

ОЦЕНКА СИСТЕМНЫХ РИСКОВ ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ФАРМАЦЕВТИЧЕСКОЙ ИНДУСТРИИ

Дученко Ю.В.¹

Научный руководитель – к.э.н., доцент Солдатова А. В.¹

¹Университет ИТМО

julia.duchenko@gmail.com

Введение

Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в фармацевтическую индустрию трансформирует процессы на всех этапах разработки лекарственных препаратов: от подбора терапевтических мишеней до оптимизации портфеля исследований и стратегического планирования [1-3]. Однако наряду с технологическим прогрессом возникает комплексная проблема управления системными рисками. Анализ практики применения ИИ в разработке лекарственных препаратов показывает смещение фокуса с точности алгоритмов машинного обучения на оценку их влияния на справедливость распределения ресурсов и устойчивость бизнес-процессов [4-6]. Актуальность исследования определяется необходимостью систематизировать экономически значимые риски внедрения ИИ для создания подходов к их минимизации.

Основная часть

Методология исследования включает структурированный обзор литературы и анализ кейсов ведущих фармацевтических компаний для выявления системных рисков внедрения ИИ, выходящих за рамки изолированных технических сбоев [1-7]. Предлагаемая классификация объединяет риски в четыре взаимосвязанные категории в зависимости от их экономической природы и этапа исследовательского процесса:

1. Структурные искажения данных (качество и репрезентативность). Фрагментированность и неполнота клинических данных, слабая представленность отдельных групп (пол, возраст, этничность, география), дефицит данных по редким заболеваниям снижают обобщаемость моделей и приводят к систематической недооценке терапевтического потенциала для целых групп пациентов, формируя «институциональную слепоту» и смещая инвестиции в субоптимальные направления [4-6].
2. Алгоритмические смещения, надежность и интерпретируемость. Предвзятость алгоритмов, связанная со свойствами ИИ-моделей, влияет на выбор мишеней и критерии отбора пациентов [4, 5]. Большие языковые модели (LLM) подвержены «галлюцинациям», т.е. генерации правдоподобных, но некорректных выводов, а также демонстрируют слабое понимание химических представлений [7]. Эффект «черного ящика» затрудняет проверку результатов и валидацию гипотез. Указанные факторы повышают вероятность неэффективного распределения ресурсов и выбора низкопродуктивных гипотез при приоритизации проектов [6].
3. Организационные и регуляторные риски включают размывание границ ответственности между разработчиками, поставщиками данных, исследователями и менеджментом. При этом усложняются трассируемость и регуляторная верификация, сохраняются не только риски валидации на новых данных, но и нехватка единых стандартов [8].
4. Экономические и стратегические риски проявляются на уровне портфельного управления. Оптимизация по историческим паттернам усиливает эффект колеи и смещает портфель в сторону «безопасных» (коммерчески выгодных, но не прорывных) направлений, снижая адаптивность компании в долгосрочной перспективе [2, 3].

Дополнительно возрастают риски конфиденциальности и кибербезопасности при работе с геномными и персональными данными. Применение технологий, повышающих конфиденциальность, снижает угрозы, но не устраняет их полностью [6].

В ходе исследования выявлены ключевые принципы минимизации рисков, которые включают:

1. Превентивность предполагает оценку потенциальных искажений на этапе постановки задачи, до разработки моделей, с фиксацией компромиссов между скоростью, безопасностью и справедливостью [4].
2. Распределенность реализуется через RACI-матрицы, где разработчики документируют архитектуру и ограничения моделей, исследователи интерпретируют результаты, избегая слепого следования рекомендациям, а менеджмент обеспечивает интеграцию и стратегический надзор [9].
3. Непрерывность требует создания систем мониторинга обновлений моделей и дрейфа данных с формальными критериями останова или отката ИИ-систем при обнаружении недопустимых отклонений [4].

Выводы

Экономические эффекты внедрения ИИ в фармацевтической отрасли следует оценивать с учетом сопутствующих рисков, которые могут привести к неэффективному использованию инвестиций и сужению инновационного ландшафта. При реализации стратегических задач рекомендуется внедрять инструменты минимизации рисков в R&D-подразделениях фармацевтических компаний и научных фондах. Это послужит основой для разработки политик ответственного применения ИИ, а также для эмпирических исследований, связывающих метрики справедливости моделей с долгосрочной стоимостью исследований лекарственных препаратов.

Литература

1. Niazi S. K., Mariam Z. Artificial intelligence in drug development: reshaping the therapeutic landscape //Therapeutic advances in drug safety. – 2025. – Т. 16. – С. 20420986251321704.
2. Schneider P. et al. Rethinking drug design in the artificial intelligence era //Nature reviews drug discovery. – 2020. – Т. 19. – №. 5. – С. 353-364.
3. Ferreira F. J. N., Carneiro A. S. AI-driven drug discovery: a comprehensive review //ACS omega. – 2025. – Т. 10. – №. 23. – С. 23889-23903.
4. Suresh H., Gutttag J. A framework for understanding sources of harm throughout the machine learning life cycle //Proceedings of the 1st ACM Conference on Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization. – 2021. – С. 1-9.
5. Liu X. et al. Application of artificial intelligence large language models in drug target discovery //Frontiers in Pharmacology. – 2025. – Т. 16. – С. 1597351.
6. Yu E. et al. Large language models in medicine: applications, challenges, and future directions //International Journal of Medical Sciences. – 2025. – Т. 22. – №. 11. – С. 2792.
7. Zheng Y. et al. Large language models for drug discovery and development //Patterns. – 2025. – Т. 6. – №. 10.
8. Youssef A. et al. Ethical considerations in the design and conduct of clinical trials of artificial intelligence //JAMA network open. – 2024. – Т. 7. – №. 9. – С. e2432482.
9. Pillai V. Enhancing transparency and understanding in AI decision-making processes //Iconic Research and Engineering Journals. – 2024. – Т. 8. – №. 1. – С. 168-172.