

ENERGY AND ENVIRONMENTAL TECHNOLOGIES

UDC 004.8:502.131.1

Karpovich V. Conceptual model for assessing the environmental sustainability of artificial intelligence in the context of the green economy

Концептуальная модель оценки экологической устойчивости искусственного интеллекта в контексте «зелёной» экономики

Karpovich Viktor,

Cand. of Econ. Sc., Asc. Prof., Vice-dean of FMME,
Belarusian National University of Technology

Карпович Виктор Францевич,
канд. экон. наук, доцент, заместитель декана ФММП
Белорусский национальный технический университет

Abstract. *The article examines the problem of assessing the environmental sustainability of artificial intelligence in the context of the green economy. The relevance of the study is determined by the dual environmental effects of AI. On the one hand, the development, training, deployment and operation of AI systems require electricity, water, computing equipment and material resources and generate emissions and waste. On the other hand, AI can contribute to energy savings, resource efficiency, environmental monitoring, emission reductions and optimization of environmental protection activities. The methodological framework is based on a systems approach, life-cycle thinking and multi-criteria environmental assessment. A conceptual system of 25 indicators is developed and grouped into seven blocks: energy efficiency, water efficiency, resource efficiency, circularity, climate and ecosystem impacts, environmental usefulness, and environmental responsibility and transparency. The concepts of environmental burden, environmental usefulness, environmental efficiency and environmental sufficiency of AI use are distinguished. Based on these concepts, a mathematical framework for the Green AI Index (IGAI) is developed. It is demonstrated that the index can only be calculated when functional units, time periods, system boundaries and source data are sufficiently comparable. The empirical validation uses data from Google, Microsoft and the International Energy Agency. The analysis demonstrates that the available datasets refer to different levels of observation, ranging from individual AI queries to data-centre infrastructure and the global data-centre sector. Therefore, their mechanical aggregation into a single statistical index is methodologically inappropriate. The results confirm the applicability of individual blocks of the proposed model and identify the need for a standardized panel dataset for subsequent statistical validation of the integrated index.*

Keywords: *artificial intelligence, environmental sustainability, Green AI, green economy, environmental efficiency, environmental sufficiency, life cycle, environmental burden, environmental usefulness, data centres.*

Аннотация. В статье исследуется проблема оценки экологической устойчивости искусственного интеллекта в условиях развития «зелёной» экономики. Актуальность исследования определяется двойственным характером воздействия искусственного интеллекта на окружающую среду. С одной стороны, разработка, обучение, развертывание и эксплуатация AI-систем требуют электроэнергии, воды, вычислительного оборудования и материальных ресурсов и сопровождаются формированием выбросов и отходов. С другой стороны, применение AI способно обеспечивать энергосбережение, повышение ресурсной эффективности, экологический мониторинг, снижение выбросов и оптимизацию природоохранных мероприятий. Методологической основой исследования выступают системный подход, концепция жизненного цикла и принципы многокритериальной экологической оценки. Сформирована концептуальная система из 25 показателей, объединённых в семь блоков:

энергетическая эффективность, водная эффективность, ресурсная эффективность, циркулярность, климатические и экосистемные воздействия, экологическая полезность, экологическая ответственность и прозрачность. Разграничены понятия экологической нагрузки, экологической полезности, экологической эффективности и экологической достаточности использования искусственного интеллекта. На этой основе разработана математическая модель интегрального индекса Green AI (IGAI). Обосновано, что его расчёт возможен только при обеспечении сопоставимости функциональных единиц, временных периодов, границ системы и исходных данных. Эмпирическая апробация проведена на фактических данных Google, Microsoft и Международного энергетического агентства. Показано, что доступные данные характеризуют различные уровни анализа – от отдельного AI-запроса до инфраструктуры центров обработки данных и глобального сектора. В связи с этим их механическое объединение в единый статистический индекс признано методологически некорректным. Результаты подтверждают применимость отдельных блоков предложенной модели и одновременно указывают на необходимость формирования стандартизированной панели данных для последующей статистической валидации интегрального индекса.

Ключевые слова: искусственный интеллект, экологическая устойчивость, Green AI, зелёная экономика, экологическая эффективность, экологическая достаточность, жизненный цикл, экологическая нагрузка, экологическая полезность, центры обработки данных.

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

Введение.

Развитие искусственного интеллекта (AI) сопровождается быстрым расширением вычислительной инфраструктуры, увеличением объёмов обработки данных и ростом спроса на специализированные вычислительные ресурсы. В результате экологические последствия развития технологий искусственного интеллекта становятся самостоятельным направлением научных исследований и технологической политики.

Экологическая оценка цифровых технологий должна учитывать не только непосредственное потребление электроэнергии, но и весь жизненный цикл технологической системы. Международный стандарт ISO 14040 определяет жизненный цикл как основу системной экологической оценки и предусматривает последовательное определение цели и области исследования, инвентаризацию потоков, оценку воздействий и интерпретацию результатов [1]. Дополнительные требования к проведению оценки жизненного цикла установлены ISO 14044 [2].

Для AI такой подход приобретает особое значение вследствие специфики технологического цикла. Экологическая нагрузка возникает при производстве вычислительного оборудования, строительстве центров обработки данных, обучении моделей, аккумулялировании, хранении и передаче данных, охлаждении инфраструктуры, техническом обслуживании и выводе оборудования из эксплуатации.

Эта специфика получила непосредственное отражение в новой рекомендации ITU-T L.1801, утверждённой 6 февраля 2026 г. Документ рассматривает экологическое воздействие AI на основе методологии оценки жизненного цикла и выделяет стадии от

создания и разработки AI-системы до эксплуатации и вывода из использования [3]. При этом рекомендация отдельно различает устойчивость самого AI и использование AI для достижения целей устойчивого развития [3].

Данное разграничение принципиально для настоящего исследования. Экологическая нагрузка AI и экологическая полезность AI представляют собой различные категории и не должны механически взаимозаменяться.

Масштаб проблемы подтверждается динамикой энергетического потребления центров обработки данных. По оценке Международного энергетического агентства, в 2024 г. мировое потребление электроэнергии центрами обработки данных составило около 415 ТВт·ч, а в базовом сценарии IEA может достичь примерно 945 ТВт·ч в 2030 г. [4].

Одновременно повышение эффективности отдельных AI-операций не обязательно приводит к снижению абсолютного потребления ресурсов. Увеличение числа пользователей, расширение спектра AI-сервисов, развитие агентных систем и увеличение вычислительной интенсивности отдельных моделей могут компенсировать эффект технологической эффективности.

В связи с этим возникает необходимость перехода от анализа отдельных экологических параметров AI к комплексной системе оценки, позволяющей учитывать одновременно ресурсную нагрузку, экологическую эффективность, полезный результат и достаточность применения AI.

Цель исследования заключается в разработке концептуальной модели оценки экологической устойчивости искусственного интеллекта в контексте «зелёной» экономики и определении условий её количественной эмпирической валидации.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- определить структуру экологического воздействия AI;
- сформировать систему показателей оценки;
- разграничить экологическую нагрузку и экологическую полезность;
- формализовать экологическую эффективность и экологическую достаточность;
- разработать конструкцию интегрального индекса Green AI;
- провести эмпирическую апробацию модели на доступных фактических данных;
- определить ограничения существующей статистической базы.

Методы

Методологическую основу исследования составили системный подход, оценка жизненного цикла, сравнительный анализ и многокритериальная оценка.

В соответствии с методологией оценки жизненного цикла объект исследования должен быть описан через функциональную единицу и границы системы [1; 2]. Для AI

это означает, что экологический показатель должен быть связан с определённой функцией системы: например, выполнением текстового запроса, обработкой определённого объёма данных, генерацией изображения, выполнением задачи классификации или обеспечением работы конкретного цифрового сервиса. ITU-T L.1801 специально подчёркивает необходимость определения функциональной единицы, границ системы и распределения воздействия между различными стадиями жизненного цикла AI [3]. В настоящем исследовании AI рассматривается как социотехническая система, включающая:

сырьё → производство оборудования → вычислительную инфраструктуру → обучение → развертывание → инференс → хранение и передачу данных → обслуживание → повторное использование/переработку → вывод из эксплуатации.

На этой основе сформирована система из 25 показателей (таблица 1).

Таблица 1

Система индикаторов оценки экологической устойчивости искусственного интеллекта

Блок	Показатели
I. Энергетическая эффективность	E1 — энергоёмкость вычислений; E2 — энергия обучения и эксплуатации; E3 — доля низкоуглеродной энергии; E4 — эффективность инфраструктуры (PUE)
II. Водная эффективность	W1 — водопотребление; W2 — WUE; W3 — водный стресс территории
III. Ресурсная эффективность	R1 — материалоемкость; R2 — доля вторичных материалов; R3 — срок службы оборудования; R4 — ресурсная эффективность инфраструктуры
IV. Циркулярность	C1 — ремонтпригодность; C2 — доля повторного использования; C3 — доля переработки; C4 — коэффициент возврата материалов
V. Климатические и экосистемные воздействия	K1 — углеродный след; K2 — углеродная интенсивность; K3 — территориальное воздействие; K4 — воздействие на биоразнообразие и экосистемы
VI. Экологическая полезность	G1 — экономия энергии; G2 — сокращение выбросов; G3 — экономия ресурсов; G4 — результативность экологического мониторинга
VII. Экологическая ответственность и прозрачность	T1 — экологическая прозрачность; T2 — экологическое представительство

Предложенная система является концептуальной системой индикаторов. Наличие показателя в системе не означает, что по нему уже существует достаточный массив сопоставимых статистических данных.

Для формализации экологической нагрузки используется агрегированный показатель:

$$L = \sum_{i=1}^n w_i L_i, \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

где:

L – агрегированная экологическая нагрузка;

l_i – нормированное значение i -го показателя негативного воздействия;

w_i – вес i -го показателя.

Экологическая полезность определяется следующим образом:

$$B = \sum_{j=1}^m w_j b_j, \quad \sum_{j=1}^m v_j = 1$$

где:

B – агрегированная экологическая полезность;

b_j – нормированное значение j -го показателя положительного эффекта;

v_j – его вес.

Разность между экологической полезностью и нагрузкой характеризует экологический баланс:

$$IEB_{AI} = B - L$$

где IEB_{AI} – индекс экологического баланса AI.

Для построения интегрального индекса Green AI используется следующая конструкция:

$$IGAI = 100[\beta B + (1 - \beta)(1 - L)]$$

где:

$IGAI$ – интегральный индекс Green AI;

β – вес экологической полезности;

B – агрегированная экологическая полезность;

L – агрегированная экологическая нагрузка.

При этом значение $IGAI$ не должно рассматриваться как абсолютная характеристика «зелёности» AI без указания функциональной единицы, границ системы, периода наблюдения, процедуры нормирования и весов.

Дополнительное методологическое значение имеет показатель экологической достаточности. Он характеризует не эффективность самой AI-системы, а необходимость её использования относительно альтернативного сценария.

Для этого может использоваться сравнительный показатель:

$$\Delta I = I_{AI} - I_{baseline}$$

где:

I_{AI} – экологическое воздействие при использовании AI;

$I_{baseline}$ – экологическое воздействие альтернативного решения.

Если $\Delta I < 0$, применение AI сопровождается снижением рассматриваемого экологического воздействия относительно базового сценария; если $\Delta I > 0$, воздействие возрастает. Интерпретация возможна только при одинаковых функциональных единицах и системных границах.

Таким образом, экологическая устойчивость AI определяется не только его внутренней эффективностью, но и результатом применения относительно альтернативы.

Результаты

Разработанная модель формирует следующую причинно-следственную последовательность:

ИИ → потребление ресурсов → экологическая нагрузка

одновременно с:

ИИ → выполнение полезной функции → экологическая полезность

что далее преобразуется в:

*экологический баланс → экологическая эффективность → экологическая
достаточность → Green AI.*

Первый результат исследования состоит в разграничении двух самостоятельных направлений анализа.

Устойчивость AI характеризует воздействие самой AI-системы на окружающую среду.

AI для устойчивого развития характеризует экологические и ресурсные эффекты применения AI в других секторах.

Именно такое разграничение используется в ITU-T L.1801 [3].

Второй результат состоит в формировании многоблочной системы показателей. В отличие от моделей, основанных преимущественно на энергопотреблении, предложенная система включает энергию, воду, материалы, циркулярность, климатические и экосистемные воздействия, экологическую полезность и институциональную прозрачность.

Третий результат заключается в формализации экологической достаточности. Снижение энергопотребления одного AI-запроса ещё не означает экологической целесообразности применения AI. Необходимо определить, какой дополнительный результат создаёт AI по сравнению с альтернативным способом выполнения той же функции.

Эмпирическая апробация

Первый массив данных относится к операционному уровню AI-инференса (вывода). Google опубликовал оценку экологического воздействия медианного текстового запроса Gemini Apps. Согласно опубликованным данным, такой запрос требует 0,24 Вт·ч энергии, сопровождается выбросами 0,03 г CO₂e и потреблением 0,26 мл воды [5].

Особое значение имеет методологическое описание Google. В отличие от оценок, учитывающих только активное потребление вычислительного оборудования, опубликованная оценка включает инфраструктурные компоненты, связанные с обслуживанием AI-запроса [5]. Это делает показатель более пригодным для операционной оценки, хотя он по-прежнему не является оценкой полного жизненного цикла AI-системы.

Таким образом, данные Google позволяют непосредственно заполнить отдельные элементы предложенной системы:

- E1 – энергоёмкость инференса;
- K1 – углеродный след операции;
- W1 – водный след операции.

Независимое исследование Oviedo и соавторов позволяет оценить вариативность энергоёмкости AI-инференса. Для frontier-моделей с числом параметров более 200 млрд авторы получили медианное значение 0,34 Вт·ч на запрос при межквартильном диапазоне от 0,18 до 0,67 Вт·ч [6].

Эти значения нельзя рассматривать как прямую проверку показателя Gemini, поскольку исследования используют различные модели, инфраструктуру и предпосылки. Однако они подтверждают принципиальный вывод: энергоёмкость AI-запроса не является фиксированной величиной и существенно зависит от характеристик модели и режима вычислений.

Второй массив данных характеризует инфраструктурный уровень. Microsoft сообщает показатель WUE собственных центров обработки данных и раскрывает показатели циркулярности оборудования. В FY2024 компания повторно использовала или переработала 90,9 % серверов и компонентов [7].

Показатель WUE в FY2024 составил 0,30 л/кВт·ч [8]. Эти данные позволяют эмпирически характеризовать водную эффективность инфраструктуры и частично заполнить блоки II и IV предложенной модели.

Однако WUE центра обработки данных и водный след отдельного AI-запроса не должны складываться. Они описывают разные уровни системы:

- 0,26 мл/запрос → функциональная единица AI-сервиса;
- 0,30 л/кВт·ч → инфраструктурный показатель центра обработки данных.

Поэтому их непосредственное усреднение или включение в единую сумму без процедуры приведения к общей функциональной единице было бы методологически ошибочным.

Третий массив данных характеризует глобальный масштаб цифровой инфраструктуры. Международное энергетическое агентство оценивает потребление электроэнергии центрами обработки данных в 2024 г. примерно в 415 ТВт·ч [4]. В базовом сценарии IEA ожидает около 945 ТВт·ч в 2030 г. [4].

Абсолютное увеличение составляет:

$$\Delta E = 945 - 415 = 530 \text{ ТВт ч}$$

Относительное увеличение:

$$G_E = \frac{945 - 415}{415} \times 100\% \approx 127,7\%.$$

Однако показатель IEA относится ко всем центрам обработки данных, а не только к AI. Поэтому он не может использоваться как прямой показатель экологического воздействия искусственного интеллекта.

При этом IEA указывает, что AI является наиболее значимым фактором роста потребления электроэнергии центрами обработки данных наряду с увеличением спроса на другие цифровые услуги [9]. В базовом сценарии IEA потребление электроэнергии ускоренными серверами, в значительной степени связанными с AI, растёт примерно на 30 % в год [9].

Эти данные подтверждают важность различения эффективности единицы вычисления и масштаба совокупного использования AI.

Таблица 2

Сопоставимость эмпирических данных

Источник	Объект	Показатель	Значение	Уровень
Google	медианный текстовый запрос Gemini	энергия	0,24 Вт·ч	AI-инференс
Google	медианный текстовый запрос Gemini	CO ₂ e	0,03 г	AI-инференс
Google	медианный текстовый запрос Gemini	вода	0,26 мл	AI-инференс
Oviedo et al.	frontier-модели	энергия	0,34 Вт·ч, медиана	AI-инференс
Microsoft	центры обработки данных	WUE	0,30 л/кВт·ч	инфраструктура
Microsoft	серверы и компоненты	reuse/recycle	90,9 %	циркулярность
IEA	мировые центры обработки данных	электроэнергия	415 ТВт·ч	глобальный уровень
IEA	мировые центры обработки данных	прогноз	945 ТВт·ч	глобальный уровень

Таким образом, эмпирическая апробация показывает, что современная информационная база уже позволяет измерять отдельные элементы экологического воздействия AI, однако пока не обеспечивает единого набора из 25 сопоставимых показателей для одного объекта исследования.

Это ограничение принципиально важно. ITU-T L.1801 прямо указывает, что его методология ориентирована на оценку конкретных AI-систем, а агрегирование воздействия AI на международном, национальном или региональном уровне не входит в область действия рекомендации [3].

Следовательно, получение единого статистического IGAИ на основе произвольного объединения показателей Google, Microsoft и IEA было бы методологически необоснованным.

В настоящем исследовании поэтому используется более строгая схема:

25 показателей – концептуальная модель;

доступные фактические показатели – эмпирическая апробация;

IGAИ – интегральная конструкция для последующей статистической валидации.

Такое решение позволяет сохранить математическую модель, не подменяя отсутствие статистических данных искусственными значениями.

Обсуждение

Полученные результаты показывают, что понятие Green AI требует более широкого определения, чем простое снижение энергопотребления вычислительной операции. В настоящем исследовании Green AI рассматривается как система, характеризующаяся четырьмя взаимосвязанными свойствами:

экологическая нагрузка – ресурсы и воздействия, необходимые для функционирования AI;

экологическая эффективность – экологические затраты на единицу полезного результата;

экологическая достаточность – наличие дополнительного результата от применения AI относительно альтернативного решения;

экологическая прозрачность – возможность проверить исходные данные и методику оценки.

Первое свойство связано непосредственно с жизненным циклом AI. Второе характеризует эффективность технологической системы. Третье позволяет оценить целесообразность применения AI. Четвёртое является условием доверия к количественным результатам.

Особое значение имеет функциональная единица. Значение 0,24 Вт·ч на запрос нельзя использовать для сравнения любых AI-систем без определения характера

запроса и условий его выполнения [5]. Аналогично значение 0,30 л/кВт·ч WUE характеризует инфраструктуру и не является водным следом отдельного AI-запроса [8].

Следовательно, корректное сравнение требует приведения данных к единой функциональной единице.

Вторая проблема связана с границами системы. Если в расчёт включается только GPU или TPU, но не учитываются охлаждение, распределение электроэнергии, хранение данных и другие инфраструктурные элементы, результат характеризует только отдельный компонент технологического процесса. Google непосредственно демонстрирует эту проблему, сравнивая узкую оценку активного оборудования с более полной оценкой инфраструктуры [5].

Третья проблема заключается в различии между технологической эффективностью и абсолютным экологическим эффектом.

Если энергоёмкость одного запроса снижается, но количество запросов растёт значительно быстрее, совокупное энергопотребление может увеличиваться. Именно такой эффект масштаба становится особенно значимым при расширении AI-инфраструктуры.

Четвёртая проблема связана с экологической полезностью AI. Например, AI может использоваться для прогнозирования энергопотребления, оптимизации производственных процессов, обнаружения утечек, мониторинга лесов или контроля загрязнений. Однако экологический эффект такого применения должен оцениваться относительно базового сценария.

Поэтому ключевым показателем становится не абсолютная экологическая нагрузка AI, а изменение экологического результата:

$$\Delta I = I_{AI} - I_{baseline}$$

Такая конструкция позволяет ответить на более содержательный вопрос: приводит ли внедрение AI к уменьшению совокупного экологического воздействия системы, для которой оно используется.

Пятая проблема касается масштабирования индекса. Формально IGAi может быть рассчитан для отдельного AI-продукта при наличии полного набора сопоставимых данных. Однако механическое агрегирование отдельных продуктов, компаний или национальных экономик в один глобальный индекс требует дополнительной методологии. ITU-T L.1801 специально не включает подобную агрегацию в область применения рекомендации [3].

Следовательно, дальнейшая статистическая разработка IGAi должна строиться не на искусственном заполнении отсутствующих значений, а на создании стандартизированной базы данных.

Такая база должна содержать:

- единый объект наблюдения;
- единую функциональную единицу;
- одинаковые временные интервалы;
- одинаковые границы системы;
- показатели энергии, воды, материалов и выбросов;
- показатели жизненного цикла оборудования;
- показатели циркулярности;
- данные об экологической полезности;
- информацию о качестве и неопределённости исходных данных.

После формирования такой панели возможно применение методов робастного нормирования, анализ чувствительности весов, бутстреп-оценка интервалов неопределённости и моделирование альтернативных сценариев.

Таким образом, научная ценность предложенного IGAi заключается не в присвоении AI-системе условной оценки на основе неполных данных, а в создании формализованной процедуры, которая определяет требования к данным и условия их корректного агрегирования.

Заключение

В результате исследования разработана концептуальная модель оценки экологической устойчивости искусственного интеллекта в контексте «зелёной» экономики.

В отличие от подходов, ограничивающихся оценкой энергопотребления, предложенная модель включает семь блоков и 25 показателей, характеризующих энергетическую и водную эффективность, ресурсную эффективность, циркулярность, климатические и экосистемные воздействия, экологическую полезность, а также экологическую ответственность и прозрачность.

Сформировано принципиальное разграничение между экологической нагрузкой AI и экологической полезностью его применения. На этой основе введены категории экологической эффективности и экологической достаточности.

Разработана математическая модель Green AI Index:

$$IGA_i = 100[\beta B + (1 - \beta)(1 - L)],$$

где B характеризует экологическую полезность, L – экологическую нагрузку, а β определяет их относительную значимость.

Эмпирическая апробация показала, что открытые данные уже позволяют количественно оценивать отдельные параметры экологического воздействия AI. Так, Google оценивает медианный текстовый запрос Gemini в 0,24 Вт·ч, 0,03 г CO₂e и 0,26 мл

воды [5]. Microsoft раскрывает показатели водной эффективности центров обработки данных и сообщает, что в FY2024 было повторно использовано или переработано 90,9 % серверов и компонентов [7; 8]. IEA оценивает глобальное потребление электроэнергии центрами обработки данных в 415 ТВт·ч в 2024 г. с возможным увеличением до 945 ТВт·ч в 2030 г. в базовом сценарии [4; 9].

Одновременно установлено, что данные этих источников относятся к разным уровням анализа и поэтому не могут без дополнительного методологического приведения объединяться в единый статистический показатель.

Это ограничение является не недостатком математической модели, а отражением современного состояния эмпирической базы экологической оценки AI. Для получения статистически валидированного IGAi необходима панельная база данных с унифицированными функциональными единицами, границами системы, периодами наблюдения и процедурами оценки неопределённости.

Таким образом, экологическая устойчивость AI должна оцениваться через соотношение ресурсной нагрузки, экологического результата, масштаба применения и достаточности использования технологии.

Предложенная модель создаёт методологическую основу для дальнейшего формирования количественной системы мониторинга Green AI и может использоваться при разработке корпоративных, отраслевых и государственных подходов к экологической оценке цифровизации.

References

1. ISO 14040:2006. Environmental management – Life cycle assessment – Principles and framework. 2nd ed. Geneva : International Organization for Standardization, 2006. 20 p.
2. ISO 14044:2006. Environmental management – Life cycle assessment – Requirements and guidelines. Geneva : International Organization for Standardization, 2006.
3. Recommendation ITU-T L.1801 (02/2026). Guidelines for assessing the environmental impact of artificial intelligence systems. Geneva : International Telecommunication Union, 2026.
4. International Energy Agency. Energy and AI. Paris : IEA, 2025.
5. Vahdat A., Dean J. Measuring the environmental impact of AI inference [Electronic resource] // Google Cloud Blog. 2025. 21 Aug. URL: <https://cloud.google.com/blog/products/infrastructure/measuring-the-environmental-impact-of-ai-inference> (accessed: 25.09.2026).

6. Oviedo F., Kazhamiaka F., Choukse E., Kim A., Luers A., Nakagawa M., Bianchini R., Lavista Ferres J. M. Energy Use of AI Inference: Efficiency Pathways and Test-Time Compute [Electronic resource]. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2509.20241> (accessed: 25.09.2026).
7. Microsoft. 2025 Environmental Sustainability Report [Electronic resource]. Redmond : Microsoft, 2025. URL: <https://www.microsoft.com/en-us/corporate-responsibility/sustainability/report> (accessed: 25.09.2026).
8. Microsoft. Measuring energy and water efficiency for Microsoft datacenters [Electronic resource]. Redmond : Microsoft, 2026. URL: <https://datacenters.microsoft.com/sustainability/efficiency/> (accessed: 25.09.2026).
9. International Energy Agency. Energy demand from AI [Electronic resource]. Paris : IEA, 2025. URL: <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai/energy-demand-from-ai> (accessed: 25.09.2026).
10. Jegham N., Abdelatti M., Elmoubarki L., Hendawi A. How Hungry is AI? Benchmarking Energy, Water, and Carbon Footprint of LLM Inference [Electronic resource]. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2505.09598> (accessed: 25.09.2026).
11. UNEP. Artificial Intelligence (AI) end-to-end: The Environmental Impact of the Full AI Lifecycle Needs to be Comprehensively Assessed [Electronic resource]. Nairobi : United Nations Environment Programme, 2024. URL: <https://www.unep.org/resources/report/artificial-intelligence-ai-end-end-environmental-impact-full-ai-lifecycle-needs-be> (accessed: 25.09.2026).
12. Microsoft. Sustainable by design: Next-generation datacenters consume zero water for cooling [Electronic resource]. Redmond : Microsoft, 2024. URL: <https://www.microsoft.com/en-us/microsoft-cloud/blog/2024/12/09/sustainable-by-design-next-generation-datacenters-consume-zero-water-for-cooling/> (accessed: 25.09.2026).
13. ISO 14040:2006/Amd 1:2020. Environmental management – Life cycle assessment – Principles and framework – Amendment 1. Geneva : International Organization for Standardization, 2020.
14. ISO 14031:2021. Environmental management – Environmental performance evaluation – Guidelines. Geneva : International Organization for Standardization, 2021.