



Влияние параметров информационных потоков и типов вычислительных нагрузок на энергоэффективность систем обеспечения микроклимата ЦОД

Рецензия эксперта на статью получена
21.05.2026 [The expert review of the article
was received on May 21, 2026]

Обеспечение требуемого уровня качества данных, таких как достоверность, целостность, актуальность и доступность, в условиях динамически изменяющихся неоднородных рабочих нагрузок, оказывающих разное влияние на информационно-технологическое оборудование (ИТО), является одной из первоочередных задач эксплуатации центров обработки данных (ЦОД) [1].

Под рабочей (вычислительной) нагрузкой на ИТО в контексте ЦОД принято понимать определённую совокупность задач, запросов и процессов, выполняющихся в информационно-технологическом оборудовании в течение определённого промежутка времени [2]. Данная совокупность состоит из неоднородных, разнообразных вычислительных операций, таких как обработка данных, моделирование, хранение, передача информации и т.д. [3].

Ежегодно создаются новые виды и модели информационных технологий, обработка, вычисление и хранение которых являются энергозатратными процессами.

В связи с этим наблюдается ужесточение требований к инженерной инфраструктуре ЦОД, которая должна обеспечивать не только высокую производительность и надёжность работы ИТО, но и поддерживать рекомендуемый уровень энергоэффективности климатических систем жизнеобеспечения [4]. На рис. 1 показана шкала развития разнородных типов нагрузки на ИТО [5–8].

Сохраняющиеся тенденции развития, использования цифровых технологий, включающие экспоненциальный рост криптовалютных операций и масштабное международное внедрение систем ИИ, детерминируют значительное увеличение энергопотребления ЦОД [9].

Согласно прогнозам Международного энергетического агентства (IEA), приведённым в отчёте «Энергетика и искусственный интеллект» [10], динамика глобального энергопотребления центров обработки данных характеризуется существенной сценарной вариативностью, обусловленной неопределённостью темпов

УДК 697.148. Научная специальность: 2.1.3.

Влияние параметров информационных потоков и типов вычислительных нагрузок информационно-технологического оборудования на энергоэффективность систем обеспечения микроклимата центров обработки данных

Артём Александрович Носовец, аспирант, Национальный исследовательский университет ИТМО (Университет ИТМО); **Игорь Олегович Роголь**, аспирант, Университет ИТМО; **Андрей Алексеевич Никитин**, к.т.н., доцент, ОЦ «Энергоэффективные инженерные системы» Университета ИТМО; **Сергей Сергеевич Муравейников**, к.т.н., Университет ИТМО

Центры обработки данных (ЦОД) являются базовыми элементами цифровой инфраструктуры, обеспечивающими хранение, обработку и передачу значительных объемов информации. С ростом требований, предъявляемых к уровню энергоэффективности ЦОД, и ежегодным масштабированием разнородных типов информационных нагрузок возникает необходимость в анализе взаимосвязи между видами обрабатываемых данных, их качественными характеристиками и энергопотреблением информационно-технологического оборудования (ИТО). Установлена взаимосвязь между типом нагрузки ИТО, показателями качества обрабатываемых данных, энергопотреблением и тепловыделением ИТО. Предложен подход к динамической адаптации систем жизнеобеспечения ЦОД, основанный на определении информационной энтропии как количественного показателя обрабатываемых данных, и интегрального показателя их качества, что позволит оптимизировать распределение ресурсов и улучшить тепловой баланс ЦОД.

Ключевые слова: ЦОД, энергоэффективность, энергопотребление ИТО, коэффициент использования энергии, качественные характеристики, классификация типов информационных нагрузок.

UDC 697.148. Scientific specialty number: 2.1.3.

Impact of information flow parameters and types of computational workloads of information technology equipment on the energy efficiency of data center climate control systems

Artem A. Nosovets, postgraduate student, ITMO National Research University (ITMO University, Moscow); **Igor O. Rogal**, postgraduate student, ITMO University; **Andrey A. Nikitin**, PhD (Engineering), Associate Professor, "Energy Efficient Engineering Systems" Educational Center at ITMO University; **Sergey S. Muraveynikov**, PhD (Engineering), ITMO University

Data processing centers (data centers) are the basic elements of the digital infrastructure that ensure the storage, processing and transmission of significant amounts of information. With increasing demands on the energy efficiency of data centers and the annual scaling of heterogeneous types of information loads, it becomes necessary to analyze the relationship between the types of data being processed, their qualitative characteristics, and the energy consumption of information technology equipment. The relationship between the type of load of information technology equipment, indicators of the quality of processed data, energy consumption and heat dissipation of information technology equipment has been established. An approach to the dynamic adaptation of data center life support systems is proposed, based on the definition of information entropy as a quantitative indicator of the processed data and an integral indicator of their quality, which will optimize resource allocation and improve the thermal balance of the data center.

Key words: data processing centers, energy efficiency, energy consumption of IT equipment, energy utilization factor, qualitative characteristics, classification of information load types.



Рис. 1. Временная шкала развития типов нагрузки на ИТО в период с 2000 по 2024 годы [5–8]

внедрения технологий искусственного интеллекта, динамики повышения энергоэффективности климатических систем жизнеобеспечения ЦОД и инфраструктурных ограничений. Согласно траектории развития спроса на мировое энергопотребление ЦОД, по сценарию Lift-OFF к 2035 году значительно превысит показатели 2022 года, составившие примерно 460 ТВт·ч, пройдя отметку в 1700 ТВт·ч и достигнув 4,4% мирового спроса на электроэнергию.

При этом исследования показывают, что приблизительно 40% от общего среднего энергопотребления центров обработки данных приходится на системы кондиционирования воздуха (СКВ) [11].

Существуют различные методы повышения энергоэффективности центров обработки данных: использование «свободного охлаждения» (free cooling), консолидация серверов и технологии виртуализации, линейаризованное управление

нагрузкой на вычислительную технику и систем охлаждения, интеграция возобновляемых источников энергии и систем рекуперации бросового тепла.

Первый подход предполагает использование более холодной естественной среды (наружный воздух, вода из водоемов или грунта) для охлаждения информационного технологического оборудования, вместо энергоёмких компрессорных чиллеров, при этом система автоматически переключается между режимами free cooling и «традиционного» механического охлаждения в зависимости от температуры наружной среды [12].

Второй метод предполагает размещение нескольких виртуальных машин на меньшем количестве физического оборудования при помощи технологий виртуализации, с целью отключения простаивающего серверного оборудования и повышения коэффициента полезного использования ИТО [13].

В третьем случае предлагается использование адаптивных алгоритмов управления и оптимизационных моделей для уменьшения потребления электроэнергии на системы охлаждения, в зависимости от рабочих нагрузок и температурных условий в режиме реального времени [14].

Способы повышения энергоэффективности центров обработки: использование «свободного охлаждения» (free cooling), консолидация серверов и технологии виртуализации, линейаризованное управление нагрузкой на вычислительную технику и систем охлаждения, интеграция ВИЭ и систем рекуперации бросового тепла

Четвёртое направление предлагает интеграцию гибридной системы электропитания с включением возобновляемых источников электроэнергии (ВИЭ) и использование систем возврата тепла, выделяемого в ходе функционирования ИТО, например, посредством теплового насоса [15].

Изложенные выше методы фокусируются на повышении эффективности отдельных компонентов и процессов, не учитывая разнородность типов нагрузки на ИТО, их динамический профиль и качество обрабатываемых данных. Целью данной работы является анализ качественных характеристик обрабатываемой информации с учётом разнородных типов нагрузки, оказывающих дифференцированное влияние на производительность и энергоэффективность информационно-технологического оборудования и климатических систем жизнеобеспечения.

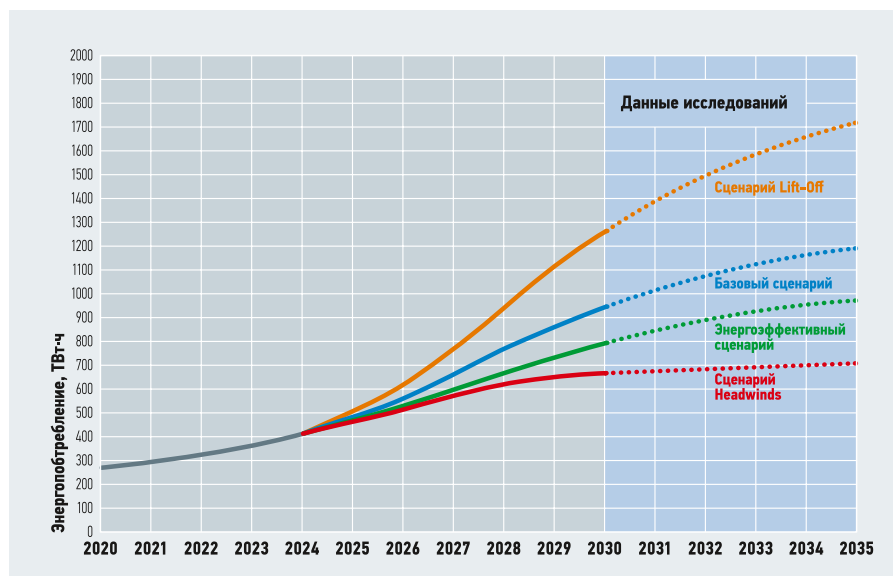


Рис. 2. Глобальное энергопотребление центров обработки данных (в разбивке по степени чувствительности) с 2020 по 2035 годы [10]

:: Классификация вычислительных нагрузок по доминирующему типу вычислительных операций и нагрузки

табл. 1

№	Тип вычислительной нагрузки	Доминирующий тип вычислительной операции	Лимитирующий аппаратный ресурс	Основные характеристики	Пример
1	CPU-intensive	Арифметико-логические операции, операции управления потоком выполнения, последовательная и многопоточная обработка инструкций	Система центральных процессоров	Производительность определяется тактовой частотой, количеством ядер, микроархитектурой процессора, эффективностью распараллеливания и использованием векторных инструкций	Компиляция программного кода, криптографические вычисления, численное моделирование, символьные вычисления, обработка транзакций
2	GPU-intensive	Матрично-векторные, тензорные и иные высоко параллельные операции	Система графических процессоров или специализированных ускорителей	Характеризуются высокой степенью параллелизма, значительной нагрузкой CUDA (тензорных ядер), зависимостью от пропускной способности видеопамати и эффективности специализированных библиотек	Обучение нейронных сетей, инференс моделей ИИ, обработка изображений и видео, задачи линейной алгебры большого масштаба, моделирование на ускорителях
3	Memory-bound	Операции чтения, записи и перемещения данных между уровнями памяти, частые обращения к RAM и cache-памяти	Подсистемы оперативной памяти и кэш-памяти	Производительность ограничивается пропускной способностью памяти, латентностью доступа к данным и эффективностью локальности данных	Обработка больших массивов данных, графовые алгоритмы, аналитические задачи с нерегулярным доступом к памяти, сортировка и поиск в крупных структурах данных
4	I/O-intensive	Операции чтения и записи данных на устройства хранения, обращения к файловой системе и внешним накопителям	Подсистемы ввода-вывода и хранения данных	Существенная часть времени расходуется на операции обмена с накопителями. Критично IOPS, пропускная способность интерфейсов и задержки доступа	Резервное копирование, архивирование, файловый обмен, журналирование, работа с базами данных, обработка больших файловых массивов
5	Network-bound	Операции передачи данных между вычислительными узлами, сетевые запросы и обмен сообщениями	Сетевая инфраструктура и сетевые интерфейсы	Производительность определяется пропускной способностью канала, сетевой задержкой, числом сетевых взаимодействий и эффективностью протоколов передачи данных	Распределённые вычисления, микросервисные приложения, облачные сервисы, удалённое хранение данных, потоковая передача информации, межузловая синхронизация

* Составлено авторами на основе обобщения подходов к профилированию вычислительных нагрузок и идентификации лимитирующих аппаратных ресурсов.

Классификация типов нагрузок информационно-технологического оборудования

Для комплексного анализа взаимосвязи энергопотребления с последующим тепловыделением ИТО, в зависимости от обрабатываемых вычислительных задач, необходимо классифицировать типы вычислительных нагрузок по нескольким базовым критериям:

1. Доминирующий тип вычислительной операции, под которым следует понимать класс элементарных или составных операций, преобладающих в структуре вычислительного процесса и определяющих характер использования аппаратных ресурсов вычислительной системы. Именно данный тип операций в наибольшей степени влияет на производительность, энергопотребление и связанное с ним тепловыделение оборудования.

2. Доминирующий тип вычислительной нагрузки, под которым, в свою очередь, следует понимать определённый профиль функционирования вычислительной системы, при котором насыщение определённого аппаратного ресурса наступает раньше других и именно этот ресурс становится лимитирующим фактором, задающим предельные значения быстродействия, времени отклика, пропускной способности, энергопотребления и тепловыделения.

Таким образом, доминирующий тип вычислительной операции характеризует преобладающий вид выполняемых действий, тогда как доминирующий тип нагрузки отражает, какой именно ресурс системы оказывается критическим при

реализации данного вычислительного процесса. Классификация по доминирующему типу вычислительной операции и соответствующему доминирующему типу нагрузки может быть представлена в виде табл. 1 [16].

В действующих вычислительных системах отдельная задача может последовательно переходить из одного класса в другой, в зависимости от стадии выполнения, что требует учёта динамического характера профиля нагрузки при анализе энергопотребления и тепловых режимов [17].

С точки зрения временной динамики вычислительные операции и нагрузки различаются по характеру изменения интенсивности во времени, что служит основополагающим фактором для анализа нестационарного энергопотребления и прогнозирования тепловых режимов систем микроклимата ЦОД.

По временной динамике вычислительные нагрузки целесообразно подразделять на стационарные, импульсные, периодические и стохастические:

1. Стационарные нагрузки характеризуются относительно стабильным уровнем потребления вычислительных ресурсов во времени и, как правило, соответствуют сервисам с равномерным трафиком и предсказуемым режимом функционирования.

2. Импульсные нагрузки отличаются наличием кратковременных, но выраженных пиков активности, которые приводят к резкому увеличению энергопотребления и локальным тепловым скачкам.

3. Периодические нагрузки проявляются в виде регулярно повторяющихся циклов активности, формируемых суточными,

недельными или иными временными интервалами, что характерно, в частности, для систем бизнес-аналитики, пакетной обработки данных и регламентных вычислений.

4. Стохастические нагрузки характеризуются случайным и трудно прогнозируемым изменением интенсивности во времени, что типично для облачных сред, публичных цифровых сервисов и многопользовательских распределённых платформ.

По степени приоритетности вычислительные нагрузки подразделяются на критические, приоритетные, фоновые и тестовые:

1. Критические нагрузки (latency-critical) включают процессы, для которых нарушение временных параметров выполнения, снижение доступности или потеря данных являются недопустимыми, поскольку могут привести к отказу ключевых сервисов, нарушению устойчивости функционирования системы или существенным эксплуатационным потерям.

2. Приоритетные нагрузки (best-effort/batch) охватывают задачи, имеющие высокую практическую значимость и требующие главным образом выделения вычислительных ресурсов, однако допускающие ограниченное снижение производительности без перехода системы в критическое состояние.

3. Фоновые нагрузки (production/non-production) представляют собой процессы, выполнение которых не требует немедленной обработки и может осуществляться с пониженным приоритетом, без существенного влияния на функционирование основных сервисов.

4. Тестовые нагрузки (*development/test workloads*) связаны с задачами проверки, отладки, моделирования и экспериментальной оценки программно-аппаратных средств и, как правило, реализуются в целях контроля работоспособности, верификации характеристик или анализа устойчивости системы.

По степени параллелизма вычислительные нагрузки подразделяются на последовательные, многопоточные и массово-параллельные, что позволяет оценить характер распределения вычислений между доступными аппаратными ресурсами и потенциал масштабирования вычислительного процесса. Данная классификация представлена в табл. 2.

По энергетическому профилю вычислительные нагрузки можно классифицировать на линейные, нелинейные и термоинерционные, что позволит учитывать характер зависимости потребляемой мощности и теплового отклика оборудования от уровня (кластера) и динамики вычислительной активности:

1. Линейные нагрузки характеризуются приблизительно пропорциональной зависимостью энергопотребления от уровня вычислительной загрузки. При увеличении интенсивности обработки данных потребляемая электрическая мощность возрастает относительно равномерно, без выраженных скачков и пороговых эффектов. Нагрузки данного типа удобны для прогнозирования, поскольку их энергетический профиль допускает сравнительно простую аппроксимацию линейными моделями.

2. Нелинейные нагрузки характеризуются непропорциональным изменением энергопотребления при росте вычислительной активности. Для них типично наличие участков ускоренного увеличения потребляемой мощности, связанных с переходом оборудования в иные режимы функционирования, изменением тактовой частоты, напряжения питания, степени загрузки вычислительных компонентов или активацией дополнительных аппаратных ресурсов. Вследствие этого даже умеренное увеличение нагрузки может сопровождаться существенно более значительным ростом энергопотребления и тепловыделения.

3. Термоинерционные нагрузки характеризуются тем, что тепловой отклик вычислительного оборудования запаздывает относительно изменения вычислительной нагрузки и потребляемой мощности. В данном случае рост или снижение температуры элементов системы происходит не мгновенно, а с определённой временной задержкой, обусловленной тепловой

❖ Классификация вычислительных нагрузок на ИТО по степени параллелизма

табл. 2

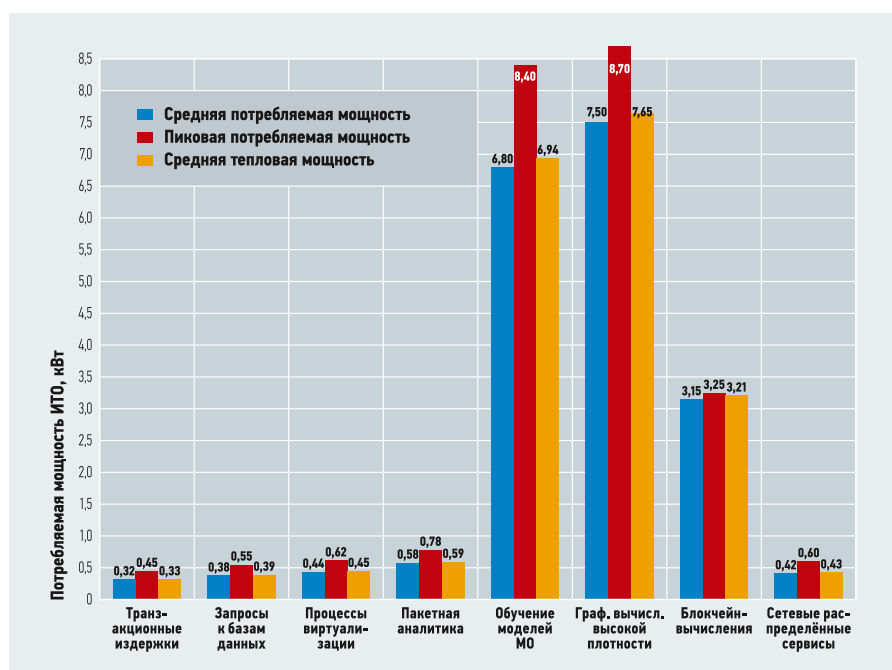
Тип вычислительной нагрузки	Характеристика выполняемого процесса	Пример процессов
Последовательный	Низкий уровень параллелизма, при котором вычислительный процесс реализуется преимущественно в виде последовательно выполняемых операций	Элементарные алгоритмы последовательной обработки, однопоточные служебные процессы, отдельные транзакционные операции
Многопоточный	Выполнение задач в виде нескольких параллельно исполняемых потоков, распределяемых между ядрами центрального процессора	Серверные приложения, параллельная обработка данных на системах CPU, многопоточные вычислительные библиотеки
Массово-параллельный	Высокий уровень параллелизма, при котором вычислительный процесс распределяется между большим числом одновременно работающих потоков или вычислительных элементов	Обучение нейронных сетей, обработка графики, моделирование на системах GPU, высокопроизводительные кластерные вычисления

ёмкостью материалов, конструктивными особенностями оборудования и инерционностью систем охлаждения. Учёт данного типа нагрузок является базисным при анализе нестационарных режимов работы ЦОД, поскольку мгновенные изменения энергопотребления не всегда непосредственно отражаются в текущем тепловом состоянии оборудования.

Необходимо сделать акцент на том, что в действующих вычислительных системах энергетический профиль нагрузки может сочетать признаки нескольких классов, вследствие чего его идентификация требует учёта как электрических, так и тепловых параметров оборудования. Следует подчеркнуть существенную вариабельность энергопотребления ИТО и последующие тепловыделения в зависимости от типа или класса вычислительной нагрузки.

Согласно актуальным исследованиям [18–21], наиболее энергоёмкими вычислительными операциями является глубокое машинное обучение (Deep Learning, DL)

нейронных сетей на ускорителях класса NVIDIA H100, нормированное энергопотребление которых составляет порядка 0,018–0,024 Вт на CUDA-ядро в энергоэффективной области режимов и до 0,041 Вт на CUDA-ядро в верхней границе рабочего power budget. Для криптографических вычислений класса SHA-256, применяемых в вычислительных задачах майнинга, по данным многоканальной FPGA-реализации, характерны значения порядка 0,031–0,042 Вт на одно SHA-256 core. В свою очередь, для задач обработки статических изображений при выполнении инференса на GPU класса NVIDIA RTX 3070 нормированное энергопотребление составляет порядка 0,006–0,009 Вт на CUDA-ядро на ResNet-50 и MobileNetV2, в зависимости от программного стека и размера пакета, как демонстрируют исследования [18, 22, 23]. Следовательно, можно констатировать наличие зависимости потребления энергии с последующим тепловыделением от вида нагрузки на ИТО (рис. 3).



❖ Рис. 3. Сравнительная диаграмма среднего энергопотребления и средней тепловой мощности ИТО для различных классов вычислительных нагрузок

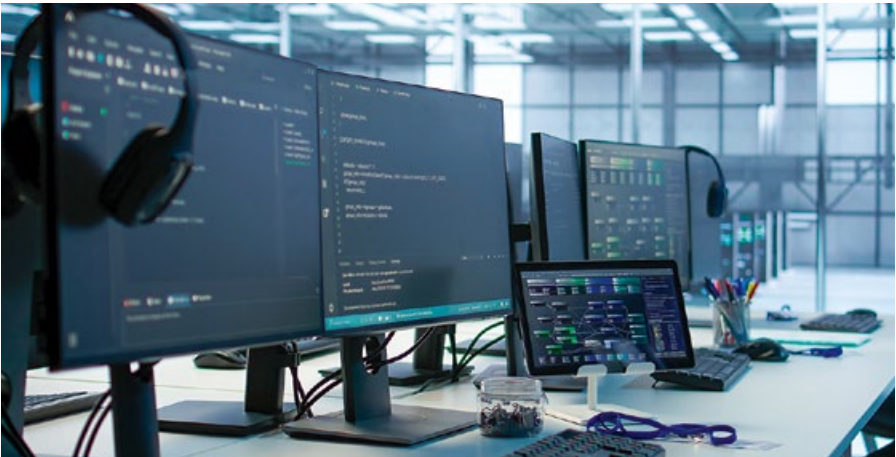
Приведённые значения носят демонстрационный характер и предназначены для сравнительного анализа энергетического и теплового профиля различных типов вычислительных нагрузок при использовании репрезентативных аппаратных платформ, указанных в табл. 3.

С целью обеспечения методологической определённости предлагается классифицировать вычислительные нагрузки по тепловыделению, основываясь на величине и временной структуре теплового потока, формируемого ИТО в процессе обработки вычислительных задач.

:: Репрезентативные аппаратные платформы для сравнительного анализа энергетического и теплового профиля типов вычислительных нагрузок

табл. 3

№	Тип вычислительной нагрузки	Репрезентативная аппаратная платформа
1	Транзакционные нагрузки	2-socket CPU server
2	Запросы к базам данных	2-socket CPU server + NVMe
3	Виртуализация	2-socket hypervisor host
4	Пакетная аналитика	2-socket scale-out analytics node
5	Обучение моделей машинного обучения	8×H100 GPU node
6	GPU-вычисления высокой плотности	8×H100 GPU node
7	PoW-блокчейн-вычисления	1 ASIC mining rig
8	Сетевые распределённые сервисы	2-socket microservice host



В отличие от указанных выше классификаций, опирающихся на тип вычислительных операций или характер использования аппаратных ресурсов, данный подход ориентирован на тепловой эффект от вычислительной нагрузки, как на непосредственно ключевой параметр для анализа энергетической эффективности и управления климатическими системами жизнеобеспечения ЦОД. В качестве классификационных признаков целесообразно использовать среднюю тепловую мощность, пиковую тепловую мощность, локальную плотность тепловыделения, скорость изменения температуры во времени, а также наличие или отсутствие выраженных тепловых циклов.

С учётом указанных классификационных признаков вычислительные нагрузки предлагается подразделять на низкотепловыделяющие, умеренно тепловыделяющие, высокотепловыделяющие, пиково-теповыделяющие и термоциклические:

1. Низкотепловыделяющими предлагается считать нагрузки, при которых формируемая тепловая мощность остаётся на сравнительно низком уровне, не приводит к существенному отклонению температурных параметров оборудования от стационарного режима и не вызывает образования локальных зон перегрева. Для данного класса характерны малые значе-

ния средней и пиковой тепловой мощности, а также низкая скорость изменения температуры во времени. К данному типу могут быть отнесены фоновые служебные процессы, задачи мониторинга, малонагруженные прикладные сервисы и иные режимы, при которых тепловое воздействие на инженерную инфраструктуру ЦОД является незначительным.

2. Умеренно тепловыделяющими предлагается считать нагрузки, для которых характерен устойчивый средний уровень тепловыделения без резких температурных скачков и без быстрого достижения критических температурных ограничений. В условиях данного режима тепловое состояние ИТО изменяется ожидаемо и может быть описано в рамках квазистационарного приближения. К указанному классу можно относить типовые серверные приложения, транзакционные системы, регулярную пакетную обработку и иные вычислительные процессы, формирующие стабильный и управляемый тепловой профиль.

3. Высокотепловыделяющими предлагается считать нагрузки, характеризующиеся значительной средней тепловой мощностью, высокой плотностью тепловыделения и устойчивой тенденцией к росту температуры вычислительных компонентов при продолжительном функциониро-

вании. Для данного класса ожидаемо приближение к температурным ограничениям оборудования, увеличение нагрузки на подсистемы охлаждения и повышение вероятности перехода вычислительных узлов в режимы температурного ограничения производительности. К этому типу относятся высокопроизводительные вычисления, интенсивные задачи CPU и GPU, функционирование моделей машинного обучения, масштабные матричные вычисления и иные режимы, сопровождающиеся длительным высоким тепловыделением.

4. Пиково-теповыделяющими предлагается считать нагрузки, для которых определяющим признаком является кратковременно-динамичное, но существенное увеличение тепловой мощности, сопровождающееся высокой скоростью роста температуры и возможным формированием локальных точек тепловых перегрузок. В отличие от высокотепловыделяющих нагрузок, в этом случае критическое значение имеет не столько средний уровень тепловыделения, сколько наличие выраженных кратковременных тепловых максимумов. Такой тип нагрузки в контексте управления трафиком Quality of Service (QoS) характерен для burst-сценариев, кратковременных фаз интенсивной обработки данных, резких всплесков пользовательской активности и иных переходных режимов, при которых тепловой отклик системы имеет ярко выраженный нестационарный характер.

5. Термоциклическими предлагается считать нагрузки, вызывающие повторяющееся чередование фаз нагрева и охлаждения оборудования вследствие периодического или нерегулярного изменения интенсивности вычислений. Существенным признаком данного класса является не только величина тепловыделения, но и сам факт многократного повторения температурных циклов, способных оказывать влияние на эксплуатационные характеристики аппаратных компонентов.

К этому классу могут быть отнесены периодические аналитические задачи, регламентные вычисления, волнообразные облачные нагрузки и иные сценарии, при которых температурный режим оборудования изменяется циклически.

Вышеописанная классификация вычислительных нагрузок на ИТО по уровню тепловыделения носит аналитико-теоретический характер и используется в настоящем исследовании для установления взаимосвязи между профилем вычислительной нагрузки, тепловым состоянием информационно-технологического оборудования и режимами функционирования систем обеспечения параметров микроклимата ЦОД. При этом классы, основанные на уровне тепловыделения оборудования, и классы, базирующиеся на его временных характеристиках, имеют возможность частично пересекаться и образовывать определённые комбинированные категории.

Качество обрабатываемых данных ИТО, метрики энергоэффективности

Текущие исследования [24, 25] демонстрируют, что энергопотребление ИТО обуславливается не только типом вычислительной нагрузки, но и качеством обрабатываемых данных, показывая весомую корреляцию между качеством данных и энергетическими затратами. Наличие шумов, дублирующихся и устаревших, некорректных форматов и иных дефектов данных приводит к росту вычислительных затрат на их очистку и преобразование, увеличивает интенсивность операций хранения и ввода-вывода, а также может повышать сетевые издержки вследствие повторной передачи данных.

Согласно рекомендациям Google Cloud, указанным в отчёте по устойчивой архитектуре [24], решения, связанные с качеством, объёмом и размещением данных, способны существенно влиять на энергопотребление цифровой инфраструктуры. При этом низкокачественные, дублирующиеся и устаревшие данные не только занимают избыточные ресурсы хранения, но и приводят к дополнительному энергопотреблению при их последующем использовании в аналитике и обучении моделей искусственного интеллекта. В обзорах по энергоэффективной инженерии данных также отмечается [25], что вычислительно ёмкие операции очистки и преобразования данных, избыточные трансформации, неэффективные форматы хранения, повторные чтения с диска и чрезмерные операции ввода-вывода относятся к числу основных источников роста энергозатрат в пайплайнах обработки данных.

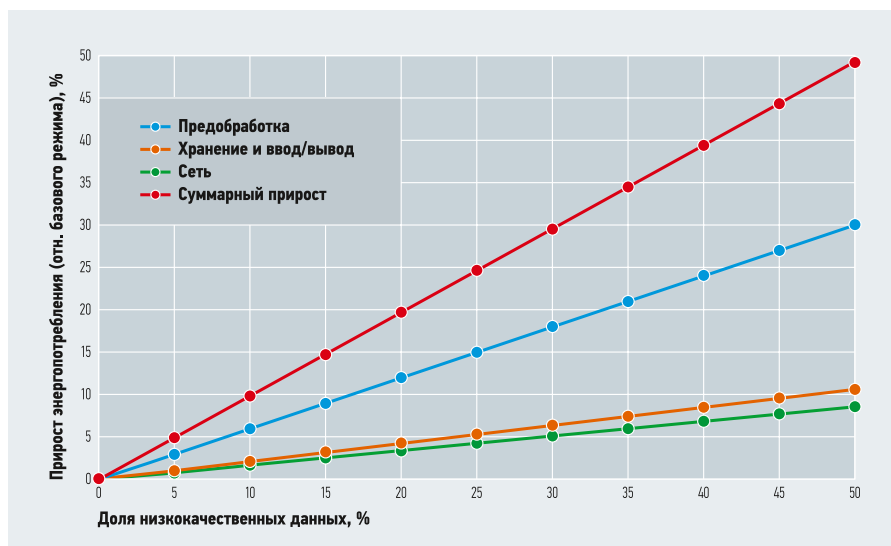


Рис. 4. Зависимость относительного прироста энергопотребления вычислительной системы от доли низкокачественных данных при выполнении различных операций

Кроме того, в сетевых системах потери пакетов и необходимость повторной передачи данных сопровождаются дополнительными энергетическими затратами, а их величина определяется параметрами трафика, характеристиками передачи и архитектурой вычислительной среды ИТО [26, 27].

На основании вышеизложенного на рис. 4 представлен график, иллюстрирующий зависимость относительного прироста энергопотребления от доли низкокачественных данных с разделным учётом вклада дополнительной предобработки, хранения и операций ввода-вывода, а также сетевой передачи.

Построение зависимостей выполнено методом линейной интерполяции между значением энергопотребления в режиме холостого хода и экспериментально-исследовательском режиме, зафиксированном опорными значениями. Для компо-

нентов предобработки использована прокси-оценка порядка 30 %, полученная на основании данных [28], где уменьшение доли обучающих данных сопровождалось снижением энергопотребления примерно на 20–41 % в зависимости от аппаратной конфигурации и режима обучения.

Суммарная зависимость представляет собой аддитивную агрегацию указанных компонентов, данная агрегация не является результатом единого натурного эксперимента и не учитывает потенциальные нелинейные эффекты взаимодействия компонентов.

Следовательно, качество информации в контексте функционирования центров обработки данных представляет собой многомерную метрику, связанную с надёжностью процессов обработки, передачи и хранения данных, влияющей в том числе на энергетический и, как следствие, тепловой баланс дата-центров.





В прикладной литературе качество данных и информации обычно характеризуется определёнными атрибутивными понятиями, такими как точность, полнота, своевременность, согласованность, контекстуальность и интерпретируемость [29]. Вместе с тем в рамках концепции [30] используется иная совокупность измерений, таких как информационные качества, включающие разрешающую способность данных, структуру данных, интеграцию данных, временную релевантность, экстраполируемость, хронологическую согласованность данных и цели, гранулярность, формализацию конструкта и коммуникацию. Параметр гранулярности может включать в себя многоуровневую детализацию данных об энергетических показателях: общую потребляемую мощность стойки, энергопотребление каждого сервера, энергетические затраты каждого компонента сервера (CPU, RAM, системы хранения и т.д.).

Использование взвешенной аддитивной свёртки предполагает сопоставимость и предварительную нормировку частных атрибутивных показателей качества, а также допускает частичную компенсацию снижения одних параметров качества повышением других.

На данный момент в качестве ключевого (общепринятого) метрического инструмента для оценки эффективности оптимизации энергопотребления ЦОД используется коэффициент Power Usage Effectiveness (PUE), отражающий отношение общей потребляемой энергии к энергопотреблению ИТ-оборудования [31].

В дополнение к PUE существует обратный показатель Data Center Infrastructure Efficiency (DCIE), определяемый как отношение энергопотребления ИТО к общему потреблению энергии дата-центра [31]. Данный параметр упоминается в международных экологических стандартах, например, в международной рейтинговой

системе «зелёного» строительства Leadership in Energy and Environmental Design (LEED) [31], и применяется для оценки эффективности функционирования систем охлаждения.

Для проведения более детального анализа эффективности систем охлаждения на уровне отдельных серверных стоек используется Rack Cooling Index (RCI), имеющий две метрики оценивания — по максимальной (HI) и минимальной (LO) температурам, определяемых по следующим формулам [32]:

$$RCI_{(HI)} = \left(1 - \frac{t_{\max} - t_{\text{rec}}}{t_{\max} - t_{\text{sup}}} \right) \times 100 \% ; \quad (1)$$

$$RCI_{(LO)} = \left(1 - \frac{t_{\max} - t_{\text{rec}}}{t_{\max} - t_{\text{sup}}} \right) \times 100 \% , \quad (2)$$

где $t_{\max}$ и $t_{\min}$ — максимально и минимально допустимые температуры согласно паспортным данным, °C; t_{rec} — фактическая температура на входе в стойку, °C; t_{sup} — температура подаваемого холодного воздуха, °C.

Выявленная взаимосвязь между типами информационных нагрузок, качественными характеристиками обрабатываемой информации и энергопотреблением ИТО формирует методологическую основу для построения подхода, в рамках которого информационная энтропия рассматривается как количественная мера состояния и структуры обрабатываемых данных [33], а качество информации — как совокупность расчётных показателей её релевантности и пригодности для последующей обработки.

Теоретическим основанием данного подхода выступает энтропия Клода Элвуда Шеннона [33], выражаемая формулой:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i), \quad (3)$$

где $H(x)$ — энтропия системы; P_i — вероятность i -го события или символа; n — число возможных событий.

Энтропия Шеннона характеризует степень неопределённости, структурной неоднородности и вариативности информационного потока. В условиях функционирования ЦОД увеличение энтропии обрабатываемых данных может быть интерпретировано как признак возрастания информационной сложности, сопровождающейся расширением множества возможных состояний системы и, как следствие, увеличением объёма операций сортировки, фильтрации, декодирования, преобразования, верификации, передачи и повторной обработки данных. Это приводит к росту загрузки вычислительных ядер, подсистем памяти, хранения и сете-





вого взаимодействия, что обуславливает увеличение потребляемой электрической мощности ИТО. Поскольку в установившемся режиме потребляемая электроэнергия в конечном счёте рассеивается в форме тепла, рост вычислительной ак-

тивности, связанный с обработкой более энтропийно насыщенных и менее качественных данных, закономерно сопровождается увеличением тепловыделения и усилением нагрузки на системы обеспечения параметров микроклимата ЦОД.

Дополнительное теоретическое обоснование указанной связи обеспечивается принципом Рольфа Ландауэра [34], в соответствии с которым логически необратимые операции обработки информации, прежде всего стирание и перезапись данных, обладают фундаментально обусловленной энергетической ценой.

Следовательно, информационная энтропия и интегральные показатели качества данных могут быть использованы в качестве расчётных предикторов изменения вычислительной активности, энергопотребления ИТО и связанного с ним теплового потока. Это создаёт методологическую основу для формирования подхода, заключающегося в динамической адаптации систем жизнеобеспечения ЦОД к изменяющимся параметрам информационных потоков, обеспечивая снижение энергопотребления за счёт более рационального распределения вычислительных ресурсов, сокращения избыточной обработки данных и повышения эффективности управления тепловым режимом ЦОД, исключая точки локального перегрева или переохлаждения. ●

1. Wang R.Y., Strong D.M. Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*. 1996. Vol. 12. Issue 4. Pp. 5–34.
2. Moore J., Chase J., Farkas K., Ranganathan P. Data center workload monitoring, analysis, and emulation. Eighth Workshop on Computer Architecture Evaluation using Commercial Workloads (CAECW-2005). February 2005. Pp. 1–8.
3. Versluis L., Cetin M., Greeven C., Laursen K., Podareanu D., Codreanu V., Uta A., Iosup A. A holistic analysis of datacenter operations: Resource usage, energy, and workload characterization — extended technical report. *arXiv* (preprint). Sub. on July 5, 2021. No. 2107. Art. 11832.
4. Гаджиев Г. Инструменты энергоэффективности ЦОД // Век качества. 2012. №1–2. С. 62–66.
5. Masanet E., Shehabi A., Lei N., Smith S.J., Koomey J. Re-calibrating global data center energy-use estimates. *Science*. 2020. Vol. 367. Issue 6481. Pp. 984–986.
6. Shehabi A., Smith S.J., Sartor D.A., Brown R.E., Herrlin M., Koomey J.G., Masanet E., Horner N., Azevedo I.L., Lintner W. United States data center energy usage report 2026. Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL). Berkeley, CA, USA. 2016. 76 p.
7. Shehabi A., Smith S.J. Data center growth in the United States: Decoupling the demand for services from electricity use. *Environmental Research Letters*. 2018. Vol. 13. Issue 12. Art. 124030.
8. Koomey J.G. Worldwide electricity used in data centers. *Environmental research letters*. 2008. Vol. 3. Issue 3. Art. 034008.
9. Andrae A.S.G. Projecting the chiaroscuro of the electricity use of communication and computing from 2018 to 2030. *ResearchGate* (preprint). 2019. 22 p.
10. Electricity 2024. Analysis and forecast to 2026. International Energy Agency (IEA). Paris, France. January 2024. 170 p.
11. Jamal H.M., Chaudhry T.M., Tahir U., Rustam F., Hur S., Ashraf I. Hotspot-aware workload scheduling and server placement for heterogeneous cloud data centers. *MDPI Energies*. 2022. Vol. 15. Issue 7. Art. 2541.
12. Zhang Y., Wei Zh., Zhang M. Free cooling technologies for data centers: energy saving mechanism and applications. *Energy Procedia*. 2017. Vol. 143. Pp. 410–415.
13. Varasteh A., Goudarzi M. Server consolidation techniques in virtualized data centers: A survey. *IEEE Systems Journal*. 2015. Vol. 11. Issue 2. Pp. 772–783.
14. Rostami S., Down D.G., Karakostas G. Linearized data center workload and cooling management. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2024. Vol. 22. Pp. 3502–3514.
15. Zhou Ch., Hu Y., Liu R., Liu Y., Wang M., Luo H., Tian Zh. Energy performance study of a data center combined cooling system integrated with heat storage and waste heat recovery system. *MDPI Buildings*. 2025. Vol. 15. Issue 3. Art. 326.
16. Beloglazov A. Energy-efficient management of virtual machines in data centers for cloud computing. PhD thesis. The Department of Computing and Information Systems, University of Melbourne. Melbourne, Australia. February 27, 2013. 235 p.
17. ASHRAE TC 9.9. Thermal guidelines for data processing environments. Fifth Edition. ASHRAE. Atlanta Georgia, USA. 2021.
18. Mayr M., Wind S., Schröder L., Hager G., Köstler H., Wellein G. AI application benchmarking: Power-aware performance analysis for vision and language models. *arXiv* (preprint). Sub. on March 17, 2026. 12 p.
19. Latif I., Newkirk A.C., Carbone M.R., Munir A., Lin Y., Koomey J., Yu Xi, Dong Zh. Empirical measurements of AI training power demand on a GPU-accelerated node. *arXiv* (preprint). Sub. on December 11, 2024. 7 p.
20. Santos Jr. C.E.B., da Silva L.M.D., Torquato M.F., Silva S.N., Fernandes M.A.C. Secure Hash Algorithm 256 (SHA-256) hardware proposal for IoT devices in the blockchain context. *MDPI Sensors*. 2024. Vol. 24. Issue 12. Art. 3908.
21. Fong L.Y., Sadiq Sh., Ab Rahman Ab Al-H., Zabidi M.M.A., Syafiq M.U. Power-Efficient ASIC Implementation of Double SHA-256 for Proof of Work Mining. *Elektrika — Journal of Electrical Engineering*. 2025. Vol. 24. Issue 1. Pp. 41–46.
22. Alizadeh N., Castor F. Green AI: A preliminary empirical study on energy consumption in DL models across different runtime infrastructures. *Proc. of the IEEE/ACM 3rd International Conference on AI Engineering-Software Engineering for AI (CAIN-2024)*. 2024. Pp. 134–139.
23. NVIDIA Hopper architecture in-depth. NVIDIA Developer: Technical Blog. Web-source: developer.nvidia.com. Access date: March 12, 2026.
24. The energy cost of bad data in cloud systems. Technical Report (2023). Google Cloud. Web-source: cloud.google.com. Access date: March 25, 2026.
25. Arul K. Energy-efficient data engineering practices for big data workloads in cloud infrastructure. *Journal of Current Science Research and Review*. 2023. Vol. 1. Issue 3. Pp. 158–178.
26. Ju M., Kim H., Kim S. Network delay-aware energy management for mobile systems. *Proc. of the 2016 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE-2016)*. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). 2016. Pp. 157–162.
27. Maudet S., Andrieux G., Chevillon R., Douris J.-F. Refined node energy consumption modeling in a LoRa-WAN network. *MDPI Sensors*. 2021. Vol. 21. Art. 6398.
28. Ariyanti S., Suryanegara M., Arifin A.S., Nurwidya A.I., Hayati N. Trade-off between energy consumption and three configuration parameters in artificial intelligence (AI) training: Lessons for environmental policy. *MDPI Sustainability*. 2025. Vol. 17. Issue 12. Art. 5359.
29. Wand Y., Wang R.Y. Anchoring data quality dimensions in ontological foundations. *Communications of the Association for Computing Machinery (ACM)*. 1996. Vol. 39. Issue 11. Pp. 86–95.
30. Kenett R.S., Shmueli G. On information quality. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*. 2014. Vol. 177. Issue 1. Pp. 3–38.
31. ISO/IEC 30134-2:2016 Revised. Information technology — Data centers — Key performance indicators — Part 2: Power usage effectiveness (PUE). International Electrotechnical Commission (IEC); International Organization for Standardization (ISO). Geneva, Switzerland. April 2016. 25 p.
32. LEED v4.1. U.S. Green Building Council. Washington, DC, USA. Web-source: usgbc.org. Access date: March 23, 2026.
33. Носовец А.А., Никитин А.А. Информационная энтропия как инструмент повышения энергоэффективности центров обработки данных / Инженерия сегодня. Проблемы, тенденции, перспективы: Мат. Всерос. науч.-практ. интернет-конф. (12.02.2025, Донецк). — Донецк: ДОННУЭТ, 2025. С. 63–67.
34. Bérut A., Arakelyan A., Petrosyan A., Ciliberto S., Dillenschneider R., Lutz E. Experimental verification of Landauer's principle linking information and thermodynamics. *Nature Publishing Group*. 2012. Vol. 483. Issue 7388. Pp. 187–189.

References — see page 78.

Impact of information flow parameters and types of computational workloads of information technology equipment on the energy efficiency of data center climate control systems. Pp. 58–65.

Artem A. Nosovets, postgraduate student, ITMO National Research University (ITMO University, Moscow); **Igor O. Rogal**, postgraduate student, ITMO University; **Andrey A. Nikitin**, PhD (Engineering), Associate Professor, "Energy Efficient Engineering Systems" Educational Center at ITMO University; **Sergey S. Muraveynikov**, PhD (Engineering), ITMO University

1. R.Y. Wang, D.M. Strong. Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*. 1996. Vol. 12. Issue 4. Pp. 5–34.
2. J. Moore, J. Chase, K. Farkas, P. Ranganathan. Data center workload monitoring, analysis, and emulation. Eighth Workshop on Computer Architecture Evaluation using Commercial Workloads (CAECW-2005). February 2005. Pp. 1–8.
3. L. Versluis, M. Cetin, C. Greeven, K. Laurusen, D. Podareanu, V. Codreanu, A. Uta, A. Iosup. A holistic analysis of datacenter operations: Resource usage, energy, and workload characterization — extended technical report. arXiv (preprint) on July 5, 2021. No. 2107. Art. 11832.
4. G. Gadzhiev. *Instrumenty energoeffektivnosti TsODA* [Tools for data center energy efficiency]. *Vek kachestva* ["Century of Quality" Magazine]. 2012. No. 1–2. Pp. 62–66. [In Russian]
5. E. Masanet, A. Shehabi, N. Lei, S.J. Smith, J. Koomey. Recalibrating global data center energy-use estimates. *Science*. 2020. Vol. 367. Issue 6481. Pp. 984–986.
6. A. Shehabi, S.J. Smith, D.A. Sartor, R.E. Brown, M. Herrlin, J.G. Koomey, E. Masanet, N. Horner, I.L. Azevedo, W. Lintner. United States data center energy usage report 2026. Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL). Berkeley, CA, USA. 2016. 76 p.
7. A. Shehabi, S.J. Smith. Data center growth in the United States: Decoupling the demand for services from electricity use. *Environmental Research Letters*. 2018. Vol. 13. Issue 12.
8. J.G. Koomey. Worldwide electricity used in data centers. *Environmental research letters*. 2008. Vol. 3. Issue 3. Art. 034008.
9. A.S.G. Andrae. Projecting the chiaroscuro of the electricity use of communication and computing from 2018 to 2030. ResearchGate (preprint). 2019. 22 p.
10. Electricity 2024. Analysis and forecast to 2026. International Energy Agency (IEA). Paris, France. January 2024. 170 p.
11. H.M. Jamal, T.M. Chaudhry, U. Tahir, F. Rustam, S. Hur, I. Ashraf. Hotspot-aware workload scheduling and server placement for heterogeneous cloud data centers. *MDPI Energies*. 2022. Vol. 15. Issue 7. Art. 2541.
12. Y. Zhang, Zh. Wei, M. Zhang. Free cooling technologies for data centers: energy saving mechanism and applications. *Energy Procedia*. 2017. Vol. 143. Pp. 410–415.
13. A. Varasteh, M. Goudarzi. Server consolidation techniques in virtualized data centers: A survey. *IEEE Systems Journal*. 2015. Vol. 11. Issue 2. Pp. 772–783.
14. S. Rostami, D.G. Down, G. Karakostas. Linearized data center workload and cooling management. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2024. Vol. 22. Pp. 3502–3514.
15. Ch. Zhou, Y. Hu, R. Liu, Y. Liu, M. Wang, H. Luo, Zh. Tian. Energy performance study of a data center combined cooling system integrated with heat storage and waste heat recovery system. *MDPI Buildings*. 2025. Vol. 15. Issue 3. Art. 326.
16. A. Beloglazov. Energy-efficient management of virtual machines in data centers for cloud computing. PhD thesis. The Department of Computing and Information Systems, University of Melbourne. Melbourne, Australia. February 27, 2013. 235 p.
17. ASHRAE TC 9.9. Thermal guidelines for data processing environments. Fifth Edition. ASHRAE. Atlanta Georgia, USA. 2021.
18. M. Mayr, S. Wind, L. Schröder, G. Hager, H. Köstler, G. Wellein. AI application benchmarking: Power-aware performance analysis for vision and language models. arXiv (preprint). Sub. on March 17, 2026. 12 p.
19. I. Latif, A.C. Newkirk, M.R. Carbone, A. Munir, Y. Lin, J. Koomey, Xi Yu, Zh. Dong. Empirical measurements of AI training power demand on a GPU-accelerated node. arXiv (preprint). Sub. on December 11, 2024. 7 p.
20. C.E.B. Santos Jr., L.M.D. da Silva, M.F. Torquato, S.N. Silva, M.A.C. Fernandes. SHA-256 hardware proposal for IoT devices in the blockchain context. *MDPI Sensors*. 2024. Vol. 24. Issue 12. Art. 3908.
21. L.Y. Fong, Sh. Sadiya, Ab Al-H. Ab Rahman, M.M.A. Zabidi, M.U. Syafiq. Power-Efficient ASIC Implementation of Double SHA-256 for Proof of Work Mining. *Elektrika — Journal of Electrical Engineering*. 2025. Vol. 24. Issue 1. Pp. 41–46.
22. N. Alizadeh, F. Castor. Green AI: A preliminary empirical study on energy consumption in DL models across different runtime infrastructures. Proc. of the IEEE/ACM 3rd International Conference on AI Engineering-Software Engineering for AI (CAIN-2024). 2024. Pp. 134–139.
23. NVIDIA Hopper architecture in-depth. NVIDIA Developer: Technical Blog. Web-source: developer.nvidia.com. Access date: March 12, 2026.
24. The energy cost of bad data in cloud systems. Technical Report (2023). Google Cloud. Web-source: cloud.google.com. Access date: March 25, 2026.
25. K. Arul. Energy-efficient data engineering practices for big data workloads in cloud infrastructure. *Journal of Current Science Research and Review*. 2023. Vol. 1. Issue 3. Pp. 158–178.
26. M. Ju, H. Kim, S. Kim. Network delay-aware energy management for mobile systems. Proc. of the 2016 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE-2016). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). 2016. Pp. 157–162.
27. S. Maudet, G. Andrieux, R. Chevillon, J.-F. Diouris. Refined node energy consumption modeling in a LoRaWAN network. *MDPI Sensors*. 2021. Vol. 21. Art. 6398.
28. S. Ariyanti, M. Suryanegara, A.S. Arifin, A.I. Nurwidya, N. Hayati. Trade-off between energy consumption and three configuration parameters in artificial intelligence (AI) training: Lessons for environmental policy. *MDPI Sustainability*. 2025. Vol. 17. Issue 12. Art. 5359.
29. Y. Wand, R.Y. Wang. Anchoring data quality dimensions in ontological foundations. *Communications of the Association for Computing Machinery (ACM)*. 1996. Vol. 39. Issue 11. Pp. 86–95.
30. R.S. Kenett, G. Shmueli. On information quality. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A: Statistics in Society*. 2014. Vol. 177. Issue 1. Pp. 3–38.
31. ISO/IEC 30134-2:2016 Revised. Information technology — Data centers — Key performance indicators — Part 2: Power usage effectiveness (PUE). International Electrotechnical Commission (IEC); International Organization for Standardization (ISO). Geneva, Switzerland. April 2016.25 p.
32. LEED v4.1. U.S. Green Building Council. Washington, DC, USA. Web-source: usgbc.org. Access date: March 3, 2026.
33. A.A. Nosovets, A.A. Nikitin. *Informatsionnaya entropiya kak instrument povysheniya energoeffektivnosti tsentrov obrabotki dannykh* [Information entropy as a tool for improving the energy efficiency of data processing centers]. *Inzheneriya segodnya. Problemy, tendentsii, perspektivy: Mat. Vseross. nauch.-prakt. internet-konf. (12.02.2025, Donetsk)* [Engineering today. Problems, trends, prospects: Proc. of the All-Russian scientific and practical internet conference]. February 12, 2025. Donetsk. *DONNUET* [Donetsk National University of Economics and Trade named after M. Tugan-Baranovsky]. 2025. Pp. 63–67. [In Russian]
34. A. Bérut, A. Arakelyan, A. Petrosyan, S. Ciliberto, R. Dillenschneider, E. Lutz. Experimental verification of Landauer's principle linking information and thermodynamics. *Nature Publishing Group*. 2012. Vol. 483. Issue 7388. Pp. 187–189.