

Специальность ВАК: 5.2.3.

УДК: 004.8:502.131.1:330.133

EDN: SCMXGF

ЦИФРОВАЯ ЭКОЛОГИЯ И «ЗЕЛЕНый» ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: КОНЦЕПЦИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ ОЦЕНКИ И ПЕРСПЕКТИВЫ УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ

Мария Викторовна СИГОВА, д.э.н., профессор

Ректор, Автономная некоммерческая организация высшего образования «Международный банковский институт имени Анатолия Собчака» (Санкт-Петербург, Россия). Адрес: 191023, Невский пр., 60, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: sigovamv@ibispb.ru

Анна Васильевна ЗАТЕВАХИНА, д.э.н., доцент

Первый проректор, Автономная некоммерческая организация высшего образования «Международный банковский институт имени Анатолия Собчака» (Санкт-Петербург, Россия). Адрес: 191023, Невский пр., 60, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: zatevakhina@ibispb.ru

Семен Юрьевич БОГАТЫРЕВ, д.э.н., доцент

Профессор, Автономная некоммерческая организация высшего образования «Международный банковский институт имени Анатолия Собчака» (Санкт-Петербург, Россия). Адрес: 191023, Невский пр., 60, Санкт-Петербург, Россия, e-mail: sbogatyrev@ibispb.ru

Аннотация

Цель исследования – разработать научное обоснование и систематизировать концепции цифровой экологии и зеленого искусственного интеллекта как направления устойчивого развития цифровой экономики, разработка подхода к оценке влияния экологических показателей ИИ на рыночную стоимость собственного капитала высокотехнологичных компаний.

Методы

Методологическую основу исследования составили системный, сравнительно-аналитический и стоимостной подходы. Используются методы анализа и синтеза научной литературы по Green AI, сравнительного анализа корпоративной экологической отчетности технологических компаний, классификации показателей цифровой экологии, экспертно-аналитической интерпретации ESG- и климатических факторов, а также методы финансово-стоимостного моделирования. Для оценки влияния зеленого ИИ на стоимость компании применен метод дисконтированных денежных потоков, дополненный анализом экологических факторов, влияющих на выручку, операционные расходы, капитальные затраты и ставку дисконтирования.

Результаты

На основе проведенного исследования показано, что зеленый искусственный интеллект сформировался как ответ на рост вычислительных затрат машинного обучения и необходимость перехода от оценки моделей исключительно по точности к комплексной оценке их ресурсной эффективности. Выделены ключевые группы показателей цифровой экологии: операционные метрики, включающие энергопотребление, PUE (коэффициент эффективности использования энергии) загрузку вычислительных мощностей и энергию на один запрос; экологические метрики, включающие CO₂-эквивалент, водный след, ресурсное истощение и долю низкоуглеродной электроэнергии; а также метрики полезного эффекта, характеризующие вклад ИИ в снижение выбросов и повышение эффективности энергетики, транспорта, промышленности и природоохранного мониторинга.

Обобщены мировые практики зеленого ИИ, включая энергоэффективные модели, оптимизацию дата-центров, раскрытие экологических показателей и применение искусственного интеллекта для климатических задач. Рассмотрены российские кейсы, связанные с инструментами оценки углеродного следа машинного обучения и применением нейросетей в экологическом мониторинге.

Разработаны механизмы оценки влияния зеленого ИИ на стоимость высокотехнологичной компании через снижение себестоимости инференса, уменьшение ESG-и регуляторных рисков, повышение технологической эффективности и рост доверия корпоративных клиентов. На примере компании Mistral AI показано, что учет экологических факторов в методе дисконтирования денежных потоков способен изменить результат стоимостной оценки собственного капитала за счет корректировки денежных потоков, капитальных затрат и стоимости собственного капитала.

Основные выводы

Цифровая экология и зеленый искусственный интеллект переходят из сферы декларативной ESG-повестки в область измеримых инженерных и финансово-экономических решений. Экологический след ИИ становится самостоятельным объектом управления. Практическая значимость результатов заключается в возможности использования предложенного подхода для анализа корпоративной отчетности, оценки эффективности мероприятий по снижению ресурсной емкости ИИ и обоснования управленческих решений в сфере устойчивого цифрового развития.

Ключевые слова

цифровая экология; зеленый искусственный интеллект; углеродный след; энергоэффективность; дата-центры; ESG-риски; устойчивое развитие; искусственный интеллект; стоимостная оценка; дисконтирование денежных потоков; рыночная стоимость; собственный капитал высокотехнологичных компаний, региональная экономика

Для цитирования: Сигова М.В., Затевакина А.В., Богатырев С.Ю. Цифровая экология и «зеленый» искусственный интеллект: концепция, методология оценки и перспективы устойчивого развития // Ученые записки Международного банковского института. 2026. № 2 (56). С. 198-225. EDN: SCMXGF.

Финансирование: Настоящее исследование не получило внешнего финансирования.

Code of scientific specialty: 5.2.3

UDC: 004.8:502.131.1:330.133

EDN: SCMXGF

DIGITAL ECOLOGY AND GREEN ARTIFICIAL INTELLIGENCE: CONCEPT, ASSESSMENT METHODOLOGY, AND PROSPECTS FOR SUSTAINABLE DEVELOPMENT

Mariia Viktorovna SIGOVA, Doctor of Economic Sciences, Professor

Rector, Autonomous non-profit organization of higher education «International Banking Institute named after Anatoly Sobchak» (Saint Petersburg, Russia). Address: 191023, Nevsky prospect, 60, Saint Petersburg, Russia, e-mail: sigovamv@ibispb.ru

Anna Vasilievna ZATEVAKHINA, Doctor of Economic Sciences, Associate Professor

First Vice-Rector, Autonomous non-profit organization of higher education «International Banking Institute named after Anatoly Sobchak» (Saint Petersburg, Russia). Address: 191023, Nevsky prospect, 60, Saint Petersburg, Russia, e-mail: zatevakhina@ibispb.ru

Semen Yuryevich BOGATYREV, Doctor of Economic Sciences, Associate Professor

Professor, Autonomous non-profit organization of higher education «International Banking Institute named after Anatoly Sobchak» (Saint Petersburg, Russia). Address: 191023, Nevsky prospect, 60, Saint Petersburg, Russia, e-mail: sbogatyrev@ibispb.ru

Abstract

The purpose of the study is to provide a scientific substantiation and systematization of the concept of digital ecology and green artificial intelligence as a direction of sustainable development of the digital economy, as well as to develop an approach to assessing the impact of environmental AI indicators on the market value of equity of high-technology companies.

Methods

The methodological basis of the study consists of systemic, comparative-analytical, institutional and value-based approaches. The research uses methods of analysis and synthesis of scientific literature on Green AI, comparative analysis of corporate environmental reporting of technology companies, classification of digital ecology indicators, expert-analytical interpretation of ESG and climate factors, as well as financial modeling methods. To assess the impact of green AI on

company value, the discounted cash flow method is applied, supplemented by an analysis of factors affecting revenue, operating expenses, capital expenditures and the discount rate.

Results

Based on the study, it is shown that green artificial intelligence emerged as a response to the growth of computational costs in machine learning and to the need to move from evaluating models solely by accuracy to a comprehensive assessment of their resource efficiency. The key groups of digital ecology indicators are identified: operational metrics, including energy consumption, PUE, utilization of computing capacity and energy per request; environmental metrics, including CO₂ equivalent, water footprint, resource depletion and the share of low-carbon electricity; and useful-effect metrics that characterize the contribution of AI to reducing emissions and improving the efficiency of energy, transport, industry and environmental monitoring.

Global green AI practices are summarized, including energy-efficient models, data center optimization, disclosure of environmental indicators and the use of artificial intelligence for climate-related tasks. Russian cases related to tools for assessing the carbon footprint of machine learning and the use of neural networks in environmental monitoring are considered.

Mechanisms for assessing the impact of green AI on the value of a high-technology company are developed through reducing the cost of inference, lowering ESG and regulatory risks, improving technological efficiency and increasing the trust of corporate customers. Using Mistral AI as an example, it is shown that taking environmental factors into account in the discounted cash flow method can change the result of equity valuation by adjusting cash flows, capital expenditures and the cost of equity.

Main conclusions

Digital ecology and green artificial intelligence are moving from the sphere of a declarative ESG agenda into the area of measurable engineering and financial-economic solutions. The environmental footprint of AI is becoming an independent object of management. The practical significance of the results lies in the possibility of using the proposed approach to analyze corporate reporting, assess the effectiveness of measures aimed at reducing the resource intensity of AI and substantiate managerial decisions in the field of sustainable digital development.

Keywords

digital ecology; green artificial intelligence; carbon footprint; energy efficiency; data centers; ESG risks; sustainable development; artificial intelligence; valuation; discounted cash flow; market value; the equity of high-technology companies, regional economy

For citation: Sigova M.V., Zatevakhina A.V., Bogatyrev S.Yu. Digital ecology and green artificial intelligence: concept, assessment methodology, and prospects for sustainable development // *Uchenye zapiski Mezhdunarodnogo bankovskogo instituta* [Proceedings of the International Banking Institute]. 2026. 2 (56). pp. 198-225 (in Russ.). EDN: SCMXGF.

Funding: This research received no external funding.

Введение

Целью исследования является научное обоснование и систематизация концепции цифровой экологии и зеленого искусственного интеллекта как направления устойчивого развития цифровой экономики, а также разработка методического подхода к оценке влияния экологических показателей ИИ на рыночную стоимость собственного капитала высокотехнологичных компаний. Работа направлена на анализ эволюции понятия Green AI (зеленый ИИ), выявление ключевых факторов формирования углеродного, энергетического и водного следа искусственного интеллекта, обобщение международных и российских практик экологизации ИИ-инфраструктуры и определение направлений стоимостной оценки экономической эффективности внедрения зеленого ИИ.

Проведенные исследования цифровой экологии связывают экологические риски искусственного интеллекта с ростом вычислительных затрат машинного обучения, увеличением числа параметров моделей, интенсивностью инференса³⁴ и масштабированием облачной инфраструктуры. В этих условиях зеленый искусственный интеллект становится не только инженерной задачей оптимизации алгоритмов, но и элементом корпоративной стратегии, ESG-отчетности, инвестиционного анализа и стоимостного управления. Особое значение приобретает вопрос о том, каким образом снижение энергии на запрос, уменьшение CO₂-эквивалента, водного следа и капиталоемкости ИИ-инфраструктуры может трансформироваться в повышение рентабельности, снижение стоимости капитала и рост рыночной стоимости компании [1].

Методология и методы исследования. Методологической основой исследования является системный, сравнительно-аналитический, институциональный и стоимостной подход к анализу цифровой экологии и зеленого ИИ. Системный подход использован для рассмотрения искусственного интеллекта как части цифровой, энергетической и экологической инфраструктуры [2]. Сравнительно-аналитический подход – для сопоставления международных и российских практик внедрения Green AI. Институциональный подход – для интерпретации роли ESG-повестки [3], экологической отчетности и регулирования дата-центров; стоимостной подход – для оценки влияния

³⁴ Инференс (от англ. *inference* — логический вывод или применение) — это этап практического использования обученной нейросети или модели машинного обучения.

экологических факторов ИИ на рыночную стоимость собственного капитала высокотехнологичных компаний [5].

В качестве основных методов использованы: анализ и синтез – для обобщения научной литературы о Green AI, устойчивых вычислениях и цифровой экологии [9]. Классификация – для выделения групп показателей экологической эффективности искусственного интеллекта. Сравнительно-структурный анализ – для сопоставления корпоративной экологической отчетности технологических компаний. Экспертно-аналитический метод – для интерпретации влияния ESG- и климатических факторов на инвестиционную привлекательность ИИ-компаний [19]. Финансовое моделирование – для оценки влияния зеленого ИИ на стоимость собственного капитала через денежные потоки, капитальные затраты и ставку дисконтирования [10].

Результаты исследования. Цифровая экология и зеленый искусственный интеллект формируются на пересечении трех направлений влияния: экологизации цифровой инфраструктуры, критики экстенсивного роста вычислений и развития инструментов количественного учета углеродного и ресурсного следа ИИ. В ходе исследования установлено, что современная оценка зеленого ИИ должна включать не только показатели обучения моделей, но и полный жизненный цикл: производство оборудования, эксплуатацию дата-центров, энергопотребление, водопользование, углеродную интенсивность электроэнергии, разработочные эксперименты и массовый инференс [9].

В рамках исследования предложен стоимостной инструментарий учета факторов зеленого ИИ при оценке высокотехнологичных компаний. Установлено, что экологические показатели могут влиять на рыночную стоимость собственного капитала через снижение операционных расходов, уменьшение ESG- и регуляторных рисков, повышение технологической эффективности, рост доверия корпоративных клиентов и изменение инвестиционных мультипликаторов. На примере компании Mistral AI показано, что включение факторов зеленого ИИ в DCF-модель позволяет оценить изменение стоимости собственного капитала за счет корректировки прогнозных денежных потоков, капитальных затрат и ставки дисконтирования [11; 13; 14; 18].

Анализ развития зеленого ИИ в исторической ретроспективе

Истоки цифровой экологии связаны с более ранними направлениями зеленых информационных технологий (Green IT) и устойчивых вычислений

(sustainable computing). Green IT (зеленые информационные технологии) – это практика создания, использования и утилизации вычислительной техники, направленная на минимизацию негативного воздействия на окружающую среду. Цель этой концепции – снижение энергопотребления, углеродного следа и объема электронных отходов [5; 16; 19].

Sustainable computing (устойчивые или «зеленые» вычисления) – это комплексный подход к проектированию, производству, использованию и утилизации вычислительных систем с целью минимизации их негативного воздействия на окружающую среду. Это ИТ-практики, направленные на энергоэффективность, снижение углеродного следа, переработку материалов и продление срока службы устройств.

Еще до бурного развития генеративных моделей машинного обучения обсуждались энергоэффективность серверов, коэффициент PUE центров обработки данных, виртуализация, повторное использование оборудования и переход дата-центров на низкоуглеродную электроэнергию [11; 13; 14; 15].

Коэффициент PUE (Power Usage Effectiveness) – это ключевой показатель энергоэффективности дата-центра (ЦОД), определяющий отношение общего потребления энергии к энергии, затраченной на ИТ-оборудование. Идеальное значение PUE равно 1.0, что означает, что вся энергия расходуется исключительно на серверы. Современные эффективные ЦОД стремятся к значениям $PUE < 1.2–1.3$.

В отношении искусственного интеллекта экологическая проблема стала особенно заметной после распространения глубокого обучения, когда рост качества моделей начал обеспечиваться увеличением числа параметров, объема обучающих данных и числа экспериментов при подборе архитектур и гиперпараметров [2; 4; 12].

В 2019 г. Э. Страбелл, А. Ганеш и Э. Маккаллум опубликовали работу о финансовых и экологических издержках глубокого обучения в обработке естественного языка. Авторы показали, что обучение современных NLP-моделей становится значительным источником затрат, а проведение множества экспериментов и поиск архитектур могут многократно увеличивать углеродный след исследования. Эта работа изменила тон дискуссии: вычислительная мощность стала рассматриваться не только как фактор научного прогресса, но и как ресурс с экологической ценой [2].

В 2020 г. Р. Шварц, Дж. Додж, Н. Смит и О. Эциони предложили термин зеленый искусственный интеллект (Green AI) и противопоставили его логике Red AI (красный ИИ), при которой доминирует стремление к максимальной точности любой ценой. Важный смысл этой концепции заключался не в отказе от сильных моделей, а в необходимости публиковать вычислительные затраты, сравнивать эффективность моделей, вознаграждать компактные решения и делать воспроизводимую науку доступной не только крупнейшим лабораториям. Следующим этапом стали методики измерения: в 2020-2021 гг. появились Carbontracker, Green Algorithms, CodeCarbon и другие инструменты, позволяющие оценивать энергопотребление и выбросы вычислительных экспериментов [1; 3; 9; 10].

Таким образом, понятие «зеленого ИИ» сформировалось на стыке трех линий: экологизации цифровой инфраструктуры, критики экстенсивного масштабирования моделей и появления инструментов количественного учета вычислительного следа. В отличие от общих деклараций об устойчивом развитии, Green AI сделал предмет измерения конкретный эксперимент, конкретный сервер, конкретную модель и конкретную географию вычислений [1; 2; 3; 5; 19].

Современное состояние зеленого ИИ

Современная ситуация характеризуется двойным движением. С одной стороны, ИИ становится все более ресурсоемким. Международное энергетическое агентство в докладе Energy and AI оценивает, что глобальное потребление электроэнергии дата-центрами может увеличиться примерно с 415 ТВт·ч в 2026 г. до 945 ТВт·ч к 2030 г., то есть более чем удвоиться и составить чуть менее 3% мирового спроса на электроэнергию. ИИ называется одним из главных драйверов этого роста наряду с другими цифровыми сервисами. Это означает, что экологическая тема ИИ вышла за пределы академической дискуссии и стала вопросом энергетической политики, планирования сетей, водопользования и промышленного строительства [11; 13; 14; 15].

С другой стороны, именно рост затрат сделал рынок и научное сообщество более чувствительными к эффективности. Публикации последних лет показывают, что экологический след зависит не только от размера модели, но и от места обучения, углеродной интенсивности электроэнергии, типа процессоров, загрузки оборудования, охлаждения, длительности разработки и повторного использования обученных моделей. Так, оценка жизненного цикла

модели BLOOM с 176 млрд параметров показала около 24,7 т CO₂-экв. при учете только динамического энергопотребления финального обучения и около 50,5 т CO₂-экв. при более широком учете оборудования и операционных процессов. CO₂-экв. – это мера воздействия парниковых газов на климат, равная по парниковому эффекту выбросу чистого углекислого газа. Эта цифра важна тем, что демонстрирует: результат меняется в зависимости от границ расчета [3; 4; 12; 13].

Новое направление анализа связано с переходом от оценки только обучения к оценке полного жизненного цикла. В 2025 г. Mistral AI опубликовала жизненный цикл модели Mistral Large 2, проведенный совместно с Carbone 4 и ADEME. Для типового ответа объемом около 400 токенов была раскрыта оценка 1,14 г CO₂-экв. и 45 мл воды на запрос; за 18 месяцев жизненного цикла модели сообщались десятки килотонн CO₂-экв. и сотни тысяч кубометров воды. Даже если отдельный запрос выглядит малозначительным, миллиарды запросов превращают инференс в самостоятельный объект экологического управления [12; 13; 15].

Корпоративная отчетность крупнейших технологических компаний также показывает сложность перехода к «зеленому» ИИ. Google сообщила, что совокупные выбросы парниковых газов выросли на 13% год к году, главным образом из-за энергопотребления дата-центров и цепочек поставок. Microsoft указала, что суммарные выбросы по Scope 1-3 выросли на 29,1% по сравнению с базовым годом; основной проблемой остаются косвенные выбросы Scope 3, связанные в том числе со строительством новых дата-центров и embodied carbon материалов. Эти данные не отменяют инвестиций компаний в Возобновляемые источники энергии (ВИЭ), но показывают, что зеленый ИИ не сводится к покупке «чистой» электроэнергии: нужно учитывать строительство, оборудование, цепочки поставок и реальный рост спроса [13; 14; 15].

С аналитической точки зрения сформировались три группы показателей.

Первая группа – операционные метрики: потребленная электроэнергия, PUE, загрузка процессоров, время обучения, энергия на один запрос.

Вторая – экологические метрики: CO₂-экв., водный след (общий объем пресной воды, затрачиваемой на производство товаров и услуг, которые потребляет человек, предприятие или целая страна), ресурсное истощение, доля низкоуглеродной электроэнергии [13; 15].

Третья – метрики полезного эффекта: сколько энергии или выбросов удалось сократить за счет применения ИИ в транспорте, промышленности, энергетике или природоохранном мониторинге. Именно баланс между следом ИИ и эффектом от ИИ становится ядром цифровой экологии [6; 7; 8; 17; 18].

Современные тенденции развития зеленого ИИ в мире и в России

В мире повестку зеленого ИИ формируют несколько групп участников. Во-первых, академические центры и исследовательские лаборатории: University of Washington, Allen Institute for AI, Hugging Face, Mila, Inria, университеты Европы и Северной Америки. Они развивают методы оценки углеродного следа, публикуют систематические обзоры Green AI, разрабатывают инструменты CodeCarbon, Carbontracker, Green Algorithms и методики отчетности [19].

Во-вторых, международные организации – IEA, OECD, UNESCO, WEF, IRENA – связывают ИИ с энергопереходом, регулированием дата-центров и климатической политикой.

IEA (International Energy Agency) – Международное энергетическое агентство: Организация, которая изучает ситуацию в нефтяной, газовой и энергетической сферах, а также занимается вопросами энергетической безопасности и перехода к чистой энергии.

OECD (Organization for Economic Cooperation and Development) – Организация экономического сотрудничества и развития: Клуб развитых стран (часто называют «клубом богатых стран»), который разрабатывает принципы экономического развития, анализирует социальную политику и улучшает условия жизни.

UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization) – Организация Объединенных Наций по вопросам образования, науки и культуры: Учреждение ООН, занимающееся международным сотрудничеством в сфере образования, науки, культуры, коммуникаций и защиты всемирного наследия.

WEF (World Economic Forum) – Всемирный экономический форум: Швейцарская неправительственная организация, наиболее известная ежегодными встречами в Давосе, где лидеры бизнеса, политики и общественности обсуждают глобальные проблемы.

IRENA (International Renewable Energy Agency) – Международное агентство по возобновляемым источникам энергии: Межправительственная организация, содействующая переходу к использованию возобновляемых источников энергии (солнце, ветер, гидроэнергетика и др.).

В-третьих, крупные технологические компании – Google, Microsoft, Amazon, Mistral AI, NVIDIA и облачные провайдеры - вынуждены одновременно наращивать вычислительную инфраструктуру и раскрывать экологические показатели [11; 13; 14; 15].

Содержательно мировые практики можно разделить на четыре направления.

Первое – энергоэффективные модели: дистилляция знаний, квантование, pruning (оптимизация нейросетей), sparse-модели, Mixture-of-Experts, выбор меньшей модели под задачу, повторное использование базовых моделей (foundation models) вместо обучения с нуля [1; 3; 5; 19].

Второе – экологичная инфраструктура: размещение вычислений в регионах с низкоуглеродной электроэнергией, оптимизация охлаждения, повышение загрузки оборудования, рекуперация тепла, закупка возобновляемых источников энергии (ВИЭ) и долгосрочные PPA [11; 13; 14; 15].

Третье – прозрачная отчетность: публикация энергии обучения, выбросов, водного следа и методологии расчета [3; 9; 10; 14].

Четвертое – применение ИИ для климатических задач: прогнозирование генерации ВИЭ, управление сетями, оптимизация логистики, обнаружение утечек метана, мониторинг лесов, пожаров, биоразнообразия и отходов [6; 7; 8; 17; 18].

В России тема развивается менее институционализированно, но уже имеет практические кейсы. Сбер и Институт AIRI в 2022 г. представили открытое решение esco2AI для оценки углеродного следа моделей машинного обучения; библиотека рассчитывает энергопотребление и эквивалентные выбросы CO₂ с учетом региональных факторов. Это важный пример именно российского вклада в инструментальную базу Green AI. В 2025 г. Сбер также представил ИИ-систему Verda для восстановления земель, ориентированную на анализ деградированных территорий и поддержку природоохранных решений.

Другой российский блок связан с экологическим мониторингом. Yandex Cloud, Школа анализа данных Яндекса, ДВФУ и природоохранные партнеры развивают проект «Чистый берег»: нейросеть анализирует аэрофотоснимки побережий, классифицирует отходы по типам и помогает волонтерам планировать уборку. По опубликованным данным, проект помог обработать и убрать около 50 км побережий, а точность классификации отходов превышает 80%. Такие кейсы показывают, что цифровая экология в России чаще

проявляется не как «зеленая инфраструктура ИИ», а как прикладной ИИ для решения природоохранных задач.

Отдельно следует отметить российские компании, работающие над энергоэффективными алгоритмами распознавания документов, компьютерного зрения и edge-AI. Для них экологичность часто выступает не как ESG-декларация, а как экономический параметр: модель должна быстрее работать на обычном оборудовании, меньше потреблять память, дешевле масштабироваться и не требовать постоянного обращения к облаку. Это особенно важно для промышленности, банков, транспорта и государственного сектора, где массовое внедрение ИИ делает даже небольшую экономию энергии и вычислительных ресурсов существенной [1; 16; 19].

Направления повышения эффективности применения ИИ на основе экологического регулирования

Первый конкретный результат зеленого ИИ – появление культуры измерения. Если ранее статья о модели могла сообщать только точность на бенчмарке, то теперь все чаще указываются число GPU-часов, тип оборудования, энергопотребление, местоположение дата-центра и приблизительные выбросы. GPU-час – это единица измерения времени активной работы графического процессора (GPU), используемая для тарификации облачных вычислений, рендеринга или ИИ-обучения. Она означает, что сколько GPU-процессор работал на вас, что позволяет платить только за фактическое время использования мощности. Это повышает воспроизводимость исследований и делает научную конкуренцию более честной: компактная модель, дающая близкое качество при меньших затратах, получает самостоятельную ценность. Для университетов и малых лабораторий это особенно важно, поскольку снижает зависимость науки от сверхкрупных вычислительных бюджетов [3; 5; 9; 10].

Второй результат – развитие инструментов учета. Carbontracker прогнозирует и измеряет углеродный след обучения моделей, CodeCarbon позволяет интегрировать оценку выбросов в Python-проекты, Green Algorithms дает универсальную методику расчета для вычислительных задач, а eco2AI адаптирует подход к региональному учету выбросов. Наличие таких инструментов меняет управленческую практику: можно сравнивать варианты обучения, переносить вычисления во время и место с более чистой

электроэнергией, прекращать неэффективные эксперименты, выбирать меньшие модели и делать экологический показатель частью MLOps [3; 9; 10].

Третий результат – технологическая оптимизация. В индустрии стали массовыми методы компрессии и ускорения моделей: квантование до 8, 4 и даже меньшего числа бит, дистилляция больших моделей в компактные, использование специализированных ускорителей, кеширование ответов и RAG-подход, позволяющий не дообучать гигантскую модель ради каждой предметной области. В практическом смысле это означает переход от самой мощной модели к достаточной модели для конкретных задач. Для цифровой экологии это принципиально: избыточная модель для простой операции столь же нерациональна, как грузовик для перевозки одного письма [1; 5; 19].

Четвертый результат – прикладная экологическая польза. ИИ уже применяется для прогнозирования погоды и опасных явлений, оптимизации маршрутов транспорта, управления энергопотреблением зданий, предиктивного обслуживания промышленного оборудования, анализа спутниковых снимков, мониторинга лесных пожаров и незаконных вырубок, сортировки отходов и оценки биоразнообразия. Google, например, сообщает, что функция топливоэффективных маршрутов в Google Maps в 2024 г. способствовала сокращению выбросов более чем на 2,7 млн т CO₂-экв. Подобные оценки требуют осторожности, но они показывают, что ИИ может быть не только источником экологического следа, но и инструментом снижения выбросов в других секторах [6; 7; 8; 17; 18].

Пятый результат – переход к жизненному циклу. Наиболее зрелые исследования больше не ограничиваются энергозатратами по финальному обучению. Они учитывают производство серверов и чипов, строительство дата-центров, цепочки поставок, воду, ресурсное истощение, разработочные эксперименты до финального запуска и эксплуатацию модели после публикации. Такой подход делает видимыми скрытые издержки: например, «затраченный углерод» оборудования (embodied carbon – суммарный объем выбросов парниковых газов, образующихся при создании, транспортировке, строительстве, обслуживании и утилизации материалов и зданий) или водный след охлаждения могут оказаться существенными даже при низкоуглеродной электроэнергии. Именно поэтому цифровая экология постепенно сближается с методологией LCA, экологическим аудитом и ESG-отчетностью [4; 12; 13; 15].

Методология LCA (Life Cycle Assessment, Оценка жизненного цикла) – это стандартизированный научный метод (ISO 14040/14044) для анализа экологического воздействия продукта, услуги или процесса на всех этапах их существования: от добычи сырья («от колыбели») до утилизации или переработки («до захоронения отходов») [3; 4; 10; 13].

Перспективы развития

В ближайшие годы зеленый ИИ будет развиваться не как отдельное направление, а как обязательная сфера цифровой политики. Первая перспектива – стандартизация отчетности. Вероятно, для крупных моделей будут закрепляться требования раскрывать методику оценки: где обучалась модель, сколько энергии было потреблено, какая углеродная интенсивность использовалась, как учитывались оборудование, вода и инференс. Инференс (inference) – это процесс использования обученной модели машинного обучения или нейросети для обработки реальных, новых данных и получения прогнозов, решений или выводов. Это практическая стадия «жизни» ИИ, следующая после обучения, где модель применяет усвоенные знания. Без такой стандартизации сравнение экологичности моделей остается неточным и может превращаться в маркетинг [3; 9; 10; 14].

Вторая перспектива – энергоориентированное проектирование моделей. Разработчики будут все чаще начинать не с максимального размера, а с ограничения по бюджету энергии, задержке, стоимости запроса и экологическому следу. Это особенно важно для массовых сервисов, где миллионы запросов в день делают инференс главным источником затрат. Возрастет роль малых языковых моделей, специализированных моделей, локального и инференса на устройствах, а также гибридных систем, где большая модель включается только тогда, когда меньшей недостаточно [1; 5; 19].

Третья перспектива – связь ИИ с энергетическим переходом. Дата-центры становятся крупными потребителями электроэнергии, поэтому их размещение, подключение к сетям, использование аккумуляторов, тепла и ВИЭ будут влиять на региональную энергетику. При неблагоприятном сценарии ИИ увеличит нагрузку на ископаемую генерацию; при благоприятном – станет крупным якорным спросом для низкоуглеродной энергетики, накопителей и умных сетей. Поэтому вопрос зеленого ИИ фактически превращается в вопрос координации цифровой и энергетической инфраструктуры [11; 13; 14; 15].

Для России перспективы связаны с тремя направлениями. Во-первых, необходимо развивать национальные методики оценки углеродного следа вычислений с учетом региональной структуры генерации и российского оборудования. Во-вторых, нужно поддерживать прикладные экологические проекты: мониторинг пожаров, отходов, воды, воздуха, деградации земель, промышленного загрязнения. В-третьих, важно формировать культуру публикации энергоэффективности моделей в научных статьях и корпоративных отчетах. Российские решения вроде eco2AI, проектов Сбера и Яндекса могут стать основой для более широкой практики, если будут сопровождаться открытой методологией и сопоставимыми метриками [3; 9; 10; 16].

Совершенствование методов оценки рыночной стоимости ИИ компаний при внедрении зеленого ИИ

Показатели зеленого ИИ влияют на рыночную стоимость собственного капитала компании через изменение следующих параметров, входящих в метод дисконтированных потоков: выручку, расходы, риски, ставку дисконтирования. При подборе мультипликаторов сравнительного подхода они оказывают влияние на инвестиционную привлекательность [11; 13; 14; 18].

Рыночная стоимость собственного капитала компании высокотехнологичной компании, использующей ИИ рассчитывается по формуле дисконтирования стоимости будущих денежных потоков:

$$\text{Value} = \sum_{t=1}^n \text{FCFE}_t / (1 + r_e)^t, (1)$$

где Value – рыночная стоимость собственного капитала; FCFE_t – чистый денежный поток на собственный капитал; r_e – стоимость собственного капитала.

Показатели зеленого ИИ влияют на обе части формулы: во-первых, на денежные потоки – через расходы на электроэнергию, воду, дата-центры, оборудование, углеродные платежи, штрафы и эффективность моделей; во-вторых, на ставку дисконтирования – через ESG-риск, климатический риск, репутационный риск, регуляторный риск и восприятие инвесторами устойчивости бизнес-модели. Иными словами, зеленый ИИ повышает стоимость компании тогда, когда он снижает ресурсную емкость ИИ-бизнеса и делает будущие денежные потоки более устойчивыми. Для ИИ-компаний энергопотребление становится одной из ключевых статей затрат. Чем ниже энергия на обучение модели и на один запрос, тем ниже себестоимость ИИ-сервиса. Поэтому такие показатели, как затраты кВт·ч на обучение модели, г

CO₂-экв. на один запрос, мл воды на один запрос, стоимость инференса, PUE дата-центра, загрузка GPU/TPU могут прямо влиять на прибыльность. Например, Mistral AI раскрыла показатели жизненного цикла модели Mistral Large 2: 20,4 тыс. т CO₂ – экв., 281 тыс. м³ воды и 660 кг Sb eq за 18 месяцев жизненного цикла, а также 1,14 г CO₂-экв. и 45 мл воды на один ответ около 400 токенов. Для инвестора такие данные важны не только как экологическая информация, но и как косвенный индикатор эффективности ИИ-инфраструктуры и будущей себестоимости масштабирования модели [11; 13; 14; 15; 18].

Компании с лучшими ESG-показателями и более прозрачной экологической отчетностью часто воспринимаются рынком как менее рискованные. Исследования показывают связь между ESG-показателями и более низкой стоимостью капитала. Также есть данные, что более высокие углеродные выбросы могут повышать специфический риск компании и стоимость капитала как на долговом, так и на акционерном рынке. Для ИИ-компаний это означает следующее – формула 2 для расчета стоимости собственного капитала с учетом экологических факторов [14; 18]:

$$r_e = r_f + \beta \times ERP + CRP_AI/ESG, (2)$$

где r_e - стоимость собственного капитала; r_f – безрисковая ставка; β – коэффициент бэта, мера систематического риска; ERP – рыночная премия; CRP_AI/ESG – премия за климатический, энергетический и регуляторный риск.

К формуле Шарпа модели оценки капитальных активов делается корректировка на экологичность компании. Если компания показывает, что ее ИИ-модели энергоэффективны, дата-центры используют низкоуглеродную энергию, а экологические показатели раскрываются прозрачно, инвесторы могут закладывать меньшую риск-премию. Это увеличивает текущую стоимость будущих денежных потоков [13; 14; 18].

Если ИИ-компания быстро растет, но одновременно увеличивает энергопотребление, водный след и выбросы, рынок может начать воспринимать ее рост как более рискованный. Это особенно важно для Google и Microsoft: обе компании активно инвестируют в ИИ-инфраструктуру, но рост дата-центров усиливает нагрузку на экологические цели. По оценкам Международного энергетического агентства, глобальные инвестиции в дата-центры почти удвоились с 2022 г. и достигли около 500 млрд долл. в 2024 г. Это сопровождается растущими опасениями по поводу спроса на электроэнергию. В

таких условиях экологические показатели ИИ становятся для инвесторов не второстепенным ESG-фактором, а показателем будущей устойчивости капитальных затрат. Для компаний в сфере ИИ риск заключается в том, что ИИ-бум может привести к росту капитальных затрат на дата-центры, расходов на электроэнергию, расходов на охлаждение и воду, выбросов score 2 и score 3, давления со стороны регуляторов и инвесторов, риска невыполнения климатических обещаний. Если рынок считает, что экологические ограничения будут мешать масштабированию ИИ-бизнеса, это может снижать мультипликаторы компании [11; 13; 14; 15].

Зеленый ИИ может повышать стоимость собственного капитала не только через снижение рисков, но и через создание конкурентного преимущества. Компания получает премию к оценке ее рыночной стоимости, если она способна обучать модели дешевле конкурентов, использовать меньшие модели без потери качества, снижать стоимость одного запроса, уменьшать зависимость от дефицитных GPU, использовать энергоэффективные чипы, масштабировать ИИ-сервисы без пропорционального роста затрат. Для рынка это означает более высокую ожидаемую маржу. Такая компания может получить более высокий мультипликатор Стоимость компании/Выручка (EV/Revenue) или Цена/Прибыль (P/E), потому что ее рост выглядит менее капиталоемким [1; 16; 18; 19].

Крупные корпоративные клиенты все чаще оценивают поставщиков ИИ не только по функциональности, но и по соответствию ESG-политикам. Банки, промышленные компании, государственные структуры и международные корпорации могут предпочитать ИИ-поставщиков, которые раскрывают экологический след моделей. При оценке рыночной стоимости компании Mistral AI это особенно важно: публикация LCA модели делает компанию более прозрачной и может усиливать доверие со стороны европейских клиентов, для которых экологическое регулирование и соответствие ESG-нормам имеют высокое значение [14; 16; 18].

Если государство вводит требования к энергоэффективности дата-центров, углеродной отчетности или водопотреблению, компании с плохими зелеными ИИ-показателями получают дополнительные издержки. Компании, которые заранее измеряют и оптимизируют ИИ-след, получают преимущество. Регуляторный риск особенно существенен для компаний, работающих в ЕС и США, где климатическая отчетность, энергоэффективность дата-центров и

раскрытие ESG-рисков становятся все более важными для инвесторов и надзорных органов [13; 14; 15; 16].

На основании вышеизложенного в исследовании влияния на рыночную стоимость факторов зеленого ИИ создана следующая модель оценки влияния на рыночную стоимость – формула 3.

$$\text{Market Cap} = f(\text{Revenue, EBITDA, Capex, RD, AI Energy, CO}_2, \text{Water, ESG, Growth}), (3)$$

где Market Cap – рыночная капитализация; Revenue – выручка; EBITDA – прибыль до уплаты процентов налогов амортизации; Capex – капитальные вложения; RD – затраты на научные разработки; AI Energy, CO₂, Water, ESG – показатели зеленого ИИ; Growth – темп прироста денежного потока.

Модель оценки влияния факторов зеленого ИИ на рыночную стоимость при оценке сравнительным подходом – формула 4:

$$P/BV = \alpha + \beta_1 ROE + \beta_2 \text{Growth} + \beta_3 \text{ESG} + \beta_4 \text{CO}_2 \text{AI} + \beta_5 \text{EnergyAI} + \beta_6 \text{CapexAI} + \varepsilon, (4)$$

где P/BV – мультипликатор цена/балансовая стоимость; α – постоянный коэффициент; β – поправочные коэффициенты регрессии; ROE – рентабельность собственного капитала; Growth – темп прироста денежного потока; ESG, CO₂AI, EnergyAI, CapexAI – показатели зеленого ИИ; ε – поправочный коэффициент.

Направления влияния параметров модели на рыночную стоимость представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Оценка влияния параметров модели на рыночную стоимость – направление влияния

Показатель	Направление влияния на стоимость
Рост ИИ-выручки	положительное
Снижение энергии на запрос	положительное
Снижение CO ₂ на запрос	положительное
Прозрачная LCA-отчетность	положительное
Рост Score 2 и Score 3 выбросов	отрицательное
Рост водного следа	отрицательное
Рост AI-Сарех без роста маржи	отрицательное
Использование ВИЭ	положительное

Показатель	Направление влияния на стоимость
Энергоэффективные чипы	положительное
Высокий PUE дата-центров	отрицательное

Источник: составлено авторами.

На основании построенной авторской концепции можно сделать вывод о том, что показатели зеленого ИИ влияют на рыночную стоимость собственного капитала ИИ-компаний по трем основным направлениям [11; 13; 14; 18]:

- операционное влияние: чем меньше энергия, вода и инфраструктурные затраты на ИИ, тем выше возможная рентабельность деятельности компании, выше стоимость;
- влияние через риски: чем выше выбросы, энергозависимость и непрозрачность, тем выше стоимость капитала и ниже оценка компании;
- стратегическое влияние: зеленый ИИ становится признаком технологической зрелости компании. Инвестор видит не просто экологичность, а способность масштабировать ИИ-бизнес без чрезмерного роста затрат, конфликтов с регуляторами и ухудшения ESG-профиля.

Таким образом, зеленый ИИ можно рассматривать как фактор роста стоимости собственного капитала, если экологические показатели сопровождаются реальной экономией ресурсов, прозрачной отчетностью и устойчивой бизнес-моделью [16; 18; 19].

Оценка экономической эффективности мероприятий по цифровой экологии высокотехнологичных компаний по росту рыночной стоимости их собственного капитала

Оценка рыночной стоимости собственного капитала высокотехнологичных компаний производится на основании специальных показателей зеленого искусственного интеллекта и традиционной финансовой отчетности, которая является основой для применения технологий стоимостной оценки. Проведем оценку собственного капитала высокотехнологичной компании Mistral AI. Основа оценки – экологическая отчетность (см. таблицу 2) [11; 13; 14; 18].

Таблица 2 – Экологическая отчетность по зеленому ИИ компании Mistral AI

Показатель	Значение	Единица
Выбросы парниковых газов	20,4	ktCO ₂ e
Потребление воды	281000	м ³
Истощение ресурсов	660	kg Sb eq
CO ₂ на 1 ответ Le Chat	1,14	gCO ₂ e
Вода на 1 ответ Le Chat	45	mL
Ресурсы на 1 ответ Le Chat	0,16	mg Sb eq

Источник: Сайт компании Мистраль. URL: <https://mistral.ai/news/our-contribution-to-a-global-environmental-standard-for-ai>. (дата обращения 24.05.2026).

В своей отчетности Mistral AI раскрывает агрегированные данные LCA. Mistral AI – непубличная компания, поэтому у нее нет биржевой капитализации. Оценка рыночной стоимости собственного капитала по последним исследованиям была сделана в конце 2025 года, опубликована на сайте компании и составляет 11,7 млрд евро [12; 13; 15].

Последние действия, повлиявшие на рыночную стоимость: Mistral AI привлекла 1,7 млрд евро, ASML вложила 1,3 млрд евро и получила около 11% капитала и стала крупнейшим акционером.³⁵

В модели Green AI влияет через четыре параметра:

- снижение ставки дисконтирования на 0,25 п.п. за счет меньшего ESG- и регуляторного риска;
- небольшой прирост выручки за счет спроса корпоративных клиентов на экологически прозрачные ИИ-решения;
- рост EBITDA MARGIN за счет энергоэффективности инференса;
- снижение CAPEX/REVENUE за счет меньшей вычислительной нагрузки на единицу выручки.

Экологические исходные данные взяты из отчета Mistral AI по LCA Mistral Large 2: компания раскрыла показатели CO₂-экв., водного следа и ресурсного истощения, включая оценку 1,14 г CO₂-экв. и 45 мл воды на ответ Le Chat примерно на 400 токенов. Исходные данные представлены в таблице 3 [12; 13; 15].

³⁵Нидерландская ASML стала крупнейшим инвестором французского Mistral AI. URL: <https://www.forbes.ru/tekhnologii/545456-niderlandskaa-asml-stala-krupnejsim-investorom-francuzskogo-mistral-ai>

Таблица 3 – Исходные параметры модели оценки стоимости

Параметр	Базовый сценарий	Green AI сценарий	Комментарий
Базовый год	2026	2026	Начало прогноза
Выручка в 2026 г., € млрд	0,37	0,37	Оценка на основе публичных данных
Денежные средства после Series C, € млрд	1,7	1,7	Допущения в расчетах - долг не моделируется
Ставка дисконтирования	0,158	0,155	База оценки €11.7 млрд. Green AI снижает риск-премию на 0.25 п.п.
Терминальный рост	0,03	0,03	Долгосрочный устойчивый темп роста
Налоговая ставка	0,25	0,25	Предположение для зрелой стадии
D&A, % от выручки	0,04	0,04	Оценочное допущение
Изменение собственного оборотного капитала (NWC), % от прироста выручки	0,02	0,02	Оценочное допущение

Источник: расчеты авторов.

Далее проводится оценка стоимости собственного капитала компании без учета влияния зеленых факторов ИИ – таблица 4.

Таблица 4 – Расчет стоимости собственного капитала компании Mistral AI методом дисконтированных денежных потоков без влияния зеленых факторов ИИ, млрд евро

Показатель	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
Рост выручки, %		1,2	0,9	0,7	0,55	0,45	0,35	0,28	0,22	0,18
Выручка	0,37	0,814	1,5466	2,6292	4,0753	5,9092	7,9774	10,211	12,457	14,7
Рентабельность по EBITDA, %	-0,1	0,05	0,15	0,22	0,28	0,32	0,35	0,37	0,39	0,4
EBITDA	-0,037	0,0407	0,232	0,5784	1,1411	1,8909	2,7921	3,7781	4,8584	5,8799
Амортизация (D&A), % выручки	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
Амортизация (D&A)	0,0148	0,03256	0,0619	0,1052	0,163	0,2364	0,3191	0,4084	0,4983	0,588
EBIT	-0,0518	0,00814	0,1701	0,4733	0,9781	1,6546	2,473	3,3696	4,3601	5,2919
Налог	0	0,00204	0,0425	0,1183	0,2445	0,4136	0,6182	0,8424	1,09	1,323
NOPAT	-0,0518	0,00611	0,1276	0,3549	0,7336	1,2409	1,8547	2,5272	3,2701	3,969
Сарех, % выручки	0,22	0,18	0,15	0,12	0,1	0,09	0,08	0,07	0,06	0,06
Сарех	0,0814	0,14652	0,232	0,3155	0,4075	0,5318	0,6382	0,7148	0,7474	0,882
Изменение собственного оборотного капитала (NWC)	0,0074	0,00888	0,0147	0,0217	0,0289	0,0367	0,0414	0,0447	0,0449	0,0448
Чистый денежный поток (FCF)	-0,1258	-0,1167	-0,057	0,123	0,4601	0,9088	1,4943	2,1762	2,976	3,6301
Дисконт-фактор	0,8635	0,74563	0,6438	0,556	0,4801	0,4145	0,358	0,3091	0,2669	0,2305
Дисконтированная стоимость чистых денежных потоков (PV FCF)	-0,1086	-0,087	-0,037	0,0684	0,2209	0,3767	0,5349	0,6727	0,7943	0,8366
Терминальная стоимость										29,193
Дисконтированная терминальная стоимость										6,728
Стоимость всего инвестированного капитала										10
Денежные средства										1,7
Стоимость собственного капитала										11,7

Источник: расчеты авторов.

На следующем этапе проводится оценка стоимости собственного капитала компании с учетом влияния зеленых факторов ИИ, Green AI сценарий – таблица 5.

Таблица 5 – Расчет стоимости собственного капитала компании Mistral AI методом дисконтированных денежных потоков Green AI сценарий, млрд евро

Показатель	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
Рост выручки, %		1,2	0,905	0,705	0,555	0,455	0,355	0,285	0,225	0,185
Выручка	0,37	0,814	1,5507	2,6439	4,1113	5,9819	8,1054	10,415	12,759	15,119
Рентабельность по EBITDA, %	-0,1	0,052	0,155	0,228	0,287	0,328	0,357	0,377	0,397	0,407
EBITDA	-0,037	0,04233	0,2404	0,6028	1,1799	1,9621	2,8936	3,9266	5,0653	6,1536
Амортизация (D&A), % выручки	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
Амортизация (D&A)	0,0148	0,03256	0,062	0,1058	0,1645	0,2393	0,3242	0,4166	0,5104	0,6048
EBIT	-0,0518	0,00977	0,1783	0,4971	1,0155	1,7228	2,5694	3,51	4,555	5,5488
Налог	0	0,00244	0,0446	0,1243	0,2539	0,4307	0,6424	0,8775	1,1387	1,3872
NOPAT	-0,0518	0,00733	0,1337	0,3728	0,7616	1,2921	1,9271	2,6325	3,4162	4,1616
Сарех, % выручки	0,22	0,178	0,148	0,118	0,098	0,088	0,078	0,068	0,058	0,058
Сарех	0,0814	0,14489	0,2295	0,312	0,4029	0,5264	0,6322	0,7083	0,74	0,8769
Изменение собственного оборотного капитала (NWC)	0,0074	0,00888	0,0147	0,0219	0,0293	0,0374	0,0425	0,0462	0,0469	0,0472
Чистый денежный поток (FCF)	-0,1258	-0,1139	-0,048	0,1447	0,4938	0,9675	1,5766	2,2947	3,1397	3,8423
Дисконт-фактор	0,865366091	0,74886	0,648	0,5608	0,4853	0,42	0,3634	0,3145	0,2721	0,2355
Дисконтированная стоимость чистых денежных потоков (PV FCF)	-0,108863054	-0,0853	-0,031	0,0811	0,2396	0,4063	0,573	0,7216	0,8544	0,9049
Терминальная стоимость										31,514
Дисконтированная терминальная стоимость										7,4216
Стоимость всего инвестированного капитала										10,977
Денежные средства										1,7
Стоимость собственного капитала										12,677

Источник: расчеты авторов.

Mistral AI уже фактически начала внедрять элементы зеленого ИИ: в 2025 г. компания раскрыла экологическую оценку жизненного цикла Mistral Large 2. По данным компании, за 18 месяцев модель дала 20,4 тыс. т CO₂-экв., 281 тыс. м³ воды и 660 кг Sb eq, а один ответ Le Chat примерно на 400 токенов оценивается в 1,14 г CO₂-экв. и 45 мл воды. Эти показатели важны для оценки не только экологической ответственности, но и экономической эффективности масштабирования ИИ-сервисов. Основные параметры влияния на стоимость: [12; 13; 15; 18]

- снижение себестоимости инференса: меньше энергии и воды на запрос означает потенциально более высокую маржу ИИ-сервисов;
- снижение ESG- и регуляторного риска: прозрачная LCA-отчетность повышает доверие европейских клиентов и инвесторов;
- премия за технологическую эффективность: инвесторы могут оценивать Mistral AI выше, если компания докажет, что ее модели дешевле масштабировать;
- рост корпоративного спроса: банки, промышленность, государственный сектор и международные клиенты могут предпочитать ИИ-поставщиков с измеримым экологическим следом.

Сценарные оценки представлены в таблице 6.

Таблица 6 – Результаты расчетов влияния зеленого ИИ на рыночную стоимость ИИ-компаний

Сценарий	Описание сценария	Числовая оценка эффекта	Влияние на рыночную стоимость собственного капитала Mistral AI
Консервативный	Зеленый ИИ улучшает отчетность, но почти не влияет на выручку и маржу	+2%	11,93 млрд евро
Базовый	Экологическая эффективность снижает издержки, повышает доверие клиентов и уменьшает ESG-риск	+5%	12,29 млрд евро
Оптимистичный	Mistral становится отраслевым стандартом прозрачного и энергоэффективного ИИ в Европе	+10%	12,87 млрд евро

Сценарий	Описание сценария	Числовая оценка эффекта	Влияние на рыночную стоимость собственного капитала Mistral AI
Сильный стратегический эффект	Зеленый ИИ помогает выиграть крупных корпоративных и государственных клиентов	+15%	13,46 млрд евро

Источник: расчеты авторов.

Произведенные расчеты позволяют оценить изменения собственного капитала ИИ-компании при внедрении зеленого ИИ в условиях реализации рассмотренных выше сценариев (см. таблицу 7).

Таблица 7 – Изменение собственного капитала ИИ-компании при внедрении зеленого ИИ

Сценарий	Прирост стоимости собственного капитала Mistral AI
+2%	+234 млн евро
+5%	+585 млн евро
+10%	+1,17 млрд евро
+15%	+1,76 млрд евро

Источник: расчеты авторов.

Выводы

При текущей оценке 11,7 млрд евро внедрение зеленого ИИ может увеличить рыночную стоимость собственного капитала Mistral AI ориентировочно до 12,3 млрд евро в базовом сценарии, то есть примерно на 585 млн евро. В оптимистичном сценарии, если Mistral AI закрепит статус европейского лидера по прозрачной экологической отчетности ИИ-моделей и сможет монетизировать это через корпоративные контракты, оценка может вырасти до 12,9–13,5 млрд евро. Это оценочный сценарий: фактическая стоимость будет зависеть от выручки, темпов роста, рентабельности, стоимости вычислений, конкуренции с OpenAI, Anthropic и Google, а также условий следующего инвестиционного раунда [16; 18; 19].

Заключение

Искусственный интеллект становится «зеленым» не потому, что его экологический след исчезает, а потому что этот след становится измеримым, обсуждаемым и управляемым. Исторически Green AI возник как критика

экстенсивного наращивания вычислений ради небольшого прироста точности. Сегодня это уже более широкая цифровая экология, в которой учитываются энергия, углерод, вода, материалы, инфраструктура, жизненный цикл и полезный экологический эффект применения ИИ [1; 2; 5; 19].

Главная задача ближайшего этапа – перейти от деклараций к нормальной инженерной дисциплине: считать, публиковать, сравнивать, оптимизировать и проверять. Зеленый ИИ не означает слабый ИИ. Он означает рациональный ИИ: модель должна быть настолько большой, насколько требуется задаче, и настолько экономной, насколько позволяют современные методы. В этом смысле экологизация искусственного интеллекта является не ограничением прогресса, а условием его устойчивости [1; 3; 5; 10; 19].

Разработанный инструментарий стоимостной оценки с учетом зеленого ИИ может применяться при оценке высокотехнологичных компаний, сравнении сценариев внедрения зеленого ИИ и формировании требований к раскрытию экологических показателей искусственного интеллекта [13; 14; 16; 18].

Перспективы устойчивого развития в сфере цифровой экологии и зеленого искусственного интеллекта связаны с переходом от декларативной ESG-повестки к измеримым инженерным, экологическим и финансово-экономическим решениям. Дальнейшее развитие Green AI предполагает стандартизацию отчетности об энергопотреблении, углеродном и водном следе моделей, расширение практики оценки жизненного цикла ИИ-инфраструктуры и внедрение энергоориентированного проектирования алгоритмов.

Особое значение приобретает поиск баланса между ресурсной емкостью искусственного интеллекта и его полезным экологическим эффектом в энергетике, транспорте, промышленности и природоохранном мониторинге. Для высокотехнологичных компаний экологическая эффективность ИИ становится фактором снижения издержек, уменьшения ESG- и регуляторных рисков, повышения доверия корпоративных клиентов и роста рыночной стоимости собственного капитала.

В российской практике перспективным направлением является развитие национальных методик учета углеродного следа вычислений, поддержка прикладных экологических ИИ-проектов и формирование культуры раскрытия сопоставимых показателей энергоэффективности моделей.

Среди из направлений применения разработанной методологии в российской практике следует отметить способы построения ставки дисконтирования, определение рисков при расчете компонент ставки дисконтирования. В общем виде представленная модель при проведении оценки стоимости российских высокотехнологичных компаний трансформируется по направлениям совершенствования отчетности по зеленому ИИ, набору используемых показателей и доступности данных для моделирования.

Таким образом, устойчивое развитие цифровой экономики будет определяться способностью компаний и государств управлять экологическим следом ИИ не как внешним ограничением, а как самостоятельным фактором технологической зрелости, инвестиционной привлекательности и долгосрочной конкурентоспособности.

Список источников

1. **Schwartz R., Dodge J., Smith N. A., Etzioni O.** Green AI // *Communications of the ACM*. 2020. Vol. 63, № 12. P. 54-63. DOI: 10.1145/3381831.
2. **Strubell E., Ganesh A., McCallum A.** Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP // *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2019. P. 3645-3650. DOI: 10.18653/v1/P19-1355.
3. **Henderson P., Hu J., Romoff J., Brunskill E., Jurafsky D., Pineau J.** Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning // *Journal of Machine Learning Research*. 2020. Vol. 21, № 248. P. 1-43.
4. **Luccioni A. S., Viguiet S., Ligozat A.-L.** Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model // *Journal of Machine Learning Research*. 2023. Vol. 24. P. 1-15.
5. **Verdecchia R., Sallou J., Cruz L.** A Systematic Review of Green AI // *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*. 2023. Vol. 13, № 4. Article e1507. DOI: 10.1002/widm.1507.
6. **Kaack L. H., Donti P. L., Strubell E. et al.** Aligning Artificial Intelligence with Climate Change Mitigation // *Nature Climate Change*. 2022. Vol. 12. P. 518-527. DOI: 10.1038/s41558-022-01377-7.
7. **Rolnick D., Donti P. L., Kaack L. H. et al.** Tackling Climate Change with Machine Learning // *ACM Computing Surveys*. 2022. Vol. 55, № 2. Article 42. DOI: 10.1145/3485128.
8. **Nishant R., Kennedy M., Corbett J.** Artificial Intelligence for Sustainability: Challenges, Opportunities, and a Research Agenda // *International Journal of Information Management*. 2020. Vol. 53. Article 102104. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104.

9. **Anthony L. F. W., Kanding B., Selvan R.** Carbontracker: Tracking and Predicting the Carbon Footprint of Training Deep Learning Models // arXiv:2007.03051. 2020.
10. **Lannelongue L., Grealey J., Inouye M.** Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation // *Advanced Science*. 2021. Vol. 8, № 12. Article 2100707. DOI: 10.1002/advs.202100707.
11. **Lal A., You F.** Advances and challenges in energy and climate alignment of AI infrastructure expansion // *Advances in Applied Energy*. 2025. Vol. 20. Article 100243. DOI: 10.1016/j.adapen.2025.100243.
12. **Jeanquartier F., Jean-Quartier C., Rieder P. et al.** Assessing the carbon footprint of language models: Towards sustainability in AI // *Resources, Conservation and Recycling*. 2026. Vol. 226. Article 108670. DOI: 10.1016/j.resconrec.2025.108670.
13. **de Vries-Gao A.** The carbon and water footprints of data centers and what this could mean for artificial intelligence // *Patterns*. 2026. Vol. 7, Issue 1. Article 101430. DOI: 10.1016/j.patter.2025.101430.
14. **Hankendi C., Coskun A. K., Sovacool B. K.** Why transparency matters for sustainable data centers and carbon-neutral artificial intelligence (AI) // *iScience*. 2025. Vol. 28, Issue 11. Article 113705. DOI: 10.1016/j.isci.2025.113705.
15. **Herrera M., Xie X., Menapace A., Zanfei A., Brentan B. M.** Sustainable AI infrastructure: A scenario-based forecast of water footprint under uncertainty // *Journal of Cleaner Production*. 2025. Vol. 526. Article 146528. DOI: 10.1016/j.jclepro.2025.146528.
16. **Alzoubi Y. I., Mishra A.** Green artificial intelligence initiatives: Potentials and challenges // *Journal of Cleaner Production*. 2024. Vol. 468. Article 143090. DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.143090.
17. **Shan T., Feng S., Li K., Chang R., Huang R.** Unveiling the effects of artificial intelligence and green technology convergence on carbon emissions: An explainable machine learning-based approach // *Journal of Environmental Management*. 2025. Vol. 373. Article 123657. DOI: 10.1016/j.jenvman.2024.123657.
18. **Tseng C.-J., Lin S.-Y.** Role of artificial intelligence in carbon cost reduction of firms // *Journal of Cleaner Production*. 2024. Vol. 447. Article 141413. DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.141413.
19. **Bolón-Canedo V., Morán-Fernández L., Cancela B., Alonso-Betanzos A.** A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future // *Neurocomputing*. 2024. Vol. 599. Article 128096. DOI: 10.1016/j.neucom.2024.128096.