

Искусственный интеллект в ландшафте НИОКР



Сергей Михневич,
доктор экономических
наук



Владислава Жукова,
аспирант Института
управленческих кадров
Академии управления при
Президенте Республики
Беларусь

Широкое распространение искусственного интеллекта (ИИ) естественным образом затронуло сферу научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ (НИОКР). Новые технологии и алгоритмы обработки массивов данных внедряются в исследовательские процессы по разным направлениям. Их проникновение в научную сферу становится обыденной практикой. Следует особо подчеркнуть, что это не дань моде, а реальная возможность для существенного повышения эффективности работ, оптимизации комбинированных технологических схем, достижения нужного результата за счет беспрецедентного ускорения обработки данных, автоматизации повторяющихся действий, обеспечения качества принятия управленческих решений. На современном этапе развития решение задач НИОКР посредством традиционных инструментов затрудняют такие факторы, как комплексность исследуемых проблем, необходимость анализа гигантских объемов данных, ограниченные сроки выполнения заданий. Как справедливо отмечают эксперты компании McKinsey, «основные данные в сфере НИОКР не основаны на тексте, а являются весьма неоднородными, охватывают изображения, молекулярные структуры, динамические системы».

По мнению генерального директора PatSnap (компания в области IP-технологий, годовой оборот которой превысил 100 млн долл.) Дж. Тионга, за последнее десятилетие средняя стоимость разработки и вывода на рынок инновационной продукции выросла на 67%. Рост затрат на НИОКР препятствует потенциальным технологическим прорывам.

В то же время модели и алгоритмы ИИ позволяют обрабатывать масштабные совокупности данных в относительно короткий срок, выявлять закономерности и аномалии, подтверждать или опровергать гипотезы, формулировать прорывные идеи.

Согласно опросам Boston Consulting Group, за 2023 г. более 1000 руководителей компаний назвали НИОКР и разработку инновационных продуктов одними из своих главных приоритетов, а внедрившие ИИ получили в 5 раз больше идей, в том числе проверенных и инкубированных.

В заявлениях представителей IP.com утверждается, что интеграция искусственного интеллекта в ландшафт НИОКР повышает производительность исследовательского процесса на 30–50%, сокращает время выхода на рынок с новым продуктом до 40%.

По утверждению экспертов компании PatSnap, использование для научных работ предметно-ориентированной модели Large Language Model позволяет увеличить производительность на 75% при сокращении общих затрат на 25%.

Ускоренное развитие ИИ трансформировало большинство сфер современной жизни, включая экономику, здравоохранение, финансы, изменило представление о традиционных способах ведения бизнеса и научно-исследовательской деятельности. Существуют убедительные подтверждения того, что данные технологии благодаря своей комплексной применимости и многозадачности оказывают значительное воздействие на трансформацию глобальной экономической среды.

Прогнозы экономического эффекта при этом варьируются: IBM оценивает вклад искусственного интеллекта в мировую экономику в 15,7 трлн долл. к 2030 г. [1], Goldman Sachs Research – в 7% роста ВВП (или почти 7 трлн долл.) за десятилетний период [2], тогда как McKinsey прогнозирует рост экономики в 2,6–4,4 трлн долл. ежегодно [3]. Значительный разброс значений отражает различия в методологии и неопределенность в скорости внедрения данных технологий в мировую экономику. Однако несмотря на расхождения в оценках, ИИ однозначно рассматривается как драйвер экономического развития.

Глобальный рынок искусственного интеллекта демонстрирует стремительный рост, достигнув в 2024 г. объема в 638,23 млрд долл., с прогнозируемым увеличением до 3680,47 млрд долл. к 2034 г. [4]. Особое место в этой статистике занимает сектор здравоохранения, который формирует один из наиболее перспективных сегментов рынка, около 14%, с достаточно высоким прогнозируемым ежегодным темпом роста (рис. 1) [5]. При отсутствии сегментированных данных по НИОКР в структуре глобального рынка ИИ медицинский сектор может послужить репрезентативным маркером общих тенденций внедрения ИИ в наукоемких отраслях в силу его технологической продвинутой и значительной доли в общем объеме рынка искусственного интеллекта.

Объективно сложившаяся роль отрасли здравоохранения как одного из наиболее перспективных сегментов для внедрения ИИ связана с растущей потребностью в оптимизации расходов на медицинское обслуживание при повышении качества предоставляемых услуг. Особенно значимым представляется потенциал технологий в решении таких актуальных задач, как сокращение времени вывода новых препаратов на рынок, повышение точности диагностических процедур. Эти факторы в совокупности формируют устойчивую основу для дальнейшего роста доли искусственного интеллекта в глобальном здравоохранении, что подтверждается как текущими рыночными показателями, так и долгосрочными прогнозами развития отрасли [5]. Следует подчеркнуть, что этот рост поддерживается инвестициями. Так, согласно отчету The 2025 AI Index Report, в 2024 г. частный сектор вложил 252,3 млрд долл. в ИИ, из которых 11 млрд долл. направлены на медицинские НИОКР. Инвестиции в инфраструктуру искусственного интеллекта (37,3 млрд долл.) и обработку данных (16,6 млрд долл.) также способствуют инновациям в медицинской сфере и НИОКР в целом [6].

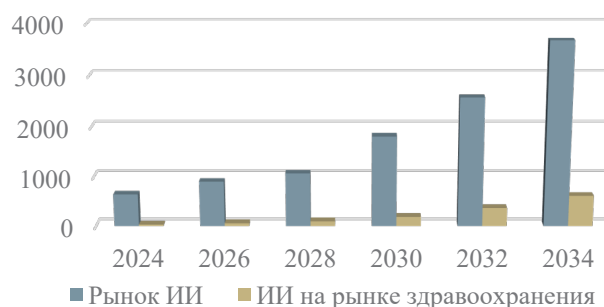


Рис. 1. Динамика роста глобального рынка искусственного интеллекта с акцентом на сегмент здравоохранения, 2024–2034 гг. (млрд долл.). Источник: [4, 5]

Приведенная статистика не только отражает коммерческую привлекательность сектора здравоохранения, но и свидетельствует о качественном изменении парадигмы исследований. Как отмечает McKinsey, именно в таких наукоемких областях, как здравоохранение, происходит наиболее интенсивное внедрение научного искусственного интеллекта (по определению экспертов компании McKinsey, это искусственный интеллект, который используется для генерации и проверки научных гипотез), преобразующего традиционные методы исследования [7].

Научный ИИ использует принцип многомодальности для комплексной интеграции разнородных данных – геномных, химических, климатических или клинических [7]. В отличие от производственных и маркетинговых алгоритмов, данный инструмент задействует эксклюзивные данные (результаты испытаний, химические или биологические параметры, закрытые клинические базы информации), а также экспертные знания для генерации научных гипотез, проектирования экспериментов и сокращения циклов исследований, обеспечивая повышенную эффективность и конкурентное преимущество в НИОКР.

Модели RoseTTAFold и AlphaFold 3 в инженерии белков, а также Uni-Mol, FM4M и SPMM в химии [7] иллюстрируют потенциал и демонстрируют специфику научного ИИ. В *таблице* представлен сравнительный анализ характеристик некоторых ИИ-моделей, отражающий их отраслевую специализацию и доказанную практическую эффективность в научно-исследовательских и опытно-конструкторских работах.

Алгоритмы научного ИИ имеют возможности самостоятельно осуществлять эксперименты, начиная от настройки параметров и исходных условий и заканчивая анализом и описанием результатов. Это повышает производительность труда исследователей на 30% за счет экономии рабочего времени и минимизации человеческого фактора.

Неотъемлемая составляющая исследовательской деятельности – прогнозное и имитационное моделирование, которое дает возможность изучать поведение объектов в разнообразных условиях. Научный ИИ позволяет решать задачи прогнозного и имитационного моделирования на качественно новом уровне, поскольку предсказывает результаты имитируемых экспериментов или испытаний с высокой точностью.

В процессе управления проектами НИОКР принятие решений базируется на основе качественного анализа большого массива данных. Использование научного искусственного интеллекта для их обра-

ботки и анализа снижает риск ошибок и повышает эффективность управленческих решений.

Способность ИИ обрабатывать и анализировать массивы данных из различных областей науки, экономической и социальной сферы деятельности, обобщать экспертные знания открывает возможности для повышения уровня междисциплинарной исследовательской кооперации. Объединенная информация из широкого круга различных сфер деятельности позволяет ему генерировать креативные идеи, оптимизировать решения сложных проблем, разрабатывать инновационные продукты и передовые технологии (*рис. 2*).



Рис. 2. Основные направления использования ИИ в НИОКР

Потенциал ИИ в состоянии революционно изменить ландшафт научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ посредством видимых преимуществ: скорости и объемов обработки данных, генерирования новых идей, прогностического моделирования.

Представленные в *таблице* модели демонстрируют значительное влияние на оптимизацию НИОКР-процессов – от сокращения циклов разработки продуктов до повышения эффективности предсказательной аналитики в химии и фармакологии. Так, с помощью модели INS018 055 удалось сократить время создания лекарства для лечения идиопатического легочного фиброза до 18 месяцев [8], а модель RoseTTAFold ускоряет разработку антител с нескольких месяцев до часов.

Из *таблицы* также видно, что характерной чертой всех моделей является способность интегрировать различные типы данных (минимум три типа обрабатываются каждой моделью). Например, FLUXNET AI объединяет климатические временные ряды и спутниковые снимки, в то время

Область науки	Типы данных	Метод интеграции	Применение	Результат
Модель RoseTTAFold				
Фармацевтика, биотехнологии	Эволюционные, структурные, геномные последовательности	Нейронные сети (трехпоточная архитектура)	Предсказание трехмерных структур белков по их аминокислотным последовательностям	Ускоряет разработку антител с месяцев до часов
Модель AlphaFold 3				
Биология, фармакология, медицинская диагностика	Белковые последовательности, химические структуры, экспериментальные данные	Графовые нейросети, трансформеры	Дизайн вакцин, анализ мутаций при онкологии	Сокращает моделирование взаимодействия белков с лет до секунд
Модель Uni-Mol				
Промышленная химия, материаловедение, фармацевтика	Химические структуры, физические свойства, биологические данные	Графовые нейросети, трансформеры	Дизайн новых материалов, предсказание стабильности молекул	Сокращает количество лабораторных экспериментов, экономя время и ресурсы
Модель FM4M				
Промышленная химия	Химические структуры, реакционные данные, материальные свойства	Графовые нейросети, рейтинговые модели, генеративные модели	Разработка новых материалов, дизайн функциональных веществ	Оптимизирует химические процессы
Модель SPMM				
Зеленая химия, возобновляемая энергетика	Химические структуры, физические свойства, экологические метрики	Генеративные модели	Дизайн экологичных материалов	Оптимизирует производство зеленых технологий
Модель INS018_055				
Фармацевтика, прецизионная онкология	Геномные, химические, биологические, клинические данные	Генеративные модели, нейросети	Персонализация подбора комбинаций препаратов, автоматизация доклинических испытаний	Сокращает цикл разработки лекарств с нескольких лет до 18 месяцев
Модель FLUXNET AI				
Климатология, экология, сельское хозяйство	Климатические временные ряды, спутниковые снимки, экологические данные	Гибридные архитектуры, графовые нейросети	Прогнозирование углеродного баланса экосистем, мониторинг деградации почвы	Сокращает время анализа углеродных потоков с месяцев до дней, повышает точность предсказаний поглощения CO ₂ до 85%
Модель PVA/PLA Predictor				
Материаловедение, зеленая химия	Химические структуры полимеров, механические свойства, данные экспериментов по биodeградации	Сверхточные нейросети, ансамбли деревьев решений, SHAP-анализ для интерпретации вклада параметров	Прогнозирование скорости разложения полимеров	Увеличивает точность предсказания биodeградации до 90%, снижает выбросы CO ₂ на 20–30%
Модель Bioethanol Optimizer				
Биохимическая инженерия, устойчивое производство	Параметры сырья, показатели ферментации, данные по углеродному следу	Машинное обучение	Оптимизация параметров ферментации, минимизация отходов производства	Снижает выбросы CO ₂ на 15–20%

Таблица. Сравнительные характеристики ИИ-моделей, применяемых в НИОКР

Источник: собственная разработка автора

как AlphaFold 3 интегрирует геномные и химические данные.

Интеграция разнородных данных создает основу и для междисциплинарных прорывов: AlphaFold 3 и Uni-Mol объединяют подходы из биологии, химии и фармакологии, что открывает возможности одновременно решать задачи по разработке лекарств и созданию новых материалов. Аналогично FLUXNET AI и PVA/PLA Predictor с высокой точностью решают как климатические, так и материаловедческие задачи.

Благодаря автоматизации процессов интеграции данных из различных источников ИИ-модели сокращают количество экспериментов и позволяют формулировать комплексные гипотезы, ускоряя инновации в фармацевтике, химии и климатологии. Этим подчеркивается преобразующая роль многомодальных по своей природе алгоритмов в решении сложных задач.

Как показывают исследования, подобный технологический сдвиг создает мультипликативный экономический эффект. Многомодальная интеграция данных обеспечивает снижение транзакционных издержек в НИОКР на 10–15% за счет автоматизации синтеза геномных, химических, климатических и других данных, одновременно повышая рентабельность активов на 20–30% благодаря оптимизации процессов [9]. При этом коммерческие организации получают дифференцированную отдачу от внедрения ИИ: компании с высоким уровнем инвестиций в НИОКР достигают дополнительного прироста рентабельности активов на 1,5–2% по сравнению с предприятиями, сохраняющими консервативные подходы к расходам на исследования, даже при аналогичной интенсивности использования искусственного интеллекта [10].

По данным Deloitte, в пятилетней перспективе потенциальная ценность технологий научного ИИ для фармацевтической отрасли достигнет 5–7 млрд долл. Макроэкономическое воздействие еще более существенно: согласно расчетам Глобального института McKinsey, совокупная годовая экономическая стоимость научного ИИ для фармацевтики и медицины может составлять от 60 до 110 млрд долл. ежегодно [3].

Несмотря на существенный потенциал и демонстрируемую эффективность внедрения научного искусственного интеллекта, его масштабирование может столкнуться с рядом системных ограничений. McKinsey упоминает, что ключевым фактором успеха его эксплуатации является доступ его алгоритмов к релевантным, полным и правомерным научным данным. Одной из главных проблем остается отсутствие единых стандартов записи, хранения, обработки и обмена экспериментальными данными. Эту

мысль развивает доцент кафедры химической инженерии Университета Ватерлоо М. Kamkar, утверждая, что систематическое и стандартизированное внедрение электронных лабораторных книг и систем архивирования результатов химических исследований имеет решающее значение для функционирования ИИ-ориентированных лабораторий. Также, по его мнению, создание открытых баз данных (таких как The Open Reaction Database (база данных химических реакций)) особенно важно для обеспечения воспроизводимости, безопасности и этичности алгоритмов научного искусственного интеллекта [11].

В то же время профессор в области технологий и инноваций R. da Silva [8] и исследователь из Орхусского университета М. Motadayen [12] в своих работах делают акцент на том, что из-за низкого уровня цифровизации и слабой инфраструктуры развивающихся экономик возрастает риск возникновения дефицита данных, что будет препятствовать повсеместному внедрению научного искусственного интеллекта в исследовательскую деятельность.

По данным отчета Конференции ООН по торговле и развитию (ЮНКТАД), доступ к инфраструктуре и опыту использования ИИ остается сосредоточенным в нескольких странах, и всего на 100 организаций, в основном в США и Китае, приходится 40% глобальных корпоративных расходов на исследование и разработки [13].

Эта ситуация усугубляется сохраняющимися пробелами в нормативно-правовой базе. Как свидетельствует анализ экспертов FUTURE-AI, в критически важных областях, таких как здравоохранение, отсутствуют общепринятые международные стандарты разработки, оценки и использования ИИ-решений (в отличие от унифицированных протоколов оценки качества медицинских изделий), что создает фундаментальные риски для их надежности и безопасности [14]. Хотя многие исследования показали огромный потенциал искусственного интеллекта для улучшения здравоохранения, основные клинические, технические, социально-этические и юридические проблемы остаются нерешенными, что в совокупности может приводить к катастрофическим для исследователей и пациентов последствиям.

Существует объективная необходимость наращивания международных инвестиций в инфраструктуру данных, разработку комплексных стандартов, учитывающих технические аспекты, отраслевые требования, а также социально-экономические диспропорции между странами для глобального применения научного ИИ. Его ответственное и инклюзивное развитие может обеспечить

только многоуровневый подход, минимизирующий риски технологического неравенства и неконтролируемого применения инноваций.

Рассмотренные вызовы требуют дифференцированных подходов к внедрению технологий в деятельность НИОКР-организаций. В частности, McKinsey предлагает поэтапное введение алгоритмов через итеративные циклы выпуска ценности (QVR), основанные на 90-дневных рабочих этапах, интегрирующих 6 ключевых компонентов [15]. Преимущество данного подхода заключается в способности генерировать измеримую отдачу в пределах одного квартала. В то же время предложенная методология демонстрирует ограниченную применимость в государственных структурах с их жесткими регуляторными ограничениями, длительными циклами согласования и утверждения инноваций.

Альтернативный подход представляет исследователь Jin Sun Kwak из корейской компании AI R&D ODF Framework, предлагающий путь согласования исследовательских программ, стандартизированных процедур аудита данных с национальными стратегиями развития [16]. Сравнительный анализ двух подходов выявляет их комплементарность: если методология McKinsey демонстрирует эффективность в условиях требований к оперативному получению коммерческих результатов, то Kwak предлагает более универсальную, хотя и менее гибкую систему, ориентированную на долгосрочную устойчивость в регулируемой среде.

Таким образом, выбор оптимальной стратегии внедрения научного ИИ должен учитывать как отраслевую специфику, так и институциональные особенности организаций. Перспективным направлением представляется адаптация принципов QVR, сочетающих итеративную разработку многомодальных моделей с ориентацией на конечного пользователя, параллельную работу нескольких команд, регулярные демонстрации прототипов, гибкое планирование и структурированную подотчетность с сохранением ключевых элементов подхода Kwak, особенно в части комплексного, этичного управления данными и сохранения институциональной преемственности.

Обобщая вышеизложенное, можно сделать следующие выводы:

- *преимущества научного ИИ заключаются в способности интегрировать разнородные научные данные, генерировать комплексные гипотезы и оптимизировать процессы проведения экспериментов. Ключевым условием реализации его потенциала является междисциплинарная кооперация;*

- *парадигма научного искусственного интеллекта заслуживает дальнейшего исследования через призму междисциплинарного подхода, интегрирующего технические аспекты стандартизации данных и алгоритмов; разработку комплексных метрик оценки экономической эффективности; разработку многомодальных моделей, учитывающих отраслевую специфику;*
- *использование ИИ в НИОКР – это реальный инструмент обеспечения конкурентоспособности отрасли научных исследований посредством ускорения производительности работ за счет высокой скорости обработки данных, повышения вероятности успеха проводимых работ, генерирования новых идей и решений.* ■

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. PwC's Global Artificial Intelligence Study: Exploiting the AI Revolution // <https://www.pwc.com/gx/en/issues/artificial-intelligence/publications/artificial-intelligence-study.html#:~:text=Total%20economic%20impact%20of%20AI%20in%20the%20period%20to%202030&text=AI%20could%20contribute%20up%20to,come%20from%20consumption%20side%20effects>.
2. Generative AI could raise global GDP by 7% // <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent>.
3. The economic potential of generative AI: The next productivity frontier // <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier#key-insights>.
4. Artificial Intelligence (AI) Market Size, Share, and Trends 2025 to 2034 // <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-market>.
5. Artificial Intelligence in Healthcare Market Size, Share and Trends 2025 to 2034 // <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-in-healthcare-market>.
6. The 2025 AI Index Report // <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.
7. Scientific AI: Unlocking the next frontier of R&D productivity // <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/tech-forward/scientific-ai-unlocking-the-next-frontier-of-r-and-d-productivity>.
8. The advancement of artificial intelligence in biomedical research and health innovation: challenges and opportunities in emerging economies // <https://globalizationandhealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12992-024-01049-5>.
9. Realizing Transformative Value from AI & Generative AI in Life Sciences // <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/us-realizing-transformative-value-from-AI-GenAI-in-life-sciences-032124.pdf>.
10. Optimizing financial success: The synergistic impact of artificial intelligence and R&D investments in U.S. firms // <https://www.researchsquare.com/article/rs-5911014/v1>.
11. Artificial Intelligence (AI) for Sustainable Resource Management and Chemical Processes // <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acsschemeng.4c01004>.
12. Advancing sustainability: Biodegradable electronics and materials discovery through artificial intelligence // https://www.researchgate.net/publication/381986722_Advancing_sustainability_Biodegradable_electronics_and_materials_discovery_through_artificial_intelligence.
13. Technology and Innovation Report: Inclusive Artificial Intelligence for Development // https://unctad.org/system/files/official-document/tir2025overview_en.pdf.
14. FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare // <https://www.bmj.com/content/388/bmj-2024-081554>.
15. Why agents are the next frontier of generative AI // <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/why-agents-are-the-next-frontier-of-generative-ai>.
16. Exploring AI-driven Innovation in Public Sector R&D Organizations // <http://apjcriweb.org/content/vol10no7/7.pdf>.