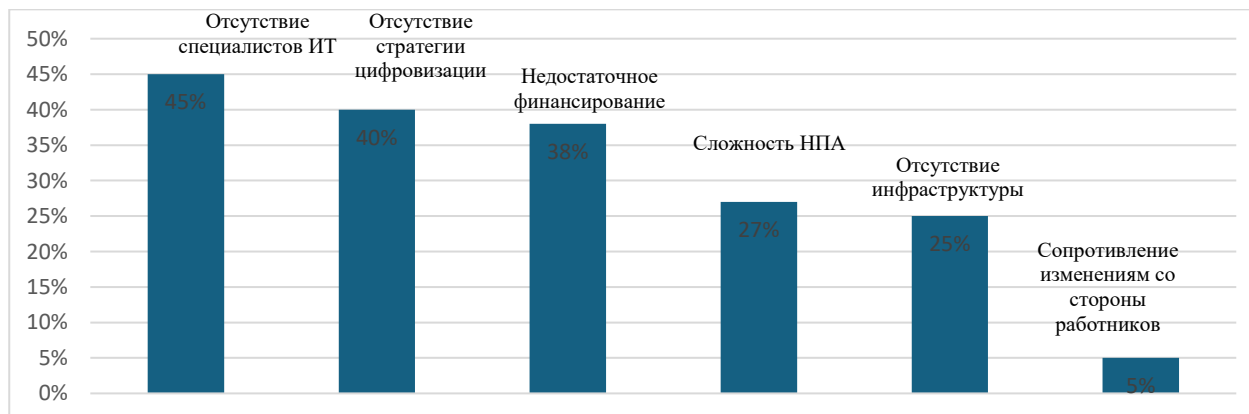


Примечание: составлено автором на основании результатов экспертного опроса

Эти факты свидетельствует, что необходимо: 1) увеличение уровня автоматизации в самих процесса мониторинга; 2) усовершенствовать методы получения первоначальных данных; 3) усиление межведомственной коммуникации между информационными системами для минимизации повторов данных и ускорения рабочих процессов.

Также, респонденты были опрошены на предмет основных проблем в деятельности и ключевые барьеры, которые, по их мнению, мешают к полному цифровизации (рис. 6).

Рисунок 6. Основные барьеры на пути к цифровизации



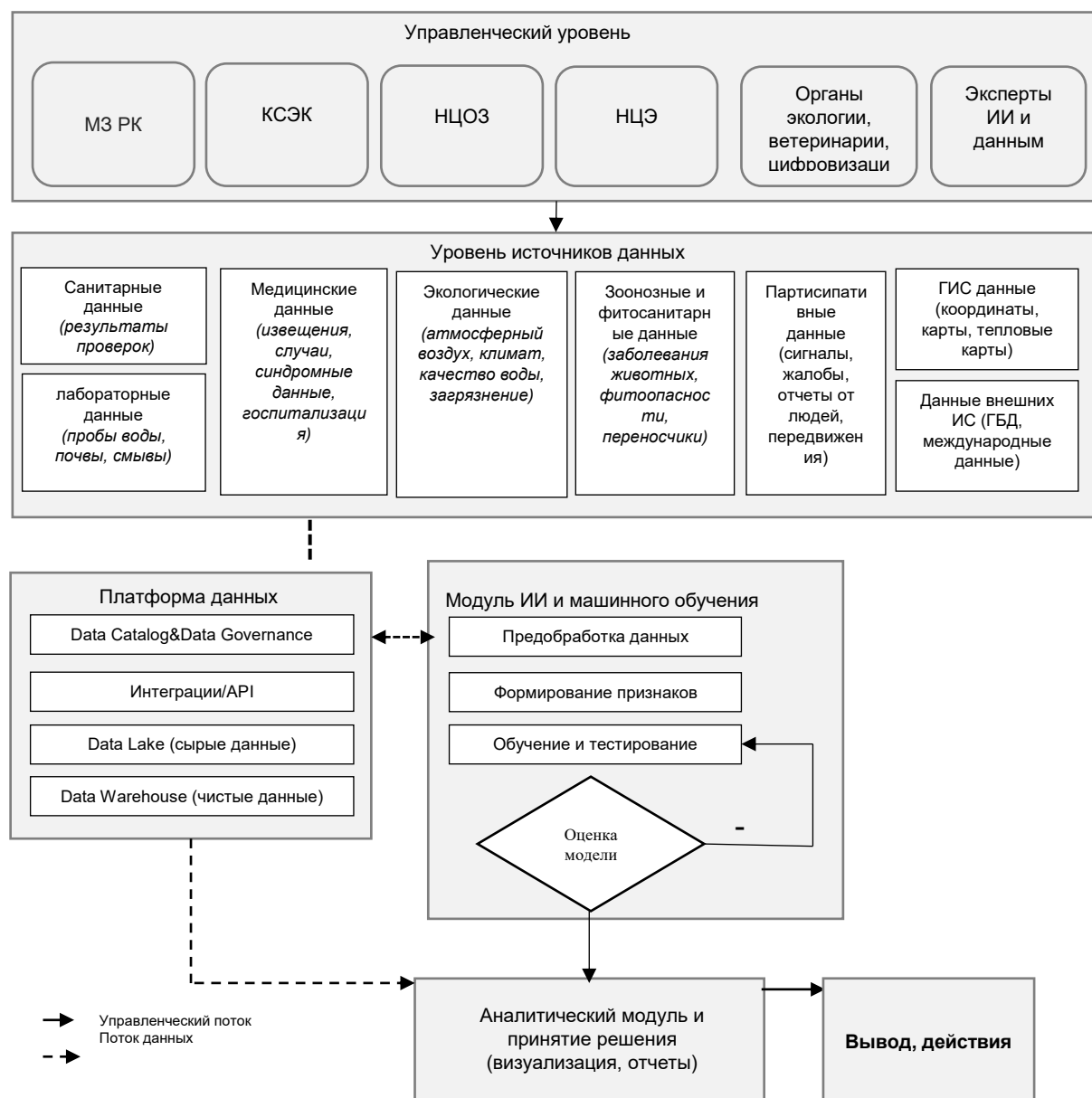
Примечание: составлено автором на основании результатов экспертного опроса

По мнению опрошенных, главными из них являются нехватка специалистов в области ИТ (342 ответа) и отсутствие единой концепции цифровизации (304 ответа). Немаловажной проблемой также выступает ограниченность финансирования (286 ответов), а также

сложности, связанные с правовым регулированием (205 ответов). Некоторые участники исследования выявили три ключевые проблемы: недостаточность IT-инфраструктуры (190 ответов), недостаточную поддержку со стороны руководства (40 ответов) и сопротивление любым изменениям со стороны сотрудников (39 ответов).

С одной стороны, нынешнее положение цифровизации службы имеет свои преимущества. В период активного внедрения ИИ во все сферы деятельности Казахстана, одним приходится пересматривать свои стратегии и перестраивать информационные системы, тогда как санитарно-эпидемиологическая служба, опираясь на международный опыт, имеет возможность внедрять оптимальные решения, избегая избыточных затрат на «переделку» устаревших систем, сразу закладывая в архитектуру мониторинга такие элементы, как каталог данных (Data Catalog), автоматизация сбора информации и подготовка инфраструктуры для применения искусственного интеллекта. Ранний этап цифровизации в нынешнее время может быть использован как шанс для построения более устойчивой и современной архитектуры для обеспечения санитарно-эпидемиологического благополучия населения (рисунок 7).

Рисунок 7. Многоуровневая архитектура применения ИИ в санитарно-эпидемиологическом мониторинге



Примечание: составлено автором.

Представленная архитектура внедрения технологий ИИ в систему санитарно-эпидемиологического мониторинга имеет многоуровневую структуру, объединяющая управленческие и технологические аспекты. Управленческий уровень включает в себя уполномоченные органы и организации, задействованных в процессе санитарно-эпидемиологического мониторинга: Министерство здравоохранения, Комитет санитарно-эпидемиологического контроля, Национальный центр общественного здравоохранения, Национальный центр экспертизы. В структуру управления также включены другие уполномоченные органы, формирующую политику в сфере экологии, ветеринарии и цифровизации. Участники определяют правила, регламентирующие обмена данными и выступают гарантом методической целостности работы данной системы. Немаловажную роль в формировании стандартов и методик оценок качества алгоритмов играют эксперты по ИИ и обработке данных.

Согласно рамочной концепции GI-AI4H ключевым уровнем архитектуры является уровень данных, представляющий всю экосистему данных и формирующий доказательную базу. В целом данные классифицированы по направлениям:

- санитарные данные такие, как результаты проверок объектов, акты нарушений, выполнение предписаний, данные по дезинфекции, дезинсекции и дератизации, показатели условий труда и др. В результате формируется контекст риска и обеспечивают входные параметры для модели выявления «неблагоприятных объектов»;

- лабораторные данные – результаты исследований воды, почвы, воздуха, пищевых продуктов, результаты токсикологических, паразитологических анализов и др. Используются для анализа соответствия нормативам, прогнозирования эпидемиологической ситуации и выявления аномалий;

- медицинские данные включают в себя только данные инфекционной и эпидемиологически значимой направленности: экстренные извещения, данные о заболеваемости, групповых случаях заболеваний, отравлений, иммунизация, госпитализация инфекционного профиля, также агрегированные данные синдромной заболеваемости и другие данные. В совокупности полученная информация позволит системе моделировать динамику заболевания и определять пороги риска.

- экологические данные – климатические и метеорологические индикаторы, результаты экологического контроля и другие данные, потенциально влияющие на санитарно-эпидемиологическую ситуацию;

- зоонозные и фитосанитарные данные – данные о состоянии здоровья животных, фитосанитарной ситуации и результаты полевых биологических исследований необходимы для выявления первичных признаков зоонозных инфекций, природно-очаговых и трансмиссивных угроз;

- партисипативные данные – сообщение от населения о симптомах, жалобы, геолокации, пищевые инциденты, рейтинги санитарного состояния объектов и другие данные, которые могут сыграть ключевую роль в раннем выявлении заболеваний;

- геопространственные данные – координаты объектов, плотность населения, инфраструктура, транспортные потоки и другие, сыгравшие роль в пространственном анализе, оценка риска в пространстве;

- также сведения из внешних информационных систем, включая государственные базы данных и систем других ведомств.

Такой подход сбора данных обеспечивает мультисточность и соответствии концепции Единого здоровья.

Центральным техническим элементом архитектуры является слой платформы данных, обеспечивающая сбор, интеграцию, очитку, хранение и управление потоками информации. При организации сбора данных необходимо достичь непрерывности потока данных с различных источников без ручного вмешательства. Основной принцип «собери один раз, используй многократно» должен быть базовой составляющей. Агрегация информации через API интерфейсы позволит исключить фрагментарность в управлении, повысить оперативность, снизить вероятность ошибок, реализовать сквозную аналитику, в том числе за счет применения технологии блокчейна.

Для исключения хаотичности процесса и достижения успешного результата от внедрения систем ИИ на стадии планирования необходимо идентифицировать основные гипотезы, ситуации с дальнейшим выявлением ключевых наборов данных (Data Dictionary).

Построение каталога данных (Data Catalog) позволит изначально определить рамку и позволит минимизировать риски и затраты на последующую доработку системы.

Единое хранилище «сырых» данных имеет огромное преимущество в гибкости и масштабируемости. Эти аспекты очень важны в системе мониторинга, так как растущий объем данных и генерируемых самим процессом мониторинга позволяет выявить неожиданные корреляции между явлениями касательно здоровья населения. При этом, важно учитывать, что при внедрении централизованной модели данных ключевым фактором эффективности остаётся межведомственная синхронизация и стандартизация данных на всех уровнях.

На уровне модуля ИИ и машинного обучения происходит обработка, формирование признаков, обучение, тестирование и оценка моделей. Подготовка данных играет ключевую роль в обеспечении высокого качества и прогнозной точности моделей ИИ. Процесс дедупликации и устранение битых данных с помощью статистических алгоритмов требует четкости и высокого критического анализа, чтобы исключить искажение реальной картины. Особенно трудоемка работа с извлечением релевантных данных из неструктурированных данных из открытых источников (социальные сети, поисковые системы и т.д.), которые возможно организовать методами нормализации, сглаживанием и парсингом. Высокопроизводительные библиотеки Python специализированные ETL-платформы позволяют облегчить этот процесс за счет автоматизации, в последующем создав прочную базу для следующего этапа алгоритмизации.

Ядром модуля является глубокий анализ и создание прогнозных моделей, выходя за рамки простой статистической обработки. Принцип Knowledge Discovery помогает выявлять скрытые зависимости, недоступные для традиционных эпидемиологических методов. Применение различных классов алгоритмов машинного обучения обеспечивает успешно выполнить поставленные задачи, при этом выполняя каждый свою функцию. Например, непрерывный показатель вероятности численности заболевших возможно методом регрессионного анализа. Классификация зон риска применяется модель классификации. Модели обработки естественного языка (NLP) для анализа данных из открытых источников позволит трансформировать управленческий механизм санитарно-эпидемиологического мониторинга, внедрив поведенческие факторы населения и повысив уровень проактивности в принятии решений.

На этапе обучения основное внимание уделяется валидации и проверке эффективности созданных моделей, что является важным шагом в определении их прогностической способности. Для достижения этой цели собранный набор данных разбивается на две отдельные выборки: обучающую, которая используется для итеративного уточнения алгоритмов модели, и тестовую, которая остается скрытой от модели на протяжении всей процедуры обучения. Этот метод позволяет избежать главной проблемы машинного обучения - переобучения. Переобучение происходит, когда модель не в состоянии распознать общие закономерности, вместо этого "запоминает" конкретные черты из обучающих данных. Такое запоминание затрудняет его способность точно прогнозировать результаты для новых, невидимых данных.

Этапу тестирования уделяется особое внимание, поскольку он действует как самостоятельная оценка. После завершения обучения модель оценивается на отдельном тестовом наборе данных, а ее производительность измеряется с использованием таких важных показателей, как точность, чувствительность и специфичность. Высокая эффективность этих тестовых данных является конкретным доказательством способности модели к обобщению и ее пригодности для реального применения в системах санитарно-эпидемиологического мониторинга. Если результаты не удовлетворяют заранее определенным критериям, процесс возвращается к более ранним этапам, чтобы изменить или усовершенствовать алгоритмы. Важно отметить, что точность результата зависит от качества входных данных, даже идеальный алгоритм может выдать неверную интерпретацию при систематическом выявлении ошибок в данных. Кроме того, неверная исходная информация может быть вызвана неправильно выставленной гипотезой данных. При таких обстоятельствах необходимо экспертам и аналитикам пересмотреть алгоритмы, задачи и исключить неверные данные на предыдущих этапах.

Ромбовидный блок «Оценка модели» направлен на подтверждение достигнутых результатов. На этом этапе проводится тщательная проверка эффективности разработанной

системы на основе ключевых показателей эффективности, установленных на начальном этапе. Эта оценка включает в себя количественный анализ с использованием показателей машинного обучения, таких как точность, чувствительность и специфичность. Кроме того, содержит качественную информацию от эпидемиологов и других экспертов в данной области. Такой подход, основанный на данных, не только подтверждает прогностическую силу модели, но и выявляет потенциальные недостатки или неточности системы, что требует возврата модели к более ранним этапам для дальнейшего улучшения. Только при положительной оценке модели переходят на уровень управления и принятия решения. Следовательно, эта оценка действует как важнейший механизм обратной связи, гарантирующий постоянное совершенствование и адаптацию всей системы мониторинга.

Уровень аналитического модуля и принятия решения знаменует собой кульминацию процесса, преобразуя аналитические результаты и прогнозы в понятный формат. Этот этап важен, поскольку позволяет эпидемиологам и лицам, принимающим решения, быстро и эффективно расшифровывать сложную информацию. Для разработки интерактивных и информативных информационных панелей используются современные технологические достижения. Программы и библиотеки визуализации, географические информационные системы (ГИС) для картографирования превращают сложную статистику и прогнозы в практический инструмент, позволяющий специалистам быстро оценивать эпидемиологические тенденции, точно определять риски и своевременно принимать меры.

Обсуждение и выводы

Как следует из международной практики внедрение ИИ не может рассматриваться исключительно в технологических терминах. Для достижения заданной цели необходимо сопровождение каждого этапа организационно - правовыми аспектами. Крайне важно проведение процесса адаптации нормативно-правовой базы и регламентов к изменяющимся обстоятельствам. Особенно важно на этапах сбора и хранения данных. Обработка персональных данных требует соблюдения строгих требований законодательства Республики Казахстан. Эта нормативная база должна обеспечивать соблюдение этических норм при сборе и безопасном хранении данных, а также четко определять ответственность за неправомерное использование данных. Аналогичным образом, на этапе визуализации и интерпретации необходимы нормативные акты, регулирующие доступность данных и их применение в процессах принятия решений. Неразрывным условием эффективности санитарной системы является кадровые ресурсы. Современные тренды предоставляют разные возможности к решению дефицита с компетентностью кадров. Эксперты этой области уже обладают глубокими знаниями и навыками. Обучение инструментам визуализации, основам машинного обучения позволяет получить «гибридных специалистов», умеющих не только работать с данными, но и понимающий эпидемиологический контекст. Создание одного аналитического центра на регион, имеющих круг экспертов и аналитиков в сфере цифровизации, позволит исключить цифровое и кадровое неравенство между регионами. Вместо того, чтобы пытаться обеспечить каждый районный СЭС дефицитными кадрами, консолидация ресурсов в каждом регионе позволит применить единый подход независимо от уровня цифровизации, финансирования и доступа к кадрам. Этот подход обеспечит единообразие в качестве данных на всех этапах внедрения ИИ.

Текущая ситуация санитарно-эпидемиологического мониторинга демонстрирует преобладание традиционных инструментов, ориентированных на бумажный сбор и отчетность и фрагментарность межведомственных коммуникаций. Кроме того, в условиях государственной поддержки и бурной цифровизации, технология ИИ становится не только инструментом улучшения, но также побуждает деятельность санитарно-эпидемиологической службы к управленческой и методологической трансформации. Данная работа рассматривает возможности применения ИИ для улучшения оперативности и эффективности процесса. Исследование показало, что трансформации подлежит не только технологические механизмы, но также институциональные явления, требующее переосмысление методологии и подходов к мониторингу.

Одним из теоретических вкладов работы является собранные эмпирические данные среди экспертов санитарной службы, демонстрирующие реальную картину состояния цифровизации санитарной службы на местах. Данные показывают, что преобладание ручного

сбора и разрозненность источников данных являются барьерами для цифровизации. Данные барьеры устраняются за счет агрегации информации из различных источников через единые стандарты, формируя единое хранилище данных.

Другая новация работы является предлагаемая модель внедрения ИИ в процесс санитарно-эпидемиологического мониторинга. В отличие от международных исследований, акцентированных преимущественно применения ИИ в самих процессах мониторинга, предлагаемая модель берет свое начало именно с создания стратегии данных и каталога данных, построение гипотез и целей сбора данных. Четко сформулированная начальная цель позволит избежать ошибок сбора информации «все подряд». Таким образом, модель восполняется не только технологической, но также методологической и институциональной составляющей. Данная модель также покрывает лаг межведомственного взаимодействия, являющимся критическим аспектом для интеграции международного подхода «Единое здоровье» в практическую плоскость.

Несмотря на позитивные эффекты от внедрения модели, нельзя упускать из внимания, что существует технологическое неравенство между регионами и ограничение кадрового потенциала. Это систематизируется за счет концентрации кадрового ресурса на региональном уровне. Обеспечение каждой фазы жизненного цикла модели нормативно-правовыми документами обеспечивает легитимность и эффективность внедрения модели. Предлагаемая модель не является исключительным решением, а является отправной точкой и прочной методологической основой для будущих исследований в данной области. Модель может адаптирована и расширена с учетом современных трендов и вызовов.

Список литературы (References)

- AIPRM Trademarked Icon Black. (2024). *50+AI in Healthcare Statistics 2024* AIPRM. <https://www.aiprm.com/ai-in-healthcare-statistics> (accessed: 28.08.2025)
- Alowais, S. A., Alghamdi, S. S., Alsuhbany, N., Alqahtani, T., Alshaya, A. I., Almohareb, S. N., Aldairem, A., Alrashed, M., Bin Saleh, K., Badreldin, H. A., Al Yami, M. S., Al Harbi, S., & Albekairy, A. M. (2023). Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC medical education*, 23(1), 689. <https://doi.org/10.1186/s12909-023-04698-z>
- Barboza, P., Vaillant, L., Le Strat, Y., Hartley, D. M., Nelson, N. P., Mawudeku, A., et al. (2014). Factors influencing performance of Internet-based biosurveillance systems used in epidemic intelligence for early detection of infectious diseases outbreaks. *PLoS ONE*, 9(3), Article e90536. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0090536>
- Choi, J., Cho, Y., Shim, E. & Woo, H. (2016). Web-based infectious disease surveillance systems and public health perspectives: a systematic review. *BMC Public Health*. 16, Article 1238. <https://doi.org/10.1186/s12889-016-3893-0>
- Crawley, A. W., Mercy, K., Shivji, S., et al. (2024). An indicator framework for the monitoring and evaluation of event-based surveillance systems. *The Lancet Global health*, 12(4), e707–e711. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(24\)00034-2](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(24)00034-2)
- Dhabliya, D., Kulkarni, S. V., Jadhav, N., Ubale, S. A., Sharma, P., Gavali, A. B., Kadam, Y. R., & Gaidhane, A. (2024). Strategic integration of artificial intelligence in public health: Policy recommendations for improved healthcare delivery. *J Krishna Inst Med Sci Univ*. 13 (1), 4-15.
- Edelstein, M., Lee, L. M., Herten-Crabb, A., Heymann, D. L., & Harper, D. R. (2018). Strengthening Global Public Health Surveillance through Data and Benefit Sharing. *Emerging Infectious Diseases*. 24(7), 1324-1330. <https://doi.org/10.3201/eid2407.151830>
- Eguia, H., Sánchez-Bocanegra, C., Vinciarelli, F., Alvarez-Lopez, F., & Saigí-Rubió, F. (2024). Clinical decision support and natural language processing in medicine: Systematic literature review. *Journal of Medical Internet Research*, 26, Article e55315. <https://www.jmir.org/2024/1/e55315>
- Fa, H., & Wu, W. (2025). Application and challenges of artificial intelligence in public health strategy optimization. *Chinese Journal of Public Health*, 41(4), 401-405. <https://doi.org/10.11847/zgggws1144354>
- FAO, UNEP, WHO, & WOA. (2022). Working together for the health of humans, animals, plants and the environment. One Health Joint Plan of Action 2022-2026. <https://doi.org/10.4060/cc2289en> (accessed at 19.11.2025)
- Federal Ministry for Economic Cooperation and Development. (2023) *Core are. Health, social protection and population dynamics*. <https://www.bmz.de/en/issues/one-health> (accessed 19.11.2025)
- Gajewski, K.N., Peterson, A.E., Chitale, R.A., Pavlin, J.A., Russell, K.L., et al. (2014). A review of evaluations of electronic event-based biosurveillance systems. *PLoS ONE*, 9(10), Article e111222. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0111222>

- Ganser, I., Thiébaut, R., & Buckeridge, D. L. (2022). Global variations in event-based surveillance for disease outbreak detection: Time series analysis. *JMIR Public Health and Surveillance*, 8(10), Article e36211. <https://doi.org/10.2196/36211>
- Guo, Y., Hao, Z., Zhao, S., Gong, J., & Yang, F. (2020). Artificial intelligence in health care: Bibliometric analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 22(7), Article e18228. <https://www.jmir.org/2020/7/e18228>
- Huston, P., Edge, V. L., & Bernier, E. (2019). Reaping the benefits of open data in public health. *Canada Communicable Disease Report*, 45(11), (pp.252–256). <https://doi.org/10.14745/ccdr.v45i10a01>
- International Telecommunication Union. (2023). *AI for health: Benchmarking artificial intelligence models for health*. ITU-T Focus Group on AI for Health. https://www.itu.int/dms_pub/itu-t/opb/fg/T-FG-AI4H-2023-31-PDF-E.pdf (accessed on:18.11.2025)
- Kaur, J., & Butt, Z. (2025). AI-driven epidemic intelligence: the future of outbreak detection and response. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1645467. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1645467>
- Konda, R. (2021). Edge computing and AI integration for enhancing real-time public health monitoring systems. *International Journal of Multidisciplinary Research and Growth Evaluation*, 2(3), pp. 579-583. <https://doi.org/10.54660/IJMRGE.2021.2.3.579-583>
- Maslej, N., Fattorini, F., Perrault, R., Gil Y., et al. (2025). The AI Index 2025 Annual Report. *AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.07139>
- McGregor, S., & Hostetler, J. (2023). Data – centric governance. *arXiv*, 2302.07872. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.07872>
- Muralidharan, V., Ng, M.Y., AlSalamah, S. et al. (2025). Global initiative on AI for health (GI-AI4H): Strategic priorities advancing governance across the United Nations. *npj Digital Medicine*, 8, 219. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-01618-x>
- ObjectBox. (2024). *IoT, edge computing, and digitalization in healthcare*. https://objectbox.io/iot-edge-computing-and-digitalization-in-healthcare/?utm_source=source.com. (accessed at 19.11.2025)
- Saduakassova, Zh., & Kadyrova, M. (2025). Digital solutions in epidemiology: international experience. *Journal of Health Development*, 60(4), jhd016. <https://doi.org/10.32921/2663-1776-2025-60-4-jhd016>
- Sadr, H., Nazari, M., & Khodaverdian, Z. (2025). Unveiling the potential of artificial intelligence in revolutionizing disease diagnosis and prediction. *European Journal of Medical Research*, 30, 418. <https://doi.org/10.1186/s40001-025-02680-7>
- Tripathi, A., Rathore, R. (2025). AI in disease surveillance – an overview of how AI can be used in disease surveillance and outbreak detection in real-world scenarios, *IEEE*, 337-359, doi: 10.1002/9781394278695.ch15
- WHO. (2024). *Ambient (outdoor) air pollution*. [https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health). (accessed at 18.11.2025).
- Ye, Y., Pandey, A., Bawden, C. et al. (2025). Integrating artificial intelligence with mechanistic epidemiological modeling: a scoping review of opportunities and challenges. *Nature Communications*, 16, 581. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-55461-x>

САНИТАРИЯЛЫҚ-ЭПИДЕМИОЛОГИЯЛЫҚ МОНИТОРИНГТЕГІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ: ТҰЖЫРЫМДАМАЛЫҚ ТӘСІЛДЕР МЕН ПЕРСПЕКТИВАЛАР

Жанат СӘДУАҚАСОВА*, Қазақстан Республикасы Президентінің жанындағы мемлекеттік басқару академиясы докторанты, Астана, Қазақстан, zh.saduakassova@apa.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-2589-437X>

Маргарита ҚАДЫРОВА, Экономика ғылымдарының кандидаты, профессор, Қазақстан Республикасы Президентінің жанындағы мемлекеттік басқару академиясы, Астана қ., Қазақстан. margarita.kadyrova@apa.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8556-6884>

Вайнюс СМАЛЬСКИС, PhD (менеджмент), профессор, Миколаса Ромерис университеті, Вильнюс, Литва, vainius@mrui.eu, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2980-792X>, Scopus ID: 55325349700

Айнагуль ҚУАТБАЕВА, медицина ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Қазақстан Республикасы Денсаулық сақтау министрлігінің Қоғамдық денсаулық сақтау ұлттық орталығы «Санэпидэкспертиза және мониторинг ғылыми-практикалық орталығы» филиалының директоры, ainagul.kuatbayeva@gmail.com. ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1391-4253>

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SANITARY AND EPIDEMIOLOGICAL MONITORING: CONCEPTUAL APPROACHES AND PERSPECTIVES

Zhanat SADUAKASSOVA*, Doctoral student, Academy of Public Administration Under the President of the Republic of Kazakhstan, Astana, Kazakhstan, zh.saduakassova@apa.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-2589-437X>

Margarita KADYROVA, Candidate of Economic Sciences, Professor, Academy of Public Administration Under the President of the Republic of Kazakhstan, Astana, Kazakhstan. E-mail: margarita.kadyrova@apa.kz, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8556-6884>

Vainius SMALSKYS, Phd, Professor, Mykolas Romeris University, Vilnius, Lithuania, vainius@mrni.eu, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2980-792X>, Scopus ID: 55325349700

Ainagul KUATBAYEVA, candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Director, Scientific and Practical Center for Sanitary and Epidemiological Expertise and Monitoring (Branch), National Center for Public Health, Ministry of Health of the Republic of Kazakhstan, ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-1391-4253>, ainagul.kuatbayeva@gmail.com