

ОБЗОРЫ

УДК 614.27

3.4.3 Организация фармацевтического дела

DOI: 10.37903/vsgma.2025.1.36 EDN: TXIVTW

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДАННЫХ МЕДИЦИНСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННЫХ ПРОДУКТОВ ЛЕКАРСТВЕННОГО СТРАХОВАНИЯ: МОДЕЛИРОВАНИЕ АРХИТЕКТУРНОЙ КОНЦЕПЦИИ© Кондрашов А.А.¹, Курашов М.М.², Лоскутова Е.Е.²¹Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Россия, 119991, Москва, Ленинские горы, 1²Российский университет дружбы народов им. Патриса Лумумбы, Россия, 117198, Москва, ул. Миклухо-Маклая, 6*Резюме*

Цель. Проанализировать функциональные возможности современных медицинских информационных систем (МИС) и исследовать потенциал использования их данных для разработки персонализированных продуктов лекарственного страхования. Предложить архитектурную модель системы определения индивидуальной конфигурации такого продукта, обозначить перспективы и риски в данной области.

Методика. Проведен обзор научной литературы с использованием инструментов расширенного поиска в текстовых базах данных медицинских и биологических публикаций; источники старше 2010 года были отфильтрованы. В ходе обзора был определен ряд ключевых слов для определения исследований, посвященных извлечению информации из записей МИС и ее применению для улучшения и оптимизации медицинской и фармацевтической помощи.

Результаты. Определены ключевые направления использования данных МИС для оптимизации процессов здравоохранения: извлечение информации из неструктурированных данных для формирования фенотипов пациентов; применение данных МИС в медицинских исследованиях; анализ влияния МИС на качество помощи и снижение затрат; использование данных для повышения точности прогнозирования и оптимизации лечения. Предложена архитектурная модель системы определения индивидуальной конфигурации персонализированного продукта лекарственного страхования, учитывающая современные методы обработки больших данных и машинного обучения.

Заключение. Использование данных МИС для разработки персонализированных продуктов лекарственного страхования имеет значительный потенциал. Персонализированное страхование способствует повышению качества медицинской помощи, оптимизации затрат и эффективному распределению ресурсов медицинских организаций. Решение существующих проблем возможно при интеграции данных МИС и разработке архитектурных решений с учетом этических аспектов и обеспечения доступности страховых продуктов. Такой подход позволяет медицинским организациям создавать собственные страховые предложения на основе данных из МИС, что особенно актуально для специализированных клиник с определенной целевой аудиторией.

Ключевые слова: медицинские информационные системы, персонализированное страхование, лекарственное страхование, большие данные, машинное обучение

USE OF MEDICAL INFORMATION SYSTEMS DATA FOR DEVELOPING PERSONALIZED PHARMACEUTICAL INSURANCE PRODUCTS: ARCHITECTURAL MODELINGKondrashov A.A.¹, Kurashov M.M.², Loskutova E.E.²¹Lomonosov Moscow State University, 1, Leninskie Gory, 119991, Moscow, Russia²Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba, 6, Miklukho-Maklaya St., 117198, Moscow, Russia

Abstract

Objective. To analyze the functional capabilities of modern medical information systems (MIS) and investigate the potential use of their data for developing personalized pharmaceutical insurance products. To propose an architectural model of a system for determining the individual configuration of such a product, and to identify prospects and risks in this area.

Methods. A literature review was conducted using advanced search tools in text databases of medical and biological publications; sources older than 2010 were filtered out. During the review, a number of keywords were identified to locate studies dedicated to extracting information from MIS records and its application for improving and optimizing medical and pharmaceutical care.

Results. Key directions for using MIS data to optimize healthcare processes were identified: extracting information from unstructured data to form patient phenotypes; applying MIS data in medical research; analyzing the impact of MIS on the quality of care and cost reduction; using data to improve forecasting accuracy and optimize treatment. An architectural model of a system for determining the individual configuration of a personalized pharmaceutical insurance product was proposed, taking into account modern methods of big data processing and machine learning.

Conclusions. The use of MIS data for developing personalized pharmaceutical insurance products has significant potential. Personalized insurance contributes to improving the quality of medical care, optimizing costs, and effectively distributing resources of medical organizations. Solving existing problems is possible through the integration of MIS data and the development of architectural solutions, considering ethical aspects and ensuring the availability of insurance products. This approach allows medical organizations to create their own insurance offerings based on MIS data, which is especially relevant for specialized clinics with a specific target audience.

Keywords: medical information systems, personalized insurance, pharmaceutical insurance, big data, machine learning

Введение

Внедрение цифровых технологий является главным трендом и направлением развития современного здравоохранения. Повсеместное использование медицинских информационных систем (МИС), цифровых и мобильных продуктов, а также аналитики больших данных и машинного обучения позволяют улучшить качество медицинской помощи, оптимизировать затраты и персонализировать лечение для каждого пациента. В частности, использование данных из МИС позволяет учитывать индивидуальные потребности и риски здоровья пациентов, а также открывает страховым компаниям и медицинским организациям новые возможности создания персонализированных предложений страхования [20, 30].

Медицинские информационные системы представляют собой комплекс программных решений, разрабатываемый для лечебно-профилактических медицинских организаций (МО), обеспечивающих сбор, хранение, обработку и обмен медицинской информацией; они играют ключевую роль в современной медицине, предоставляя врачам и медицинскому персоналу доступ к полной и актуальной информации о пациентах, что способствует улучшению диагностических и клинических исходов. МИС включают в себя электронные медицинские карты (ЭМК), лабораторные информационные системы (ЛИС), радиологические информационные системы (РИС) и другие модули, которые интегрируют данные о пациентах в единую базу данных. Использование МИС позволяет избежать множество рутинных процессов, связанных с обращением медицинской документации, значительно улучшает качество и оперативность медицинского обслуживания, а также предоставляет уникальные возможности для накопления и анализа больших данных разного рода и характера.

Целью исследования явился обзор современных медицинских информационных систем и их функциональных возможностей, изучение возможности использования данных МИС для разработки и персонализации продуктов лекарственного страхования. По результатам проведенного обзора также была предложена потенциальная модель схемы определения индивидуальной конфигурации персонализированного продукта лекарственного страхования, а также выявление перспектив и рисков исследований и разработок в данной области.

Методика

Поиск англоязычной литературы велся при помощи инструментов расширенного поиска текстовой базы данных медицинских и биологических публикаций PubMed, а также Google Scholar. Применялись фильтры по году публикации (отфильтрованы статьи старше 2010 года), а также по таким ключевым словам, как «EHR», «Electronic health records», «Big Data», «Data-driven», «Machine learning», «ML», «Artificial intelligence», «AI». Помимо прочего велся поиск обзорных статей по функционалу медицинских информационных систем и особенностям содержащихся в них данных среди англоязычных и отечественных публикаций, поиск которых осуществлялся в базе научной электронной библиотеки КиберЛенинка. Включенные в анализ исследования были преимущественно посвящены тематике извлечения информации из записей МИС и медицинских баз данных и ее полезного использования в контексте улучшения и оптимизации медицинской и фармацевтической помощи. Анализ научной литературы показал следующие направления использования данных МИС для разработки и оптимизации процессов здравоохранения: Извлечение информации из неструктурированных данных МИС для создания фенотипов пациентов [27]; Использование данных МИС для проведения медицинских исследований и улучшения клинической практики [13]; Анализ влияния МИС на качество медицинской помощи и снижение ресурсных и материальных затрат [3]; Анализ влияния информационных технологий на качество клинических услуг и удовлетворенность пациентов [4]; Анализ преимуществ интеграции МИС в системы поддержки принятия клинических решений для повышения их эффективности [9]; Применение данных из МИС и прочих источников в виде медицинских баз данных для улучшения точности прогнозирования и оптимизации планов лечения пациентов [30]; Анализ возможности использования больших данных в здравоохранении для персонализации медицинских услуг [1].

Результаты исследования и их обсуждение

Использование данных из МИС для персонализации медицинских услуг и страхования активно изучается в англоязычной научной литературе. В ходе анализа отечественных баз научных исследований не было найдено работ, соответствующих тематике данной статьи.

В современных МО используются различные типы МИС, которые интегрируют данные из различных источников и предоставляют их пользователям в удобной форме: 1) Электронные медицинские карты (ЭМК). ЭМК являются одним из основных компонентов МИС, обеспечивающих хранение и доступ к полной медицинской истории пациента. ЭМК включает в себя данные о диагнозах, назначениях, результатах анализов и процедур, а также данные о прививках, вакцинациях и аллергиях. ЭМК позволяют улучшить качество и оперативность медицинской помощи за счет быстрого доступа к актуальной информации о пациенте [30]. 2) Лабораторные информационные системы (ЛИС). ЛИС предназначены для записи, назначения, выполнения и интерпретации лабораторных исследований. ЛИС также обеспечивают хранение данных и интеграцию с другими компонентами МИС – эффективные конфигурации ЛИС снижают риск возникновения ошибок в данных и ускоряют получение результатов исследований другими компонентами МИС [13]. 3) Радиологические информационные системы (РИС). РИС концептуально схожи с ЛИС, но используются для управления процессами радиологических исследований, включая рентген, МРТ, КТ и УЗИ, а также полученными благодаря им данными. Улучшение качества диагностических и лечебных мероприятий достигается также за счет оптимизации множества процессов – РИС обеспечивают быстрый доступ к радиологическим данным, а данные исследований легко интегрируются в ЭМК, что также позволяет проводить ретроспективный анализ динамики состояния здоровья пациента [5, 27].

МИС обладают широкими функциональными возможностями, которые позволяют автоматизировать и оптимизировать различные аспекты оказания медицинской и фармацевтической помощи. Перечислим основные функции МИС, так или иначе рассмотренные в научной литературе: Хранение и доступ к медицинским данным. МИС обеспечивают централизованное хранение данных о пациентах, включая истории болезни, результаты анализов, данные о прививках и назначения лекарственных препаратов (ЛП) [7, 20]; Вспомогательные инструменты и сервисы. МИС включают инструменты для анализа данных и поддержки принятия клинических решений, такие как автоматические напоминания о назначениях, рекомендации по лечению и предупреждения о возможных взаимодействиях лекарственных препаратов [4, 15]; Интеграция с лабораторными и диагностическими системами. МИС обеспечивают интеграцию с ЛИС и РИС, что позволяет автоматизировать процессы назначений, описания и получения результатов исследований [13]; Управление расписанием и ресурсами. МИС также имеют

функционал планирования и управления расписанием работы врачей и медицинского персонала, а также для управления ресурсами медицинской организации, в том числе и медицинским оборудованием [9]; Финансовый учет и управление затратами. МИС помогают управлять финансовыми потоками и бухгалтерией медицинской организации, включая учет затрат на лечение, управление расчетами с пациентами, подрядчиками, страховыми компаниями, а также позволяют выставлять счета для оплаты услуг [7].

Таким образом, основной функционал современных МИС направлен на обеспечение удобного доступа ко всей необходимой информации для врачей, медицинского персонала и самих пациентов, для оперативной реакции на изменение состояния здоровья и ускорения процессов принятия решений по медицинской и фармацевтической помощи. Также МИС являются удобным инструментом для оптимизации финансовых процессов внутри МО, использования внутренних ресурсов клиники и организации работы ее сотрудников.

Современные медицинские информационные системы собирают и хранят широкий спектр данных, обеспечивая комплексное ведение медицинской информации о пациентах. Основные типы данных включают: Демографические данные. Данные о пациенте для идентификации пациента и организации медицинского обслуживания: ФИО, дата рождения, пол, адрес проживания, контактная информация, социальный статус и другие [30]; Клинические данные. Данные для диагностики, отслеживания состояния здоровья пациента и принятия клинического решения: история болезни, данные о прививках и вакцинациях, поставленные диагнозы, записи о визитах к врачу, жалобы и симптомы, назначения лекарственных препаратов и планы лечения [7]. Сюда также входят данные о результатах лабораторных и радиологических исследований [13]; Данные о назначении ЛП. Данные о фармацевтической помощи: информация о назначениях, выписанных рецептах, дозировках, сроках и режимах приема, а также истории применения препаратов и сведения о нежелательных реакциях [19]; Жизненные показатели. Данные мониторинга жизненных показателей пациента и возможность отследить их динамику: показатели жизненно важных функций (давление, температура, пульс, сатурация кислорода и др.), в том числе и данные, получаемые с датчиков в организме и интернет вещей [5]; Данные о транзакциях и финансовых взаимодействиях. Данные о финансовой истории взаимодействия пациентов с МО: история платежей, счета за медицинские услуги, информация о страховых выплатах и программах лояльности [15].

Персонализация подразумевает под собой адаптацию продукта под индивидуальные потребности и характеристики каждого клиента. В контексте медицинского и лекарственного страхования персонализация включает в себя учет фактов из истории болезни, демографических данных пациента, текущего состояния здоровья, образа жизни и прочих факторов, влияющих на риск возникновения тех или иных заболеваний и потребности в оказании медицинской и фармацевтической помощи. В отличие от традиционных страховых продуктов, универсальных для всех категорий клиентов, персонализированные страховые продукты предлагают более узкие и подходящие для конкретного пациента условия покрытия, что также отражается на стоимости страхового продукта и способствует избавлению от платы за неактуальные для пациента услуги [28]. Разработка персонализированных страховых продуктов требует использования современных технологий (например, анализ больших данных и использование методов машинного обучения) и сопряжена с многочисленными исследованиями, которые позволяют извлечь бизнесу много важной информации о своих клиентах [16, 24].

Существует ряд общепринятых методов и подходов для работы с большими данными, а конкретно, извлечения информации, обработки, формирования гипотез и проблем, а также поиска способов их решения. Многие из них универсальны для разных источников и типов данных, далее рассмотрим их в контексте МИС и страховых продуктов.

Любое исследование начинается с поиска необходимых источников и интеграции данных. МИС, отчасти, решают проблемы интеграции внутренних данных медицинской организации: базы данных МИС позволяют создать целостную картину состояния здоровья пациента, что может улучшить точность персонализированных страховых продуктов [11, 22]. Факт наличия всех необходимых данных позволяет перейти к исследовательскому анализу данных. Анализ ЭМК и прочих модулей МИС, в комбинации с современными технологиями, позволяет обрабатывать данные в реальном времени и принимать оперативные решения [8]. Возможность организации простого доступа к данным для их последующей обработки – одно из условий построения успешной аналитики и дальнейших этапов исследования. Один из самых новых и инновационных способов разработки страховых продуктов – прогнозная аналитика и имитационное моделирование. Эти подходы используют статистические методы и алгоритмы машинного обучения, например, для предсказания вероятности заболеваний или определения и конкретизации потребностей в медицинской и фармацевтической помощи для конкретного человека, используя

доступные о нем данные из МИС, что позволяет компаниям создавать персонализированные страховые продукты [21]. Алгоритмы машинного и глубокого обучения используются для анализа больших объемов данных: они помогают выявлять скрытые паттерны и закономерности в данных, а также помочь с классификацией данных по неочевидным признакам, тем самым делая процесс аналитики более эффективным и улучшая точность прогнозов [18, 26]. В ситуациях, когда исследовательская задача заключается в анализе текстовых данных, могут помочь методы обработки естественного языка, или NLP (от англ. – Natural language processing). NLP используется для анализа неструктурированных текстовых данных, таких как записи врачей и данные из ЭМК, что позволяет преобразовывать текстовую информацию в структурированные данные для анализа и прогнозирования многих событий и рисков [30].

С точки зрения системной аналитики, существует ряд официальных требований и лучших практик для обеспечения интегрируемости данных из МИС в другие системы и возможности использования данных для аналитических процессов: Данные системы должны соответствовать критериям интероперабельности и функциональной совместимости. Интероперабельность подразумевает под собой стандартизацию форматов данных и использование общих протоколов для обмена информацией.

Существуют зарубежные стандарты HL7 и FHIR, соответствие которым способствует наличию совместимости между различными системами [17]. Подобные требования к интероперабельности описаны в отечественном государственном стандарте «ГОСТ Р 55062-2012 Информационные технологии (ИТ). Системы промышленной автоматизации и их интеграция. Интероперабельность.» [2]; Данные системы должны быть стандартизованы. Использование унифицированных классификаторов, таких как МКБ-10, МКБ-11 (Международная статистическая классификация болезней и проблем, связанных со здоровьем) и SNOMED CT (Систематизированная медицинская номенклатура – Клинические термины), помогает стандартизировать медицинскую терминологию и улучшает качество данных [10]; Данные системы должны быть доступны, существующие технологические решения должны соответствовать критериям гибкости и масштабируемости.

Использование облачных технологий и распределенных систем для хранения и обработки медицинских данных позволяет централизовать информацию и обеспечивать доступ к ней в реальном времени [25]. Такие инструменты, как Hadoop и Spark, позволяют эффективно обрабатывать и анализировать большие объемы медицинской информации, улучшая точность и скорость анализа [12]. Вышеперечисленные инструменты также имеют доступные интерфейсы, которые поддерживают интеграцию с распространенными языками программирования для их оптимизации под МИС и прочие нужды медицинского бизнеса, что обеспечивает гибкость и масштабируемость разработок процессов обращения данных и прочей информации внутри компании.

Одна из главных проблем данных МИС – проблема качества данных. Значительная доля данных, поступающая в системы – рукописный и печатный текст, вводимый врачами во время приема и описания результатов лабораторных и радиологических исследований, где велика доля орфографических ошибок, сокращений, а также профессиональной терминологии. Неполные или ошибочные данные могут привести к неверным выводам и ошибочным решениям, что требует механизмов проверки и валидации данных [14]. Один из способов реализовать подобные механизмы – использование новейших разработок в области отдельного направления машинного обучения, под названием Data Quality (от англ. Качество данных). Разрабатываемые модели улучшения качества данных способствуют исправлению ошибок, однако отсюда вытекает следующая проблема использования данных из МИС – технические сложности, а также требования к наличию значительных ресурсов и квалифицированных специалистов для реализации сложных информационно-технологических решений. Решение этой проблемы требует от компаний инвестиций в серверную и технологическую инфраструктуру и дополнительное обучение сотрудников [8].

Лекарственное страхование представляет собой вид добровольного медицинского страхования, который покрывает расходы на приобретение ЛП, назначаемых врачом. Это страхование может включать частичную или полную компенсацию затрат в первую очередь на рецептурные препараты. Персонализация в контексте лекарственного страхования подразумевает под собой формирование конфигурации и стоимости продуктового предложения, исходя из индивидуальных особенностей и характеристик пациента. На рисунке представлена модель-схема архитектуры системы определения индивидуальной конфигурации персонализированного продукта лекарственного страхования.

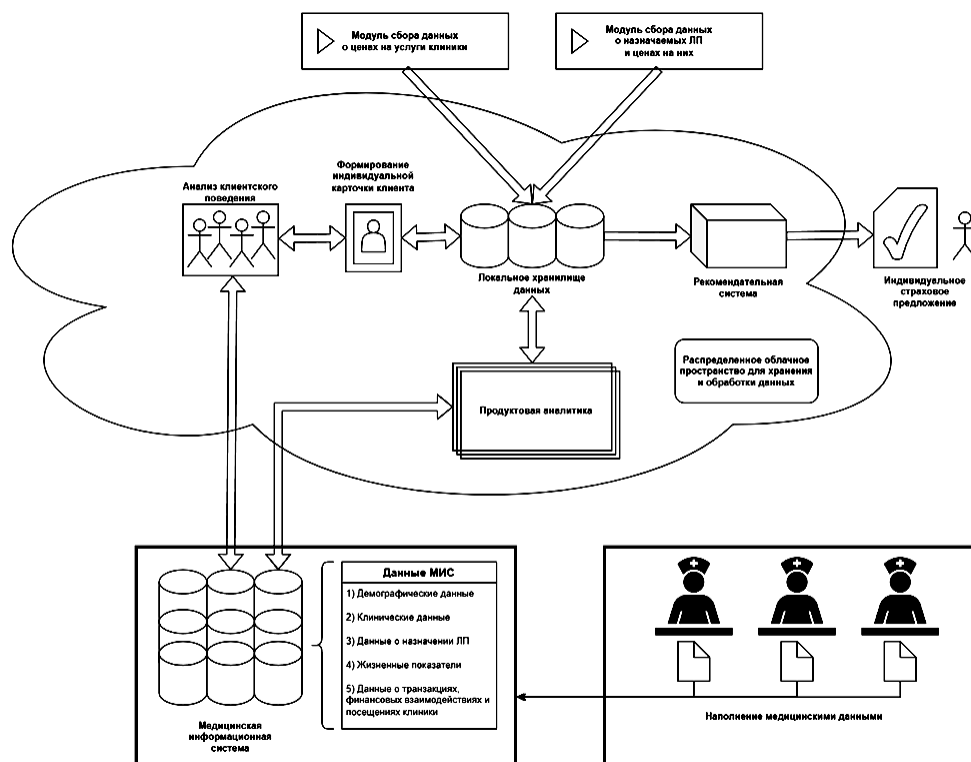


Рис. Модель-схема архитектуры системы определения индивидуальной конфигурации персонализированного продукта лекарственного страхования

Схема учитывает все вышеописанные требования, критерии и возможности для оптимизации. Пошаговое описание процесса определения индивидуального страхового предложения (ИСП) можно сформулировать следующим образом: 1) Извлечение и анализ данных. Современные методы обработки и анализа данных, включающие в себя методы машинного, глубокого обучения, а также NLP, позволяют сформировать четкую картину и определить закономерности клиентского поведения. Облачные вычислительные мощности и распределенное хранилище – удобное и высокопроизводительное место для хранения и исполнения разрабатываемых моделей, соответствующее критериям гибкости и масштабируемости. 2) Дополнение существующей базы данными из сторонних источников. Автоматизированные процессы сбора данных о ценах на услуги врачей специалистов, а также о ценах на назначаемые ЛП с сайтов агрегаторов позволяют получать актуальные данные о ценообразовании, для их последующего использования в анализе и определении конфигурации страхового предложения. 3) Определение конфигурации и стоимости ИСП. Конфигурация продукта лекарственного страхования в первую очередь зависит от демографических данных пациентов, данных о назначениях и ценообразовании ЛП. Этап продуктовой аналитики включает в себя анализ услуги приема и консультации конкретного врача-специалиста как отдельную экономическую единицу. Обобщение данных о поведении пациента, характеристиках и результатах приема врача, а также данных о ценообразовании на услуги и ЛП позволяет создать сводную матрицу характеристик и их значений для анализа рекомендательной системой. 4) Работа рекомендательной системы и создание ИСП. Создание ИСП предполагает под собой анализ и симуляцию поведения пациента (сценарный анализ). Сценарный анализ представляет собой моделирование различных сценариев развития событий для оценки возможных затрат. Рекомендательная система изучает поведение пациента и симулирует процесс назначения лекарственных препаратов. Результаты работы рекомендательной системы объединяются с данным о ценообразовании и, после финальной обработки полученных данных, формируют итоговую стоимость и конфигурацию ИСП.

Доктор Соьер К. и его коллеги в своей статье обсуждают использование данных из МИС в исследованиях Data Science (от англ. «Наука о данных»), выявляя ключевые проблемы таких задач, как изучение здоровья населения, разработку моделей классификации и прогнозирования, а также симуляцию рандомизированных клинических испытаний. Авторы выделяют несколько методологических проблем, связанных с анализом данных МИС и применимых к нашему

исследовании [23]. В таблице представлено описание данных проблем, а также подходов к их решению.

Таблица. Проблемы использования данных из МИС в задачах, связанных с анализом данных и их возможные решения

№	Проблема	Описание проблемы	Возможное решение
1	Отсутствует возможность обеспечить точность выборки	Различия в определении случаев при статистическом анализе данных для определения клиентского поведения могут приводить к непредсказуемому и необоснованному включению или исключению пациентов из тех или иных подгрупп, что может исказить результаты.	Разработка и использование методов валидации данных, а также проведение анализов на чувствительность.
2	Проблема неоднородности данных	Неоднородность в определении показателей и переменных может исказить результаты анализа.	Включение в команду экспертов из различных областей для разработки методов более точного определения переменных и валидации результатов их работы.
3	Ограниченные возможности внедрения и интеграции	Проблемы с переносом данных из МИС в клиническую практику из-за различий в структуре данных.	Обеспечение универсализации данных при разработке архитектурных решений.
4	Субъективное распределение имеющихся подходов к лечению того или иного заболевания	Различия в принятии решений врачами могут влиять на результаты исследования.	Применение причинно-следственных диаграмм и корректировка переменных, влияющих на принятие решений, а также обоснованных методов обобщение полученной из данных информации.
5	Переобучение разрабатываемых моделей	Результаты могут быть ограничены конкретным набором данных и не обобщаться на другие контексты, показатели точности разрабатываемых моделей машинного обучения могут снижаться.	Проверка моделей на внешних наборах данных, использование валидационных выборок и методов кросс-валидации, а также создание и использование независимых метрик для оценки показателей моделей.

Заключение

Использование данных медицинских информационных систем для разработки персонализированных продуктов лекарственного страхования демонстрирует значительный потенциал. Персонализированное страхование способствует улучшению качества медицинской помощи и оптимизации финансовых затрат на продукты ДМС и лекарственного страхования.

Существующие проблемы и вызовы, в большинстве своем, могут быть решены на этапе интеграции данных МИС и разработки собственных архитектурных решений. Предложенная нами модель использует современные методы и подходы к обработки данных МИС, соответствует лучшим практикам интеграции и обработки данных, а также использует методы машинного и глубокого обучения для извлечения данных из МИС, что решает проблему качества медицинских данных. Решение проблем, которые возникают в процессе разработки программного решения и не могут быть превентивно устранены – одна из дальнейшей целей данной работы.

Одна из проблем, которую стоит учитывать при разработке собственных решений, основанных на использовании анализа больших данных, методов машинного и глубокого обучения – этическая составляющая вопроса обеспечения доступности лекарственного страхования. Франсуа Шолле (2024) в своей книге «Глубокое обучение на Python» обсуждает этические вопросы разработки методов машинного, глубокого обучения и искусственного интеллекта (ИИ). Он подчеркивает важность ответственности разработчиков за влияние ИИ на общество. Шолле отмечает необходимость прозрачности и объяснимости алгоритмов, чтобы пользователи могли понимать решения ИИ. Он также акцентирует внимание на проблемах предвзятости в данных и алгоритмах, которые могут приводить к несправедливым результатам, а также на необходимости разработки ИИ в соответствии с принципами справедливости и уважения к правам человека [6]. При использовании данных МИС особенно важно учитывать такие вопросы, как справедливость доступности медицинских услуг и недопущение дискриминации на основе демографических и прочих данных – здесь требуется разработка этических рамок и стандартов, или же минимальной

доступной конфигурации страхового продукта, для обеспечения справедливого использования данных и равномерного распределения возможностей среди всех категорий пациентов [29].

Таким образом, при условии преодоления технических и организационных вызовов, а также учета этических аспектов разработки продуктов на базе методов глубокого и машинного обучения, существует возможность моделирования конфигурации и стоимости ИСП. Исследование показало, что анализ и обработка данных из МИС является необходимым условием для разработки и создания персонализированных продуктов ДМС и лекарственного страхования. Персонализированные страховые продукты имеют преимущества над традиционными как с точки зрения повышения качества медицинской помощи и оптимизации затрат на ее обеспечение, так и для более равномерного распределения ресурсов МО. Одним из главных преимуществ данного подхода – возможность МО создавать собственные страховые предложения на базе больших данных своих МИС, при условии инвестиций в серверную и вычислительную инфраструктуру, а также обучения кадрового состава. Это особенно применимо в ситуациях, когда целевая аудитория пациентов клиники ограничена группой лиц определенного возраста, что актуально для детских медицинских центров. Разработка персонализированных страховых продуктов в таких клиниках повышает лояльность пациентов или их родителей, а проанализированная информационная база МИС позволяет вычлнить факты, полезные для разработки новых выгодных предложений и повышения качества оказываемой медицинской и фармацевтической помощи.

Литература (references)

1. Кошечкин К.А., Свистунов А.А., Лебедев Г.С. и др. Практика применения систем на основе искусственного интеллекта в сфере обращения лекарственных средств // Вестник Росздравнадзора. – 2022. – Т.3. – С. 27-33. [Koshechkin K.A., Svistunov A.A., Lebedev G.S. et al. *Vestnik Roszdravnadzora*. Bulletin of Roszdravnadzor. – 2022. – V.3. – P. 27-33. (in Russian)]
2. Национальный стандарт Российской Федерации. ГОСТ Р 55062–2012 «Системы промышленной автоматизации и их интеграция. Интероперабельность. Основные положения». – Москва: Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии, 2012. [Natsional'nyi standart Rossiiskoj Federatsii. *GOST R 55062–2012 "Sistemy promyshlennoi avtomatizatsii i ikh integratsiya. Interoperabel'nost'". Osnovnye polozheniya*]. – Moscow: *Federal'noe agentstvo po tekhnicheskomu regulirovaniyu i metrologii*. Federal agency of technical regulation and metrology, – 2012. (in Russian)]
3. Серёгина И.Ф., Князев Е.Г., Малаев М.Г. и др. Экспертиза качества медицинской помощи в современных условиях: проблемы и решения // Вестник Росздравнадзора. – 2016. – Т.1. – С. 9-15. [Serjogina I.F., Knjazev E.G., Malaev M.G. et al. *Vestnik Roszdravnadzora*. Bulletin of Roszdravnadzor. – 2016. – V.1. – P. 9-15. (in Russian)]
4. Alotaibi Y.K., Federico F. The impact of health information technology on patient safety // *Saudi Medical Journal*. – 2017. – V.38, N12. – P. 1173-1180.
5. Brown D., McGinnis T. Considerations for integrating behavioral health services within Medicaid accountable care organizations. – Hamilton, NJ: Center for Health Care Strategies, 2014. – 10 p.
6. Chollet F. Deep Learning with Python. 4th ed. – New York, NY: Manning Publications, 2024.
7. Collins F.S., Varmus H. A New Initiative on Precision Medicine // *New England Journal of Medicine*. – 2015. – V.372, N9. – P. 793-795.
8. Dash S., Shakyawar S.K., Sharma M., Kaushik S. Big data in healthcare: management, analysis and future prospects // *Journal of Big Data*. – 2019. – V.6, N1. – P. 54.
9. Emanuel E.J., Wachter R.M. Artificial Intelligence in Health Care // *JAMA*. – 2019. – V.321, N23. – P. 2281.
10. Fung K.W., Xu J., Bodenreider O. The new International Classification of Diseases 11th edition: a comparative analysis with ICD-10 and ICD-10-CM // *Journal of the American Medical Informatics Association*. – 2020. – V.27, N5. – P. 738-746.
11. Jaleel A., Mahmood T., Hassan M.A., Khawaja K.F. Towards Medical Data Interoperability Through Collaboration of Healthcare Devices // *IEEE Access*. – 2020. – V.8. – P. 132302-132319.
12. Jee K., Kim G.-H. Potentiality of Big Data in the Medical Sector: Focus on How to Reshape the Healthcare System // *Healthcare Informatics Research*. – 2013. – V.19, N2. – P. 79.
13. Jensen P.B., Jensen L.J., Brunak S. Mining electronic health records: towards better research applications and clinical care // *Nature Reviews Genetics*. – 2012. – V.13, N6. – P. 395-405.
14. Kahn M.G., Callahan T.J., Barnard J., et al. A Harmonized Data Quality Assessment Terminology and Framework for the Secondary Use of Electronic Health Record Data // *eGEMs (Generating Evidence & Methods to improve patient outcomes)*. – 2016. – V.4, N1. – P. 18.
15. Houry M.J., Ioannidis J.P.A. Big data meets public health // *Science*. – 2014. – V.346, N6213. – P. 1054-1055.

16. Al Kuwaiti A., Nazer K., Al-Reedy A., et al. A Review of the Role of Artificial Intelligence in Healthcare // Journal of Personalized Medicine. – 2023. – V.13, N6. – P. 951.
17. Mandel J.C., Kreda D.A., Mandl K.D., et al. SMART on FHIR: a standards-based, interoperable apps platform for electronic health records // Journal of the American Medical Informatics Association. – 2016. – V.23, N5. – P. 899-908.
18. Miotto R., Wang F., Wang S., Jiang X., Dudley J.T. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges // Briefings in Bioinformatics. – 2018. – V.19, N6. – P. 1236-1246.
19. Murray M.D. Use of Data from Electronic Health Records for Pharmacoepidemiology // Current Epidemiology Reports. – 2014. – V.1, N4. – P. 186-193.
20. Obermeyer Z., Emanuel E.J. Predicting the Future — Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine // New England Journal of Medicine. – 2016. – V.375, N13. – P. 1216-1219.
21. Rajkomar A., Dean J., Kohane I. Machine Learning in Medicine // New England Journal of Medicine. – 2019. – V.380, N14. – P. 1347-1358.
22. Reddy S., Chen D., Manning C.D. CoQA: A Conversational Question Answering Challenge // Transactions of the Association for Computational Linguistics. – 2019. – V.7. – P. 249-266.
23. Sauer C.M., Chen L.-C., Hyland S.L., et al. Leveraging electronic health records for data science: common pitfalls and how to avoid them // The Lancet Digital Health. – 2022. – V.4, N12. – P. e893-e898.
24. Schüssler-Fiorenza Rose S.M., Contrepois K., Moneghetti K.J., et al. A longitudinal big data approach for precision health // Nature Medicine. – 2019. – V.25, N5. – P. 792-804.
25. Shen N., Sequeira L., Silver M.P., et al. Patient Privacy Perspectives on Health Information Exchange in a Mental Health Context: Qualitative Study // JMIR Mental Health. – 2019. – V.6, N11. – P. e13306.
26. Shickel B., Tighe P.J., Bihorac A., Rashidi P. Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. – 2018. – V.22, N5. – P. 1589-1604.
27. Shivade C., Raghavan P., Fosler-Lussier E., et al. A review of approaches to identifying patient phenotype cohorts using electronic health records // Journal of the American Medical Informatics Association. – 2014. – V.21, N2. – P. 221-230.
28. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // Nature Medicine. – 2019. – V.25, N1. – P. 44-56.
29. Vayena E., Blasimme A., Cohen I.G. Machine learning in medicine: Addressing ethical challenges // PLOS Medicine. – 2018. – V.15, N11. – P. e1002689.
11. Wang Y., Wang L., Rastegar-Mojarad M., et al. Clinical information extraction applications: A literature review // Journal of Biomedical Informatics. – 2018. – V.77. – P. 34-49.

Информация об авторах

Кондрашов Александр Андреевич – аспирант, кафедра фармацевтической химии и организации фармацевтического дела, факультет фундаментальной медицины ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова» Минобрнауки России. E-mail: kondrasasha@mail.ru

Курашов Максим Михайлович – кандидат фармацевтических наук, доцент, заместитель директора Медицинского института по специальности «Фармация» ФГБОУ ВО «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы» Минобрнауки России. E-mail: kurashov-mm@rudn.ru

Лоскутова Екатерина Ефимовна – доктор фармацевтических наук, профессор, заведующая кафедрой управления и экономики фармации Медицинского института ФГБОУ ВО «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы» Минобрнауки России. E-mail: loskutova-ee@rudn.ru

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Поступила 20.11.2024

Принята к печати 20.03.2025