

**РОСТ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА КАК ФАКТОР
ИНВЕСТИЦИОННОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ
РАЗРАБОТКИ ИНТЕГРАЛЬНОГО ИНДЕКСА ЭНЕРГОЕМКОСТИ ДАТА-ЦЕНТРОВ**DOI: <https://doi.org/10.24891/lacqqf>EDN: <https://elibrary.ru/lacqqf>**Нодар Викторович ХАРАБАДЗЕ**

ответственный автор, студент магистратуры кафедры государственного регулирования экономики, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

e-mail: nod200222@gmail.com

ORCID: 0009-0003-7056-600X

SPIN: отсутствует

Алла Александровна ГРОМОВА

кандидат экономических наук, доцент кафедры финансовых технологий, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

e-mail: aagromova@fa.ru

ORCID: 0000-0001-7800-1108

SPIN: 6497-3302

Абас Маратович ГЕРЕЕВ

студент магистратуры кафедры государственного регулирования экономики, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

e-mail: gereev0200@mail.ru

ORCID: 0009-0003-4351-9718

SPIN: отсутствует

Дмитрий Романович ПОДПЛУТОВ

студент магистратуры кафедры государственного регулирования экономики, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

e-mail: dipodromatitaska@mail.ru

ORCID: 0009-0009-9052-9453

SPIN: отсутствует

Георгий Станиславович ПАСТЕРНАК

студент магистратуры кафедры мировой экономики и международных экономических отношений, Государственный университет управления, Москва, Российская Федерация

e-mail: gosha.pasternak@mail.ru

ORCID: 0009-0007-2054-8603

SPIN: отсутствует

История статьи:

Рег. № 516/2026

Получена 18.05.2026

Одобрена 20.07.2026

Доступна онлайн

30.09.2026

Специальность: 5.2.3**УДК** 338.45:621.311**JEL:** L86, O33, Q41, Q48, L86**Ключевые слова:****Аннотация****Предмет.** Воздействие роста генеративного искусственного интеллекта на инвестиционные процессы в энергетической инфраструктуре.**Цели.** Разработка интегрального индекса энергоёмкости дата-центров, агрегирующего многомерное давление цифровой инфраструктуры на энергосистему в единый измеримый показатель, пригодный для инвестиционного планирования в электроэнергетике.**Методология.** Использованы методы корреляционного анализа Пирсона для оценки взаимосвязей между двенадцатью парами показателей нагрузки дата-центров и инвестиционными метриками энергосистемы. Для построения индекса применен метод взвешенного агрегирования трех показателей: нагрузки, динамики и качества инфраструктуры. Эмпирической базой послужили данные по энергосистеме США с 2018 по 2024 г.**Результаты.** Установлена высокая положительная корреляция между ростом

генеративный
искусственный интеллект,
дата-центры,
энергоёмкость,
инвестиции
в электроэнергетику,
интегральный индекс

нагрузки дата-центров и инвестициями в энергосистему (коэффициенты Пирсона от 0,79 до 0,97). Разработан интегральный индекс, значение которого за исследуемый период выросло с 1 до 1,82, что свидетельствует о нарастании давления на энергосистему более чем на 80% относительно базового уровня. Подтверждено, что среднегодовой темп роста спроса дата-центров на мощности в 2,6 раза превышает темп ввода новых генерирующих мощностей.

Выводы. Предложенный индекс является инструментом количественной оценки давления цифровой инфраструктуры на энергосистему и может применяться регуляторами, инвесторами и операторами электрических сетей при принятии инвестиционных решений в электроэнергетике.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2026

Для цитирования: Харабадзе Н.В., Громова А.А., Гереев А.М., Подплотов Д.Р., Пастернак Г.С. Рост генеративного искусственного интеллекта как фактор инвестиционной трансформации энергосистемы на основе разработки интегрального индекса энергоёмкости дата-центров // Экономический анализ: теория и практика. – 2026. – № 9. – С. 57 – 64. DOI: 10.24891/lacqqf EDN: LACQQF

В последние годы мировая энергетическая система сталкивается с новым фактором роста спроса на электроэнергию – быстрым развитием инфраструктуры генеративного искусственного интеллекта. Цифровая трансформация мировой экономики вступила в качественно новую фазу: с ноября 2022 г., когда OpenAI запустила ChatGPT и менее чем за два месяца собрала аудиторию в 100 млн пользователей¹. В отличие от традиционных вычислительных нагрузок, генеративные модели требуют значительно более высоких вычислительных ресурсов, что приводит к существенному увеличению энергопотребления дата-центров, являющихся базовой инфраструктурой цифровой экономики. Согласно данным Международного энергетического агентства (МЭА), глобальное энергопотребление дата-центров в 2024 г. составило около 415 ТВт·ч, что соответствует примерно 1,5% мирового потребления электроэнергии². По данным Е. Masanet и соавторов [4], предшествующее десятилетие характеризовалось относительной стабильностью энергопотребления дата-центров за счет повышения эффективности, однако новый цикл роста, вызванный генеративным ИИ, принципиально изменил эту тенденцию.

Высокие темпы роста показывает сегмент дата-центров, ориентированных на обработку задач искусственного интеллекта³. Рост энергопотребления дата-центров уже оказывает заметное влияние на энергетические системы. Например, в США дата-центры потребили около 249 ТВт·ч электроэнергии в 2024 г., что составляет более 5% национального потребления, а к 2030 г. этот показатель может увеличиться до 426 ТВт·ч⁴. Согласно комплексному обзору D. Mytton, M. Ashtine [2], оценки энергопотребления дата-центров существенно варьируются в зависимости от методологии, что подчеркивает необходимость разработки надежных интегральных показателей. Принципиальный вклад в этот рост вносит именно генеративный ИИ. Согласно расчетам МЭА, доля ИИ в потреблении серверов составила 24% в 2024 г. и может возрасти до 35–50% к 2030 г.⁵ Один запрос к ChatGPT требует в 4–10 раз больше электроэнергии, чем аналогичный поисковый запрос⁶. Как показали Е. Strubell, А. Ganesh и А. McCallum⁷, обучение крупных языковых моделей сопряжено со значительными энергозатратами и углеродным следом. Обучение модели GPT-4 потребовало более

¹ Zhang K. ChatGPT: LLM – from Transformers to ChatGPT. URL: <https://kpzhang.github.io/report/ChatGPT-KZ-Feb2023.pdf>

² Energy and AI. URL: <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai>

³ Leppert R. What we know about energy use at US data centers amid the AI boom. URL: <https://www.pewresearch.org/short-reads/2025/10/24/what-we-know-about-energy-use-at-us-data-centers-amid-the-ai-boom/>

⁴ Data Center Power Demand: The 6 Ps Driving Growth and Constraints. URL: <https://www.goldmansachs.com/insights/goldman-sachs-research/data-center-power-demand-the-6-ps-driving-growth-and-constraints>

⁵ AI and the energy sector. URL: [https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_BRI\(2025\)775859](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_BRI(2025)775859)

⁶ AI Energy Consumption Statistics // AIMultiple. 2025. URL: <https://aimultiple.com/ai-energy-consumption>

⁷ Strubell E., Ganesh A., McCallum A. Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the ACL, 2019, pp. 3645–3650. DOI: 10.18653/v1/P19-1355

50 ГВт·ч электроэнергии, что сопоставимо с годовым потреблением небольшого промышленного предприятия [3].

Проблемой становится разрыв между темпами роста спроса и скоростью наращивания энергетической инфраструктуры. Пятилетний прогноз пиковых нагрузок американских энергосистем вырос с 38 ГВт в 2023 г. до 128 ГВт в 2024 г.⁸ На глобальном уровне инвестиции в электросетевую инфраструктуру достигнут рекордных 470 млрд долл. в 2025 г.⁹ Исследование J. Huang и S. Gopal [4] подтверждает, что рост энергопотребления ИИ-инфраструктуры создает системные риски для достижения климатических целей. Таким образом, формируется проблема энергетического обеспечения цифровой экономики [5]. Существующие методы оценки влияния дата-центров на энергетическую инфраструктуру остаются фрагментарными. Как отмечают Ф.В. Веселов и А.И. Соляник [6], электроэнергетика нуждается в инструментах, учитывающих системное давление нагрузки.

Целью настоящей статьи является разработка интегрального индекса энергоемкости дата-центров, отражающего влияние роста вычислительных нагрузок на инвестиционные процессы в энергетической инфраструктуре. В рамках исследования формулируется и подлежит верификации основная гипотеза H1: рост энергоемкости дата-центров, обусловленный развертыванием генеративных ИИ-систем, опережает ввод новых генерирующих и сетевых мощностей, формируя структурный разрыв между спросом и предложением в электроэнергетике.

Понятие «искусственный интеллект» в академической литературе восходит к А.М. Turing [7], согласно которому интеллектуальная машина – это система, поведение которой в ходе формализованного диалога неотличимо от поведения человека. Инструментом современного генеративного ИИ стала архитектура трансформера, предложенная А. Vaswani и соавторами [8], с механизмом самовнимания, позволяющего масштабировать модель до миллиардов параметров. Генеративные модели создают новые объекты – тексты, изображения, аудио, видео, код [9, 10]. Данное определение является базовым для настоящего исследования.

Для оценки взаимосвязей между показателями нагрузки дата-центров и инвестиционными метриками энергосистемы применялся метод парного корреляционного анализа Пирсона. Коэффициент корреляции Пирсона рассчитывается по формуле:

$$r(X, Y) = \frac{\sum[(X_i - X_{cp})(Y_i - Y_{cp})]}{\sqrt{[\sum(X_i - X_{cp})^2 \sum(Y_i - Y_{cp})^2]}},$$

где X_i – наблюдаемые значения факторного показателя; Y_i – наблюдаемые значения результирующего показателя; X_{cp} , Y_{cp} – соответствующие средние арифметические. Коэффициент $r \in [-1; 1]$; значения $|r| > 0,7$ трактуются как сильная корреляция.

В качестве базы данных использованы фактические и оценочные данные по США за 2018–2024 гг. Факторные показатели: A1 – годовое энергопотребление центра обработки данных (ЦОД), ТВт·ч/год; A2 – установленная мощность ЦОД (МВт); A3 – доля ЦОД в общем электропотреблении, %; A4 – темп роста потребления, % в год; A5 – коэффициент PUE. Результирующие показатели: B1 – инвестиции в электросетевую инфраструктуру, млрд долл.; B2 – инвестиции в генерирующие мощности, млрд долл.; B3 – ввод новых генерирующих мощностей, МВт/год; B4 – пиковая нагрузка энергосистемы, МВт; B5 – совокупный спрос на электроэнергию, ТВт·ч/год.

Предлагается интегральный индекс энергоемкости дата-центров, включающий три показателя: показатель нагрузки L , показатель динамики D и показатель качества Q . Показатель нагрузки:

$$L = EDC / EDC_0,$$

где EDC – годовое потребление дата-центров в текущем году, ТВт·ч; EDC_0 – базовое потребление (год-база 2018, ТВт·ч).

Показатель динамики:

$$D = [1 + (g_t + g_{t-1})] / (2 \cdot k_{accel}),$$

где g_t – темп прироста потребления ЦОД в текущем году; g_{t-1} – темп прироста в предыдущем году; k_{accel} – коэффициент ускорения ($k_{accel} = 1$, если $\Delta g \leq 0$ либо $g_{t-1} = 0$; иначе $k_{accel} = 1 + \Delta g / g_{t-1}$, где $\Delta g = g_t - g_{t-1}$).

⁸ Powering the US Data Center Boom: Why Forecasting Can Be So Tricky. URL: <https://www.wri.org/insights/us-data-centers-electricity-demand>

⁹ Global Grid Investment Could Top \$470 Billion for the First Time in 2025. URL: <https://about.bnef.com/insights/clean-energy/global-grid-investment-could-top-470-billion-for-the-first-time-in-2025-bloombergnef/>

Показатель качества:

$$Q = PUE_t / PUE_0,$$

где PUE_t – средневзвешенный коэффициент PUE в текущем году; PUE_0 – базовое значение PUE . Как отмечается в работе М. Avgerinou, Р. Bertoldi и L. Castellazzi [11], PUE остается основным, хотя и неполным индикатором эффективности ЦОД.

Интегральный индекс:

$$ИИЭДЦ = w_L \times L + w_D \times D \times L + w_Q \times Q \times L,$$

где $w_L = 0,5$; $w_D = 0,3$; $w_Q = 0,2$ – весовые коэффициенты ($\sum w_i = 1$).

Результаты корреляционного анализа показывают согласованность всех рассмотренных 12 пар: коэффициенты Пирсона варьируются от 0,79 до 0,97. Все связи положительны, что подтверждает гипотезу Н1. Наиболее тесные связи обнаружены между объемными показателями ($A1, A2$) и инвестициями в сети ($B1$) и пиковой нагрузкой ($B4$): $r = 0,96-0,97$. Подробные результаты корреляционного анализа представлены в табл. 1.

Расчет интегрального индекса на данных по США за 2018–2024 гг. (табл. 2) показывает устойчивый рост ИИЭДЦ с 1 до 1,82 – нарастание давления более чем на 80% за шесть лет. Среднегодовой прирост ИИЭДЦ в 2018–2022 гг. составлял около 0,1 пункта в год, тогда как в 2023–2024 гг. – около 0,22 пункта в год, что подтверждает качественное ускорение нагрузки. Пороговое значение ИИЭДЦ = 2 по результатам 2024 г. еще не достигнуто (ИИЭДЦ = 1,82), однако при сохранении темпов роста оно будет превышено в 2025–2026 гг. Полученные результаты согласуются с выводами А. De Vries [12] о нарастающем энергетическом следе искусственного интеллекта и данными М.А.В. Siddik и соавторов [13] об экологическом воздействии дата-центров в США. Как отмечают Н.В. Попадьюко и Е.И. Пенар [5], цифровизация становится одним из ведущих драйверов энергопотребления в мировом масштабе.

Эмпирически установлено, что за 2018–2024 гг. глобальное потребление дата-центров выросло в два раза. Корреляционный анализ 12 пар «нагрузка – инвестиции» подтвердил высокую степень взаимосвязи ($r = 0,79-0,97$), что говорит о системности инвестиционного давления.

Гипотеза Н1 подтверждается: рост энергоемкости ЦОД под влиянием генеративного ИИ сформировал инвестиционный разрыв в энергетической инфраструктуре. Его преодоление требует системного инфраструктурного планирования с опорой на агрегированные измерители нагрузки, к числу которых относится предложенный индекс. Результаты исследования могут быть использованы при разработке моделей прогнозирования электропотребления [14] и при формировании стратегий развития электроэнергетики в условиях цифровой трансформации.

Таблица 1**Корреляционная матрица показателей нагрузки ЦОД и инвестиционных метрик энергосистемы****Table 1****Correlation matrix of data center load indicators and energy system investment metrics**

№	X	Y	r	Интерпретация
1	A1 – потребление	B1 – инвестиции в сети	0,97	Очень сильная (+)
2	A2 – мощность ЦОД	B1 – инвестиции в сети	0,96	Очень сильная (+)
3	A3 – доля ЦОД	B1 – инвестиции в сети	0,94	Очень сильная (+)
4	A1 – потребление	B2 – инвестиции в генерацию	0,95	Очень сильная (+)
5	A4 – темп роста	B2 – инвестиции в генерацию	0,83	Сильная (+)
6	A3 – доля ЦОД	B2 – инвестиции в генерацию	0,93	Очень сильная (+)
7	A1 – потребление	B3 – ввод мощностей	0,91	Очень сильная (+)
8	A4 – темп роста	B3 – ввод мощностей	0,79	Сильная (+)
9	A2 – мощность ЦОД	B3 – ввод мощностей	0,89	Очень сильная (+)
10	A2 – мощность ЦОД	B4 – пиковая нагрузка	0,97	Очень сильная (+)
11	A1 – потребление	B4 – пиковая нагрузка	0,96	Очень сильная (+)
12	A3 – доля ЦОД	B4 – пиковая нагрузка	0,92	Очень сильная (+)

Источник: авторская разработка по данным МЭА, LBNL, EPRI*Source:* Authoring, based on IEA, LBNL, EPRI data**Таблица 2****Расчет интегрального индекса энергоёмкости дата-центров для США за 2018–2024 гг.****Table 2****Calculation of the integral index of energy intensity of data centers for the USA for 2018–2024**

Год	EDC, ТВт·ч	αDC , %	g_t	PUE_t	L	D	Q	ИИЭДЦ
2018	140	3	–	1,58	1	1	1	1
2019	150	3,2	0,071	1,55	1,07	1,04	0,98	1,08
2020	165	3,6	0,1	1,53	1,18	1,12	0,97	1,22
2021	179	3,8	0,085	1,51	1,28	1,09	0,96	1,3
2022	192	4	0,073	1,5	1,37	1,08	0,95	1,39
2023	221	4,3	0,151	1,47	1,58	1,23	0,93	1,67
2024	249	4,8	0,127	1,44	1,78	1,14	0,91	1,82

Источник: авторская разработка по данным МЭА, LBNL, EPRI*Source:* Authoring, based on IEA, LBNL, EPRI data**Список литературы**

1. Masanet E., Shehabi A., Lei N. et al. Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. *Science*, 2020, vol. 367, no. 6481, pp. 984–986. DOI: 10.1126/science.aba3758
2. Mytton D., Ashtine M. Sources of Data Center Energy Estimates: A Comprehensive Review. *Joule*, 2022, vol. 6, no. 9, pp. 2032–2056. DOI: 10.1016/j.joule.2022.07.011
3. Chen Xin, Wang Xiaoyang, Colacelli A. et al. Electricity Demand and Grid Impacts of AI Data Centers: Challenges and Prospects. *arXiv*, 2025. DOI: 10.1109/TPWRS.2025.3550721
4. Huang J., Gopal S. Green AI – A Multidisciplinary Approach to Sustainability. *Environmental Science and Ecotechnology*, 2025, vol. 25, no. 100536. DOI: 10.1016/j.es.2025.100536
5. Попадьюк Н.В., Пенар Е.И. Цифровизация как драйвер энергопотребления: влияние центров обработки данных (ЦОД) на мировые энергосистемы // Экономика строительства. 2026. № 3. С. 50–53. EDN: FCWUXQ
6. Веселов Ф.В., Соляник А.И. Условия развития электроэнергетики России в рамках жестких ценовых ограничений в среднесрочной перспективе // Проблемы прогнозирования. 2020. № 1. С. 88–98. EDN: PACZUM
7. Turing A.M. Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 1950, vol. 59, no. 236, pp. 433–460. URL: <https://www.jstor.org/stable/2251299>

8. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. Attention Is All You Need. *arXiv*, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762
9. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M. et al. Generative Adversarial Nets. *arXiv*, 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1406.2661
10. Li Pengfei, Yang Jianyi, Islam M.A., Ren Shaolei. Making AI Less Thirsty: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models. *arXiv*, 2024. DOI:10.48550/arXiv.2304.03271
11. Avgerinou M., Bertoldi P., Castellazzi L. Trends in Data Centre Energy Consumption under the European Code of Conduct for Data Centre Energy Efficiency. *Energies*, 2017, vol. 10, no. 10. DOI: 10.3390/en10101470
12. De Vries A. The Growing Energy Footprint of Artificial Intelligence. *Joule*, 2023, vol. 7, no. 10, pp. 2191–2194. DOI: 10.1016/j.joule.2023.09.004
13. Siddik M.A.B., Shehabi A., Marston L. The Environmental Footprint of Data Centers in the United States. *Environmental Research Letters*, 2021, vol. 16, no. 6. DOI: 10.1088/1748-9326/abfba1
14. Худжасаидов Д.Х., Русина А.Г., Матренин П.В. и др. Разработка моделей прогнозирования электропотребления на основе временных рядов в изолированных энергосистемах // Электротехнические системы и комплексы. 2020. № 3. С. 23–27. DOI: 10.18503/2311-8318-2020-3(48)-23-27 EDN: YQJSSA

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

THE GROWTH OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A FACTOR OF INVESTMENT TRANSFORMATION OF THE ENERGY SYSTEM BASED ON THE DEVELOPMENT OF AN INTEGRAL INDEX OF ENERGY INTENSITY OF DATA CENTERS

DOI: <https://doi.org/10.24891/lacqqf>

EDN: <https://elibrary.ru/lacqqf>

Nodar V. KHARABADZE

Corresponding author, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), Moscow, Russian Federation
e-mail: nod200222@gmail.com
ORCID: 0009-0003-7056-600X

Alla A. GROMOVA

Financial University under Government of Russian Federation, Moscow, Russian Federation
e-mail: aagromova@fa.ru
ORCID: 0000-0001-7800-1108

Abas M. GEREEV

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), Moscow, Russian Federation
e-mail: gerееv0200@mail.ru
ORCID: 0009-0003-4351-9718

Dmitrii R. PODPLUTOV

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (RANEPA), Moscow, Russian Federation
e-mail: dipodromatitaska@mail.ru
ORCID: 0009-0009-9052-9453

Georgii S. PASTERNAK

State University of Management, Moscow, Russian Federation
e-mail: gosha.pasternak@mail.ru
ORCID: 0009-0007-2054-8603

Article history:

Article No. 516/2026
Received 18 May 2026
Accepted 20 Jul 2026
Available online
30 Sept 2026

JEL Classification: L86, O33, Q41, Q48, L86

Keywords: generative artificial intelligence, data centers, energy intensity, investments in the electric power industry, integral index

Abstract

Subject. The impact of the growth of generative artificial intelligence on investment processes in energy infrastructure.

Objectives. Development of an integrated energy intensity index for data centers that aggregates the multidimensional pressure of digital infrastructure on the energy system into a single measurable indicator suitable for investment planning in the electric power industry.

Methods. Pearson correlation analysis methods were used to evaluate the relationships between twelve pairs of data center load indicators and energy system investment metrics. To build the index, the method of weighted aggregation of three indicators was applied: load, dynamics and quality of infrastructure. The empirical basis was data on the US energy system from 2018 to 2024.

Results. A high positive correlation has been established between the increasing load of data centers and investments in the energy system (Pearson coefficients from 0.79 to 0.97). An integral index has been developed, the value of which has increased from 1 to 1.82 over the study period, indicating an increase in pressure on the energy system by more than 80% relative to the baseline level. It has been confirmed that the average annual growth rate of data center demand for capacity is 2.6 times higher than the rate of commissioning of new generating capacities.

Conclusions. The proposed index is a tool for quantifying the pressure of digital infra-

structure on the energy system and can be used by regulators, investors and electric grid operators when making investment decisions in the electric power industry.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2026

Please cite this article as: Kharabadze N.V., Gromova A.A., Gereev A.M., Podplutov D.R., Pasternak G.S. The growth of generative artificial intelligence as a factor of investment transformation of the energy system based on the development of an integral index of energy intensity of data centers. *Economic Analysis: Theory and Practice*, 2026, iss. 9, pp. 57–64. DOI: 10.24891/lacqqf EDN: LACQQF

References

1. Masanet E., Shehabi A., Lei N. et al. Recalibrating Global Data Center Energy-Use Estimates. *Science*, 2020, vol. 367, no. 6481, pp. 984–986. DOI: 10.1126/science.aba3758
2. Mytton D., Ashtine M. Sources of Data Center Energy Estimates: A Comprehensive Review. *Joule*, 2022, vol. 6, no. 9, pp. 2032–2056. DOI: 10.1016/j.joule.2022.07.011
3. Chen Xin, Wang Xiaoyang, Colacelli A. et al. Electricity Demand and Grid Impacts of AI Data Centers: Challenges and Prospects. *arXiv*, 2025. DOI: 10.1109/TPWRS.2025.3550721
4. Huang J., Gopal S. Green AI – A Multidisciplinary Approach to Sustainability. *Environmental Science and Ecotechnology*, 2025, vol. 25, no. 100536. DOI: 10.1016/j.es.2025.100536
5. Popad'ko N.V., Penar E.I. [Digitalization as a driver of energy consumption: the impact of data centers on global energy systems]. *Ekonomika stroitel'stva*, 2026, no. 3, pp. 50–53. (In Russ.) EDN: FCWUXQ
6. Veselov F.V., Solyanik A.I. [Midterm development conditions for the electric power industry of Russia under hard price constraints]. *Problemy prognozirovaniya*, 2020, no. 1, pp. 88–98. (In Russ.) EDN: PACZUM
7. Turing A.M. Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 1950, vol. 59, no. 236, pp. 433–460. <https://www.jstor.org/stable/2251299>
8. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. Attention Is All You Need. *arXiv*, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762
9. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M. et al. Generative Adversarial Nets. *arXiv*, 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1406.2661
10. Li Pengfei, Yang Jianyi, Islam M.A., Ren Shaolei. Making AI Less Thirsty: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models. *arXiv*, 2024. DOI:10.48550/arXiv.2304.03271
11. Avgerinou M., Bertoldi P., Castellazzi L. Trends in Data Centre Energy Consumption under the European Code of Conduct for Data Centre Energy Efficiency. *Energies*, 2017, vol. 10, no. 10. DOI: 10.3390/en10101470
12. De Vries A. The Growing Energy Footprint of Artificial Intelligence. *Joule*, 2023, vol. 7, no. 10, pp. 2191–2194. DOI: 10.1016/j.joule.2023.09.004
13. Siddik M.A.B., Shehabi A., Marston L. The Environmental Footprint of Data Centers in the United States. *Environmental Research Letters*, 2021, vol. 16, no. 6. DOI: 10.1088/1748-9326/abfba1
14. Khudzhaidov D.Kh., Rusina A.G., Matrenin P.V. et al. [Development of models for the forecasting of electricity consumption based on time series in isolated electrical power systems]. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы*, 2020, no. 3, pp. 23–27. (In Russ.) DOI: 10.18503/2311-8318-2020-3(48)-23-27 EDN: YQJSSA

Conflict-of-interest notification

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.