

3.5 Как искусственный интеллект меняет мир

В этом завершающем параграфе мы поднимемся над частными алгоритмами и посмотрим на современный ИИ как на явление, — разберёмся, как последние десять лет изменили картину мира, какие силы движут революцию больших моделей, что ИИ умеет, а что — пока нет, и как с большой осторожностью можно говорить о ближайшем будущем (рис. 3.29).



Рисунок 1. Рис. 3.29. Хронология важнейших вех в развитии ИИ. От первого перцептрона Розенблатта (1957) до Нобелевских премий по физике и химии 2024 г., присуждённых за вклад в ИИ, — 67 лет, причём революционные прорывы концентрируются на последних 15 годах.

AlphaGo и второй прорыв в обучении с подкреплением

С точки зрения общественного восприятия, ИИ стал «настоящим ИИ» 9 марта 2016 г., в первый день матча **AlphaGo** против Ли Седоля.

Если поражение Гарри Каспарова шахматному компьютеру Deep Blue в 1997 г. многие готовы были списать на «грубый перебор», то с игрой **го** такое объяснение не проходило: число позиций ($\sim 10^{170}$, что превосходит число атомов в наблюдаемой Вселенной) исключает любой полный перебор. Считалось, что компьютер достигнет человеческого уровня в го не раньше чем через 30 лет. AlphaGo, разработанная компанией DeepMind, обыграла Ли Седоля со счётом 4:1.

Архитектура AlphaGo. Под капотом находились две глубокие свёрточные нейронные сети:

- *сеть стратегии (policy network)*: по позиции выдавала распределение вероятностей следующего хода;
- *сеть оценки (value network)*: по позиции выдавала оценку шансов на победу.

Они комбинировались с *поиском Монте-Карло по дереву* (Monte Carlo Tree Search, MCTS) и обучались на партиях, сыгранных людьми, — своего рода имитационное обучение.

AlphaGo Zero: ИИ, который учился сам. Поразительным продолжением стала система **AlphaGo Zero** (октябрь 2017): она не использовала *никаких* человеческих партий, а училась только играя сама с собой — так называемое *обучение с подкреплением через self-play*. За 40 дней самообучения она достигла уровня, превосходящего AlphaGo 2016-го года, и в матче из 100 партий выиграла у предыдущей версии со счётом 100:0.

i Главный урок AlphaGo Zero

AlphaGo Zero показала: *ИИ может учиться, взаимодействуя сам с собой*, не нуждаясь ни в каких внешних данных — лишь имея формализованную задачу и среду, в которой можно играть. Это *принципиально* меняет масштаб возможного: данных не хватает — ИИ их сам производит. Этот принцип лежит в основе многих современных направлений: автоматического доказательства теорем, поиска новых материалов, проектирования лекарств. Развитие идеи привело к концепции *мультиагентного ИИ* — системы, где много обучаемых агентов взаимодействуют друг с другом, образуя экосистему, в которой коллективное знание растёт быстрее индивидуального.

Революция трансформеров и появление ChatGPT

Вторая, ещё более масштабная революция произошла в области обработки естественного языка — и она опирается на одну архитектурную идею.

В июне 2017 г. группа исследователей Google (Васвани, Шази́р, Парма́р и др.) опубликовала статью *Attention Is All You Need*, в которой предложила архитектуру **трансформер** (*Transformer*). Идея была одновременно простой и революционной: отказаться от последовательной (рекуррентной) обработки текста и заменить её на *механизм внимания*, который позволяет каждому слову последовательности «смотреть» на любые другие слова одновременно. Это дало модели возможность учитывать сколь угодно далёкие зависимости в тексте и принципиально ускорило обучение за счёт параллельных вычислений на GPU.

i Механизм внимания: интуиция

Каждое слово (точнее — его эмбе́ддинг) превращается в три вектора: *ключ* (key), *значение* (value) и *запрос* (query). Затем для каждого слова считаются *веса внимания* — скалярные произведения его *запроса* с *ключами* всех остальных слов, пропущенные через softmax. Эти веса говорят, насколько каждое другое слово важно для текущего. Финальный эмбе́ддинг слова получается как взвешенное среднее *значений* (с этими весами).

Многokrатно повторяя эту операцию слоями, модель формирует всё более и более «смысловое» представление каждого слова в контексте.

От Transformer до ChatGPT.

- **BERT** (Google, 2018) — 110 млн параметров; первая big-scale демонстрация мощи трансформеров на задачах NLP.
- **GPT-3** (OpenAI, 2020) — 175 млрд параметров; впервые показала, что увеличение масштаба ведёт к новым, ранее невидимым способностям (*emergent abilities*) — перевод, программирование, элементарная арифметика «из коробки», без специального обучения этим задачам.
- **ChatGPT** (OpenAI, ноябрь 2022) — интерактивный чат-интерфейс к модели GPT-3.5, дообученной на диалогах с обратной связью (*RLHF*). За 5 дней — миллион пользователей; за 2 месяца —

100 миллионов (самый быстрорастущий сервис в истории интернета). С этого момента ИИ стал массовым потребительским явлением.

Отечественные модели. Россия — одна из немногих стран, имеющих собственную линейку больших языковых моделей промышленного уровня. **ruGPT-3** (Сбер, 2020) была одной из первых крупных русскоязычных LLM в мире — 13 млрд параметров. **GigaChat** (Сбер, начиная с 2023) — семейство мультимодальных диалоговых моделей. **YandexGPT** (Яндекс, 2023+) — модель, оптимизированная под русский язык и интегрированная в продукты Яндекса (Алиса, Поиск, Браузер).

Законы скейлинга: формулы

К 2020-му году стало понятно, что качество LLM — удивительно *предсказуемая* функция трёх параметров: размера модели N (числа обучаемых параметров), размера датасета D (числа токенов в обучающей выборке) и вычислительного бюджета C (числа операций FLOPS, затраченных на обучение).

Закон Каплана (2020). Группа Каплана из OpenAI обнаружила, что кросс-энтропия (метрика качества языковой модели) убывает по степенному закону:

$$L(N) \approx L_\infty + \frac{A}{N^\alpha}, \quad (1)$$

с $\alpha \approx 0,076$ (фиксируя D достаточно большим), где L_∞ — асимптотическая «непредсказуемая шумовая часть» естественного языка.

Закон Чинчилла (2022). Команда DeepMind (Хоффман и др., работа *Training Compute-Optimal Large Language Models*) уточнила картину: для оптимального обучения размер модели и размер датасета должны расти *вместе*, в определённой пропорции. Совместный закон:

$$L(N, D) = L_\infty + \frac{A}{N^{0,34}} + \frac{B}{D^{0,28}}, \quad (2)$$

с константами $L_\infty \approx 1,69$, $A \approx 406$, $B \approx 411$ (в естественных нормировках).

Главный практический вывод — правило 20 : 1. При фиксированном вычислительном бюджете $C \sim 6 \cdot N \cdot D$ (приближённая формула для трансформера) минимум функции $L(N, D)$ достигается, когда

$$D \approx 20 \cdot N. \quad (3)$$

Иными словами, на каждый параметр модели должно приходиться примерно 20 токенов обучающего текста. Это правило — неожиданное

и критически важное: до его обнаружения почти все большие модели (включая GPT-3) были недообучены — слишком велики при слишком маленькой обучающей выборке (рис. 3.30).

Законы скейлинга Чинчилла: $L(N, D) = L_\infty + A/N^{0.34} + B/D^{0.28}$

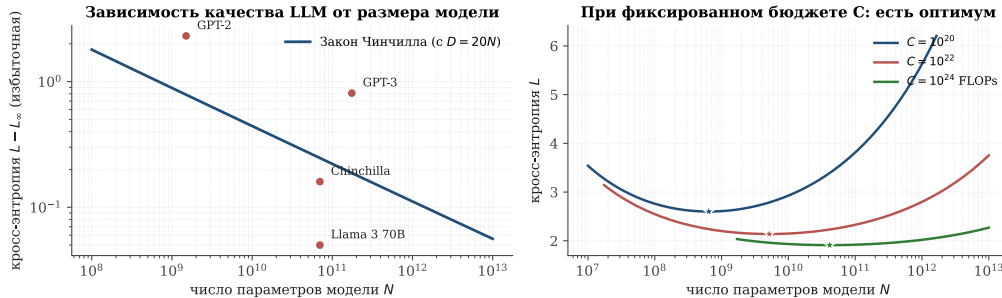


Рисунок 2. Рис. 3.30. Закон скейлинга Чинчилла в действии. Слева: при оптимальном соотношении $D = 20N$ кросс-энтропия убывает по степенному закону на много порядков масштаба. Точки — известные модели; их отклонения вверх от прямой — признак того, что модель недообучена. Справа: при фиксированном вычислительном бюджете C существует оптимальное соотношение между размером модели и размером датасета. Звёздочками отмечены минимумы — они смещаются вправо с ростом C .

i Откуда взялись миллиарды параметров

Закон скейлинга объясняет, почему именно сейчас, в 2020-х, ИИ совершил качественный скачок. До 2017-го у нас не было архитектуры (трансформера), способной эффективно обучаться при таких масштабах. До 2010-х не было таких массивов данных (всемирная паутинa накопила миллиарды документов). И не было дешёвых GPU, способных параллельно крутить миллиарды умножений матриц.

Качество современных LLM определяется тремя факторами:

1. грамотными архитектурными идеями (внимание, residual connections, layer normalization, RLHF и пр.);
2. размером модели N ;
3. объёмом и качеством обучающих данных D .

И всё это поверх классической оптимизации (3.21) и backpropagation (3.22).

AlphaFold и Нобелевская премия 2024 г.

Долгое время ИИ оставался занятием академическим. Прорывом, после которого никто уже не мог говорить о «модной игрушке», стала AlphaFold (DeepMind, 2018; AlphaFold 2 — 2020). Эта система решает задачу, считавшуюся одной из главных «50-летних» проблем биологии:

по последовательности аминокислот предсказать трёхмерную структуру белка.

Почему это важно. Белки — работники клетки. От их трёхмерной формы зависит, как они работают: блокируют ли вирусную инфекцию, переносят ли кислород, разлагают ли пластик, вызывают ли болезнь Альцгеймера. Долгое время структуру белка определяли экспериментально — методами рентгеновской кристаллографии или криоэлектронной микроскопии. Расшифровка одного белка могла занимать годы, и стоила сотни тысяч долларов.

К концу 2010-х было известно $\sim 170\,000$ структур (база PDB), при том что в человеческом организме *одних только* белков несколько сотен тысяч.

Что сделала AlphaFold. В 2020 г. команда DeepMind во главе с Демисом Хассабисом и Джоном Джампером представила AlphaFold 2 на конкурсе CASP14 (Critical Assessment of protein Structure Prediction) — международном двухгодичном соревновании по предсказанию структур. Результат был поразительным: средняя точность ≈ 87 по шкале GDT_TS, что сравнимо с экспериментальной точностью кристаллографии (см. рис. 3.31).



Рисунок 3. Рис. 3.31. Прогресс точности предсказания структуры белков на конкурсе CASP. Слева — классические алгоритмы 2010-х (рост точности на 1–2 пункта за два года). С появлением AlphaFold 1 на CASP13 (2018) — скачок до 58. С появлением AlphaFold 2 на CASP14 (2020) — скачок до ≈ 87 , что эквивалентно экспериментальной точности. Это и стало прорывом, за который в 2024 г. присуждена Нобелевская премия по химии.

В 2021 г. DeepMind открыто опубликовала структуры ~ 200 миллионов белков — практически *все известные* белки в природе. К концу 2024 г. базой AlphaFold пользовались более 2 миллионов учёных из 190 стран.

Нобелевская премия 2024. 9 октября 2024 г. **Нобелевская премия по химии** была присуждена Демису Хассабису и Джону Джамперу (DeepMind) за создание AlphaFold, а также Дэвиду Бейкеру (Вашингтон-

ский университет) за работы по компьютерному дизайну белков. День спустя — **Нобелевская премия по физике** была присуждена *Джону Хопфилду и Джеффри Хинтону* «за основополагающие открытия и изобретения, позволившие машинное обучение с помощью искусственных нейронных сетей». Впервые в истории Нобелевские премии по двум естественнонаучным номинациям в один и тот же год были связаны с ИИ.

Связь с трансформерами. В сердце AlphaFold лежит модификация архитектуры трансформера. Её основное отличие: вместо последовательности слов модель обрабатывает «последовательность аминокислот» (~ 20 типов «букв»); аналогом внимания между словами выступает внимание между парами аминокислот в свёрнутом белке. Это и есть глубокая идея: задачу структурной биологии удалось редуцировать к языковой архитектуре. Аналогичный подход — редукция новой задачи к языку — сегодня применяется к десяткам новых областей: химия, материаловедение, геномика, программирование, математика.

Шкалирование во время вывода и цепочки рассуждений

К 2023–2024 гг. стало понятно: одного только увеличения размера модели для следующих качественных скачков может не хватить. Возникла новая идея — **масштабирование на этапе вывода** (*inference-time scaling*).

Цепочки рассуждений (Chain-of-Thought). Классическая большая языковая модель сразу выдаёт ответ. Оказалось, что если попросить модель сначала *рассуждать пошагово вслух* — выписать промежуточные шаги, потом сделать вывод — качество ответов резко возрастает, особенно в задачах математики, программирования, формальной логики. Этот феномен описан в работе Wei et al. (2022) и получил название *цепочек рассуждений* (chain-of-thought, CoT).

Reasoning-модели (o1, o3 и далее). В сентябре 2024 г. OpenAI представила модель o1 — **reasoning model**, специально обученную «думать дольше» перед ответом. На олимпиадных задачах по математике (AIME, IMO уровень), программированию (Codeforces) и физике она показала результаты, сравнимые с лучшими школьниками-олимпиадниками. В 2025-м — модель o3, более продвинутая. У других разработчиков появи-

лись свои аналоги — Claude Sonnet с extended thinking (Anthropic), Gemini Deep Think (Google DeepMind), DeepSeek-R1 (Китай) и многие другие.

i Что значит «думать дольше»

Reasoning-модель тратит существенно больше вычислений в момент *ответа на запрос*, а не на этапе обучения. Технически это делается двумя способами: (а) обучить модель генерировать *длинные цепочки промежуточных рассуждений* (десятки или сотни тысяч токенов) перед финальным ответом; (б) явно искать в дереве возможных рассуждений (как MCTS в AlphaGo), оценивая разные ветки и выбирая лучшую.

Возникает новая ось скейлинга: *время на запрос*. Это принципиально — значит, дальнейший прогресс может идти не только за счёт увеличения моделей, но и за счёт более длительных рассуждений.

Воплощённый ИИ и физическая картина мира

При всех успехах языковых моделей у современного ИИ есть очевидные слабости. Главная — отсутствие у моделей того, что **Янн ЛеКун** (главный исследователь Meta AI и один из лауреатов премии Тьюринга 2018 г.) называет «*здоровым смыслом физического мира*» (*common sense*). Даже самая большая LLM не знает простых вещей, известных любому двухлетнему ребёнку: если положить чашку на край стола и сдвинуть — она упадёт; если объект скрылся за дверью — он не перестал существовать; если предмет тяжёлый, его трудно поднять.

і Идея воплощённого ИИ (по ЛеКуну)

ЛеКун в работах 2022–2025 гг. предлагает альтернативную к LLM парадигму — *world models* (модели мира). Идея: ИИ должен учиться не на текстах (которые описывают мир), а на *видео и сенсорных данных* — так же, как учатся дети. Внутреннее представление мира получает структуру «причинно-следственного графа»: действие → изменение состояния. Такой ИИ называется *воплощённым (embodied AI)*. Он, возможно, не будет поражать литературными способностями, но сможет *планировать, прогнозировать и взаимодействовать* с физическим миром — то, чего нынешним моделям заметно не хватает.

Реализация этой идеи — одна из «святых граалей» современного ИИ. Если она удастся, мы получим ИИ, способный быть оператором робота, а не просто собеседником.

Исчерпание данных и пределы скейлинга

Закон Чинчила говорит: чтобы получить более качественную модель, нужно одновременно увеличивать N и D . Но публично доступный интернет конечен. По разным оценкам, к 2026–2028 гг. передовые модели будут обучаться на *всём качественном тексте*, написанном человеком в открытом доступе. Что дальше?

Возможные пути:

- **Синтетические данные** — ИИ сам генерирует обучающую выборку. Уже сейчас часть обучающих данных моделей синтезируется другими моделями. Это путь к *self-improving AI* — системе, обучающейся самой на себе (по аналогии с AlphaGo Zero).
- **Мультимодальные данные** — видео и аудио содержат на порядки больше информации, чем текст. Видео в сети (YouTube и др.) хватит на десятилетия обучения.
- **Алгоритмические улучшения** — эффективные архитектуры могут учиться на меньших объёмах данных. Например, mixture of experts (MoE), retrieval-augmented generation (RAG), новые виды внимания, более эффективные оптимизаторы.
- **Вычислительные пределы.** Закон Мура замедляется; энергетика обучения крупнейших моделей сравнима с потреблением небольших городов. Это уже инженерное ограничение.

Прогнозы и сингулярность по Курцвейлю

Рэй Курцвейль — американский инженер, футуролог, лауреат Национальной медали технологий США — знаменит своими долгосрочными прогнозами в области ИИ. Его взгляды изложены в двух книгах с почти одинаковыми названиями — они отличаются всего одной буквой:

- *The Singularity Is Near* («сингулярность близка»), опубликована в 2005 году. В ней Курцвейль предсказал, что компьютер сравняется с человеком в задачах общего интеллекта к 2029 году, а *сингулярность* — момент кардинального ускорения технологического развития — наступит в 2045 году.
- *The Singularity Is Nearer* («сингулярность ещё ближе»), опубликована почти через двадцать лет, в 2024 году. В этой новой книге Курцвейль подтвердил оба прогноза 2005 года, ссылаясь на ChatGPT и GPT-4 как на «доказательство по дороге к 2029-му».

Большинство экспертов считают эти прогнозы оптимистичными, но смены парадигмы — быстрого и кардинального изменения возможностей ИИ — сегодня не отрицает никто.

i AGI: что это и когда?

Artificial General Intelligence (AGI) — ИИ, превосходящий человека в *любой* интеллектуальной задаче. Сегодня все системы — *узкие*: AlphaGo гениально играет в го, но не знает, что такое кошка; GPT-5 пишет талантливые стихи, но не способен поработать поваром. AGI означал бы единую систему, которая может всё.

Прогнозы насчёт AGI разнятся от 2027 (Сэм Альтман) до конца 2040-х (многие академические эксперты). Само понятие AGI часто критикуют: проблема в том, что граница между «узким» и «общим» интеллектом расплывчата, а отдельные интеллектуальные навыки появляются у современных моделей постепенно, а не одновременно.

Меняющийся ландшафт профессий

ИИ принципиально меняет очень многие профессии. Главный тренд — *не замена* человека ИИ, а *симбиоз*: человек делает то, что у него хорошо получается (постановка задач, оценка результата, этические решения, общение, креативные прорывы), а рутинная интеллектуальная работа автоматизируется. Этот принцип хорошо называется «*centaur*» — кентавр, союз человека и машины.

Несколько примеров.

Программирование. Уже в 2025 г. значительная часть производственного кода в IT-компаниях пишется при участии или полностью с помощью моделей-кодеров (GitHub Copilot, Cursor, Claude Code, Codeium). Программист всё больше превращается в архитектора и ревьюера; рутинные функции, обвязки, тестовый код, документация — автоматизируются.

Наука. Уже сейчас существуют системы, способные *самостоятельно формулировать научную гипотезу, ставить эксперимент (в симуляции), писать черновик статьи*. Это *AI Scientist* — класс систем, появившийся в 2024–2025 гг. В материаловедении, химии, биологии счёт открытым новым материалам, структурам, реакциям с участием ИИ идёт на сотни тысяч в год.

Финансовый сектор. Уже более 70 % алгоритмической торговли ведётся ИИ-системами (включая системы на основе нейросетей). Анализ рисков, кредитный скоринг, обнаружение мошенничества, прогноз рынков — всё это давно автоматизировано.

Медицина. Системы помощи в диагностике: компьютерная томография анализируется ИИ; патология (распознавание раковых клеток на гистологических снимках); чтение ЭКГ. Уровень точности часто превосходит средневзвешенного врача.

Дизайн, киноиндустрия и музыка. Генеративные модели изображений (Midjourney, Stable Diffusion, DALL-E, FLUX) изменили рекламу, графический дизайн, начальные стадии разработки игр и кино. Музыка (Suno, Udio): системы, генерирующие профессионального уровня композиции по текстовому запросу. Эти технологии в основном работают вместе с человеком — как мощные кисти, а не как замена художника.

Юриспруденция. Анализ контрактов, поиск прецедентов, подготовка проектов документов — области, где ИИ за минуту делает работу, на которую тратился час или день.

Государственное управление и общественные сервисы. Цифровизация госуслуг (МФЦ, портал Госуслуг в России) — лишь начало. ИИ-ассистенты для граждан, помощь в обработке обращений, переводы официальных документов — всё это уже внедряется.

Учиться учиться: главный навык XXI века

Каков же универсальный совет тем, кто только начинает свой профессиональный путь? Парадоксально, ИИ-революция предъявляет к человеку *гуманистические* требования.

Что точно не заменится.

- *Постановка задач и целеполагание.* ИИ может найти оптимальный путь к цели, но цель должен ставить человек.
- *Глубокое понимание области.* ИИ многое знает поверхностно; специалист, который понимает, *почему* та или иная идея работает, остаётся незаменим как заказчик и ревьюер ИИ-инструментов.
- *Творчество и нетривиальные идеи.* Революционные научные прорывы, художественные открытия, организация людей — области, где смелые, рискованные, неожиданные решения остаются за человеком.
- *Этика и ответственность.* Решения, влияющие на жизни людей, должны принимать люди.

Что точно полезно.

- *Уметь быстро учиться.* В мире, где появляются новые ИИ-инструменты каждый месяц, выигрывает тот, кто умеет быстро осваивать новое и применять его в своей работе.
- *Уметь работать с ИИ-инструментами.* «Промпт-инженерия» (искусство задавать правильные вопросы моделям) и навык критической оценки результатов ИИ становятся базовыми.
- *Понимать математику.* Парадоксально, но именно математика — наиболее «незаменимый» навык в эпоху ИИ. Кто понимает, как устроены модели, кто умеет читать их внутреннее устройство, кто может улучшать алгоритмы — тому открыты самые интересные позиции в этой отрасли.

Что мы прошли в этой главе

Вернёмся к карте маршрута, нарисованного в начале главы. Мы вышли из точки «опрос на выборах» и пришли в точку «AGI и нобелевские лауреаты». На пути — один и тот же универсальный методологический принцип, проходящий красной нитью:

Принцип максимума правдоподобия: запиши вероятностную модель, выпиши функцию правдоподобия данных, максимизируй по параметрам — и получишь оптимальную оценку.

Замечание

ИИ не заменяет человека — он становится *инструментом усиления* человеческого интеллекта. Самая успешная команда XXI века — это человек, *мастерски использующий ИИ*, более продуктивный, чем команда того же размера без ИИ — но в *десять или сто раз* менее продуктивный, чем человек, который понимает, что и как делают эти системы. Книга, которую вы держите в руках, — небольшой чучелок на полочку.

В простейших задачах ОМП даёт выборочное среднее (3.1). В линейной модели — метод наименьших квадратов (3.2). В классификации — кросс-энтропию (3.3). В рекомендательных системах и автокодировщиках — квадратичную невязку в матричных моделях (3.4). А в современных языковых моделях — то же самое: предсказание следующего токена — это ОМП для условного распределения $\Pr(\text{token}_t \mid \text{токены}_{1..t-1})$.

Вокруг этого универсального принципа вращаются три кита анализа данных:

- **Вероятностный кит** даёт постановку задачи: что мы хотим оценить и каковы шумы.
- **Оптимизационный кит** даёт инструмент: градиентный спуск (3.21) с эффективной реализацией градиента через backpropagation (3.22).
- **Линейно-алгебраический кит** даёт язык: матрично-векторные умножения внутри нейронных сетей (3.10); малоранговые аппроксимации (SVD, 3.21); тензорные разложения.

Этот аппарат, изложенный в одной главе на двух десятках страниц, — один и тот же — лежит и в основе академической математической статистики XX века, и в основе многомиллиардной индустрии ИИ XXI века. Между ними — лишь шкала: данных стало в миллиарды раз больше, моделей в миллиарды раз сложнее, вычислений в миллиарды раз быстрее. Но *идеи* — те же.

Заключение главы

Современный ИИ — не магия, а аккуратная математика, помноженная на инженерию, помноженную на огромные вычислительные ресурсы. Все ключевые идеи — от ОМП до backpropagation, от SVD до трансформеров — доступны старшекласснику. Чем глубже понимать эти идеи, тем меньше страха перед ИИ и тем больше возможностей применять его себе на пользу.

Мы живём в очень интересное время. Возможно, ваше поколение — первое поколение в истории, для которого партнёром в каждой интеллектуальной работе будет ИИ. Желаем вам быть в этом партнёрстве *старшим* партнёром — тем, кто понимает, кто ставит цели и кто принимает решения. А ИИ — помощник, инструмент усиления, как в своё время паровая машина, электричество, компьютер, интернет. Каждая из этих технологий перекраивала мир — но не отменяла главного, что делает нас людьми.

! Задачи для самостоятельной работы

1. Посмотрите запись 2-й партии матча AlphaGo–Ли Седоль ([Wikipedia: AlphaGo vs Lee Sedol](#)). 37-й ход AlphaGo — знаменитый «нечеловеческий» ход. Прочитайте о нём и подумайте, почему он удивил даже мировых экспертов го.
2. Вычислите по закону Чинчилла (3.55) ожидаемую кросс-энтропию для модели на $N = 10^{11}$ параметров, обученной на $D = 2 \cdot 10^{12}$ токенах. Сравните с моделью того же размера, но обученной на $D = 10^{11}$ токенах (типичный случай 2020 г.).
3. Найдите в открытых источниках три современных применения AlphaFold — например, в разработке новых лекарств. Опишите кратко.
4. Поразмышляйте над выбором профессии. Какие задачи вашей планируемой будущей деятельности можно делегировать ИИ уже сегодня? Какие — останутся за вами навсегда? Сформулируйте ответ в виде короткого эссе.
5. * Прочитайте оригинальную статью *Attention Is All You Need* (2017, Васвани и др.; [arXiv:1706.03762](#)). Попробуйте понять, как именно устроен механизм внимания $\text{softmax}(QK^T / \sqrt{d}) V$. Запишите это формулой, объяснив роль матриц Q , K , V .
6. * Запустите локально маленькую LLM (например, через Ollama: модели Llama, Qwen, GigaChat-Mini, YandexGPT-Lite). Сравните качество её ответов на ваши вопросы. Какие задачи она выполняет хорошо? Где ошибается? Замечаете ли вы предсказуемые сценарии её слабости?