

УДК 004.9

DOI 10.26118/2782-4586.2025.63.73.040

Бойкова Анна Викторовна

Тверской государственный технический университет

Никольская Вера Александровна

Тверской государственный технический университет

Прогноз траектории масштабирования искусственного интеллекта до 2030 года

Аннотация. В статье анализируются возможные траектории развития передовых систем искусственного интеллекта (ИИ) к 2030 году на основе экстраполяции текущих технологических и экономических трендов. Анализируется гипотеза о том, что масштабирование вычислительных ресурсов остаётся ключевым драйвером прогресса в ИИ. На основе ретроспективного анализа трендов (2010-2024 гг.) строятся прогнозы в области требуемых вычислительных мощностей для обучения, объёмов инвестиций, динамики данных, развития аппаратного обеспечения и энергопотребления. В статье высказана точка зрения, что при сохранении текущих тенденций к 2030 году крупнейшие модели ИИ будут требовать в 1000 раз больше вычислений для обучения, чем современные, с сопутствующими инвестициями в сотни миллиардов долларов и энергопотреблением на уровне гигаватт. Далее исследуются ожидаемые возможности таких систем, с фокусом на автоматизацию научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ (НИОКР) в таких областях, как разработка программного обеспечения, математика, молекулярная биология и прогнозирование погоды. Прогнозируется, что ИИ станет как высокоспециализированным инструментом, так и ассистентом-агентом, существенно ускоряющим «цифровые» аспекты исследований. В заключение обсуждаются ключевые неопределённости, потенциальные узкие места (регуляторные, экологические, связанные с данными) и более широкие социально-экономические последствия прогнозируемого развития ИИ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, масштабирование, прогнозирование, вычисления, инвестиции, энергопотребление, научные исследования и разработки, прогноз

Bojkova Anna Viktorovna

Tver State Technical University

Nikolskaya Vera Alexandrovna

Tver State Technical University

Forecast of the Artificial Intelligence Scaling Trajectory Towards 2030

Abstract. This article analyzes potential development trajectories of advanced artificial intelligence (AI) systems towards 2030 based on the extrapolation of current technological and economic trends. It examines the hypothesis that the scaling of computational resources remains the key driver of progress in AI. Based on a retrospective analysis of trends (2010-2024), forecasts are constructed regarding the required computing power for training, investment volumes, data dynamics, hardware development, and energy consumption. The article posits that, should current trends continue, by 2030 the largest AI models will require 1000 times more computation for training than contemporary models, accompanied by investments amounting to hundreds of billions of dollars and energy consumption at the gigawatt level. The expected capabilities of such systems are further explored, with a focus on the automation of scientific research and development (R&D) in areas such as software engineering, mathematics, molecular biology, and weather forecasting. It is forecasted that AI will become both a highly specialized tool and an

assistant-agent, significantly accelerating the "digital" aspects of research. In conclusion, key uncertainties, potential bottlenecks (regulatory, environmental, data-related), and the broader socio-economic implications of the projected AI development are discussed.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, scaling, forecasting, computing, investment, energy consumption, research and development, forecast

Феноменальный прогресс в области искусственного интеллекта, особенно в сфере больших языковых моделей (LLM) и генеративных систем, за последнее десятилетие поставил перед исследователями, инженерами и политиками фундаментальный вопрос: куда движется эта технология в среднесрочной перспективе? Понимание вероятных траекторий развития критически важно для стратегического планирования, регулирования и оценки потенциальных воздействий на экономику и общество.

В данной работе представлен прогноз развития передового ИИ до 2030 года, основанный на методологии экстраполяции устоявшихся долгосрочных трендов. Центральная гипотеза заключается в том, что масштабирование вычислительных ресурсов, используемых для обучения и выполнения (инференса) моделей ИИ, является первичным драйвером улучшения их способностей. Эта точка зрения, известная как «скейлинг-гипотеза», находит подтверждение в ретроспективных данных, демонстрирующих устойчивую экспоненциальную динамику роста вычислительных затрат на обучение frontier-моделей примерно в 4-5 раз в год на протяжении последних 14 лет [10].

Цель статьи – систематически рассмотреть последствия продолжения этой тенденции до 2030 года, ответив на два взаимосвязанных вопроса:

какие ресурсы (вычисления, инвестиции, данные, энергия) потребуются для поддержания тренда;

какие функциональные возможности будут иметь ИИ-системы, созданные с использованием этих ресурсов, и как они могут повлиять на ключевые сферы, в частности, на научные исследования и разработки.

Основу прогноза составляет линейная экстраполяция исторических трендов по ключевым метрикам. Этот подход выбран в качестве консервативного базового сценария, исходя из предположения, что системные факторы, обусловившие рост в прошлом, останутся неизменными или будут эволюционировать предсказуемым образом, если нет очевидных фундаментальных ограничений.

Ключевые тренды, рассматриваемые в статье, включают в себя:

вычисления для обучения (Training Compute) (рост FLOP, затраченных на обучение крупнейших моделей);

инвестиции (рост капитальных и операционных затрат на разработку ИИ);

данные (рост объёма и изменение структуры обучающих датасетов);

аппаратное обеспечение (рост производительности и количества специализированных чипов (например, GPU, TPU));

энергопотребление (рост спроса на электроэнергию со стороны ИИ-кластеров).

Важной предпосылкой является признание роли алгоритмических инноваций. Однако в рамках скейлинг-гипотезы считается, что наиболее значимые алгоритмические прорывы в первую очередь служат цели более эффективного использования увеличивающихся вычислительных ресурсов, а не являются полностью независимым драйвером прогресса [9]. Прогноз способностей строится на экстраполяции результатов по специализированным бенчмаркам (SWE-bench, FrontierMath, PoseBusters и др.), с учётом их ограничений и репрезентативности для реальных задач.

Текущий тренд роста вычислений для обучения в 4-5 раз в год, сохранившись, приведёт к тому, что к 2030 году крупнейшие модели будут обучаться с использованием примерно в 1000 раз большего количества FLOP, чем современные лидеры (например, модели уровня GPT-4). Это соответствует переходу от 10^{25} FLOP в 2024 году к 10^{28} - 10^{29} FLOP к 2030.

Параллельно будет расти и значимость инференс-вычислений (вычислений при использовании модели). Развитие «рассуждающих» моделей (reasoning models) сделало масштабирование инференса более эффективным. Ожидается, что совокупные затраты на инференс для популярных моделей будут сравнимы по порядку величины с затратами на их обучение.

Для обеспечения такого масштаба вычислений потребуются беспрецедентные инвестиции. Стоимость оборудования и энергии для обучения пограничных моделей ежегодно увеличивается примерно в 2.5 раза. Если данная тенденция сохранится, то к 2030 году разовые инвестиции в аппаратную инфраструктуру для обучения одной сверхбольшой модели могут достигать сотен миллиардов долларов, что равно примерно 1% ВВП США. Амортизированная стоимость разработки одной модели составит миллиарды долларов.

Экономическое обоснование для инвестиций такого масштаба связано с ожиданием создания триллионов долларов экономической ценности за счёт автоматизации задач, особенно в области удалённой интеллектуальной работы. Текущие темпы роста выручки ведущих ИИ-лабораторий (~3x в год) согласуются с этой перспективой.

Исторически объемы датасеты для обучения LLM увеличивались ежегодно в 2,7 раза. Однако, запас высококачественных публичных текстовых данных, сгенерированных человеком, может быть исчерпан к концу 2020-х годов. В ответ на эту проблему ожидается два ключевых сдвига:

переход к мультимодальным данным – активное использование изображений, видео, аудио и специализированных данных (например, белковых структур), что потенциально может увеличить эффективный «запас» данных на порядок;

широкое использование синтетических данных – генерация данных с помощью самих ИИ-моделей, особенно для тренировки рассуждений и решения верифицируемых задач (например, в программировании). Это может сделать проблему нехватки данных менее острой.

Рост вычислительной мощности будет обеспечиваться в первую очередь за счёт увеличения размеров кластеров (количества чипов), а не продолжительности обучения. Следующее поколение ИИ-суперкомпьютеров уже находится в стадии планирования и строительства.

Энергопотребление для обучения пограничных моделей удваивается каждый год . Если тренд сохранится, к 2030 году отдельные крупнейшие сессии обучения могут требовать мощности в гигаватты (ГВт), что сопоставимо с потреблением среднего крупного города. Суммарное энергопотребление всех данных центров, обслуживающих ИИ, может достичь 1.2-2% мирового спроса на электроэнергию.

Экологические последствия будут сильно зависеть от энергетической составляющей. В сценарии со средней углеродоёмкостью электроэнергии выбросы от ИИ могут составить 0,3% глобальных выбросов к 2030 году. Хотя это значительная величина, она меньше, чем текущие выбросы от авиации (примерно 2,5%). При агрессивном переходе на ВИЭ этот показатель может быть снижен до 0.03%. Важно отметить, что ИИ также обладает потенциалом для сокращения выбросов в других секторах (оптимизация энергосетей, логистики, промышленных процессов), но реализация этого потенциала зависит от социотехнических решений.

Научно-исследовательские и опытно-конструкторские разработки (НИОКР) представляют собой приоритетную и информативную область для оценки будущих возможностей ИИ, так как многие ведущие разработчики ставят своей целью ускорение науки.

Бенчмарки (SWE-bench, RE-Bench) демонстрируют устойчивый прогресс в решении реальных задач из GitHub и сложных инженерных проблем. Экстраполяция показывает, что к 2026-2027 гг. ИИ сможет автономно исправлять ошибки и реализовывать функции по описанию на естественном языке. К 2030 году ИИ-агенты станут повсеместными инструментами, способными выполнять значительную часть хорошо структурированной

инженерной работы, выступая в роли «виртуальных младших разработчиков» под контролем человека. Это приведёт к значительному увеличению производительности (прогнозируется рост на 10-20% и более) и «изобилию» программного кода для исследовательских задач.

Прогресс на бенчмарках (AIME, USAMO, FrontierMath) указывает на то, что в ближайшие годы ИИ достигнет уровня решения сложных олимпиадных и приближённых к исследовательским задач. К 2030 году ИИ-ассистенты смогут помогать математикам в формализации набросков доказательств, проверке вычислений, поиске соответствующих теорем и, возможно, в доказательстве нетривиальных лемм. Ключевой неопределённостью является репрезентативность существующих численных бенчмарков для реальной творческой математической работы. Тем не менее, ИИ станет мощным инструментом, ускоряющим рутинные и технические аспекты математических исследований.

В молекулярной биологии наблюдаются две параллельные траектории:

специализированные инструменты, как продолжение революции, начатой AlphaFold. К 2030 году прогнозируется значительное улучшение в предсказании структур не только белков, но и других биомолекул, их взаимодействий (докинг) и свойств. Это резко сократит время и стоимость этапа *in silico* в разработке лекарств;

ассистенты для биологов, а именно ИИ, способный отвечать на открытые вопросы по протоколам экспериментов (ProtocolQA), анализировать научную литературу и предлагать гипотезы.

Однако, из-за длительных циклов клинических испытаний (более 8 лет) прямое влияние ИИ на одобренные к 2030 году лекарства может быть ограниченным, так как они уже находятся в разработке. В тоже время ИИ позволит ускорить доклинические исследования и повысит эффективность R&D в долгосрочной перспективе.

ИИ-методы уже превосходят традиционные численные модели в точности и эффективности прогнозов на срок от часов до недель. К 2030 году ожидается дальнейшее улучшение, особенно в области:

калибровки прогнозов и предсказания редких экстремальных явлений (ураганы, наводнения);

интеграции новых источников данных (спутники, датчики) в режиме, близком к реальному времени. Это приведёт к существенным экономическим выгодам (сотни миллиардов долларов) в сельском хозяйстве, энергетике, транспорте и управлении чрезвычайными ситуациями.

К ключевым проблемам внедрения ИИ следует отнести:

надёжность – склонность к «галлюцинациям» и хрупкость решений требуют человеческого надзора, особенно в высокоответственных областях;

интеграция в рабочие процессы – внедрение ИИ-агентов требует перестройки сложившихся процессов, что может тормозить рост производительности;

стоимость инференса – хотя цена единицы вычислений падает, массовое развёртывание может создать огромный совокупный спрос;

специализированные данные – в таких областях, как биология, сбор высококачественных экспериментальных данных остаётся узким местом.

Прогнозируемое развитие приведёт к миру, насыщенному высокоэффективными ИИ-сервисами. ИИ станет технологией, сопоставимой по значимости с интернетом. Это несёт риски:

двойное использование – возможности в кибербезопасности, биологии и химии могут быть использованы враждебными факторами;

дестабилизация рынка труда – ускоренная автоматизация интеллектуального труда;

Экстраполяция текущих долгосрочных трендов в развитии ИИ указывает на высокую вероятность продолжения экспоненциального роста требуемых ресурсов и сопутствующего прогресса в возможностях до 2030 года. Это предполагает мир, в котором ИИ-системы, обученные с затратами в сотни миллиардов долларов и тысячекратными

вычислительными мощностями, станут неотъемлемой частью научного исследования, выступая и как специализированные инструменты (предсказание структур, погоды), и как ассистенты-агенты (программирование, анализ литературы, математические выкладки).

Хотя прогноз имеет значительные неопределённости, он задаёт важный базовый сценарий, к которому должны готовиться научное сообщество, бизнес и регуляторы. Ключевыми задачами на ближайшие пять лет становятся:

инвестиции в соответствующую энергетическую и вычислительную инфраструктуру;

разработка эффективных рамок для регулирования безопасности и этики;

адаптация систем образования и рынка труда к эпохе повсеместной ИИ-автоматизации.

Игнорирование этих вызовов может привести к упущененным возможностям и усилению сопутствующих рисков от одной из самых трансформационных технологий XXI века.

Список источников

1. Bruun, L., & Bo, M. (2025). Bias in Military Artificial Intelligence and Compliance with International Humanitarian Law. SIPRI.
2. Additional Protocol I to the Geneva Conventions (1977).
3. Henckaerts, J.-M., & Doswald-Beck, L. (2005). Customary International Humanitarian Law. Cambridge University Press.
4. Moyes, R. (2019). Target Profiles. Article 36 Discussion Paper.
5. Dvaladze, G. (2023). Equality and Non-Discrimination in Armed Conflict: Humanitarian and Human Rights Law in Practice. Edward Elgar.
6. Kwik, J. (2024). Lawfully Using Autonomous Weapon Technologies. TMC Asser Press.
7. ICRC. (2021). ICRC Position on Autonomous Weapon Systems.
8. Reports and working papers of the CCW Group of Governmental Experts on Lethal Autonomous Weapons Systems (GGE on LAWS).
9. Sutton, Richard. 2019. “The Bitter Lesson”. <http://www.incompleteideas.net/IncIdeas/BitterLesson.html>
10. Sevilla, Jaime, and Edu Roldán. 2024. Training Compute of Frontier AI Models Grows by 4-5x per Year. Epoch AI. [https://epoch.ai/blog/training-compute-of-frontier-ai-models-grows -by-4-5x-per-year](https://epoch.ai/blog/training-compute-of-frontier-ai-models-grows-by-4-5x-per-year).

Сведения об авторах

Бойкова Анна Викторовна, доцент, Тверской государственный технический университет, Тверь, Россия.

Никольская Вера Александровна, доцент, Тверской государственный технический университет, Тверь, Россия.

Information about the authors

Boykova Anna Viktorovna, Associate Professor, Tver State Technical University, Tver, Russia.

Nikolskaya Vera Alexandrovna, Associate Professor, Tver State Technical University, Tver, Russia