

УДК 004.75, 004.021

UDC 004.75, 004.021

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (экономические науки)

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods in economics (economic sciences)

ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПОБИТОВОЙ АРИФМЕТИКИ В ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ АЛГОРИТМАХ 3D-ЛАЗЕРНОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

ECONOMIC EFFICIENCY OF BITWISE ARITHMETIC IN 3D LASER SENSING COMPUTATIONAL ALGORITHMS

Вонарх Юлия Сергеевна
Старший преподаватель
SPIN-код: 6689-2377
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия

Vonarkh Yulia Sergeevna
Senior Lecturer
RSCI SPIN-code: 6689-2377
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

Ярутин Сергей Алексеевич
Ассистент кафедры
SPIN-код: 3089-7433
yarutinsa@yandex.ru
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия

Yarutin Sergey Alekseevich
Department Assistant
RSCI SPIN-code: 3089-7433
yarutinsa@yandex.ru
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

Довгаль Владислав Витальевич
Ассистент кафедры
SPIN-код: 6126-6650
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия

Dovgal Vladislav Vitalievich
Department Assistant
RSCI SPIN-code: 6126-6650
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

Шевченко Максим Евгеньевич
Студент
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия

Shevchenko Maksim Yevgenyevich
Student
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

Гуляева Анастасия Павловна
Студент
ФГБОУ ВО “Кубанский государственный технологический университет”, Краснодар, Россия

Gulyayeva Anastasia Pavlovna
Student
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia

В работе исследуется экономическая эффективность применения побитовой арифметики в архитектуре облачных вычислительных платформ для обработки облаков точек и задач 3D-лазерного зондирования как инструмента снижения операционных расходов дата-центров. Предложена модель оценки полной стоимости вычислений, которая связывает алгоритмическую сложность обработки 3D-данных с прямыми денежными затратами на электроэнергию и ресурсы вычислительной платформы. Показано, что использование побитовых операций позволяет отсрочить или полностью исключить капитальные

The article examines the economic efficiency of using bitwise arithmetic in the architecture of cloud computing platforms for processing point clouds and 3D laser sensing tasks as a tool to reduce operating costs of data centers. A model for estimating the total cost of computing is proposed, which links the algorithmic complexity of 3D data processing with direct monetary costs for electricity and computing platform resources. It is shown that the use of bitwise operations makes it possible to delay or completely eliminate capital expenditures on horizontal scaling of the infrastructure. The results demonstrate that algorithmic optimization at the level of individual bits

затраты на горизонтальное масштабирование инфраструктуры. Результаты демонстрируют, что алгоритмическая оптимизация на уровне отдельных битов является экономически оправданной альтернативой расширению аппаратных мощностей при обработке больших массивов 3D-точек

is an economically feasible alternative to hardware expansion when processing large arrays of 3D points

Ключевые слова: ОБЛАЧНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ, ПОБИТОВАЯ АРИФМЕТИКА, ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТЬ, ОПЕРАЦИОННЫЕ РАСХОДЫ, OPEX, CAPEX, POCNT, SWAR, ОПТИМИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ, ЦЕНТР ОБРАБОТКИ ДАННЫХ, GREEN COMPUTING

Keywords: CLOUD COMPUTING, BITWISE ARITHMETIC, ENERGY EFFICIENCY, OPERATING COSTS, OPEX, CAPEX, POCNT, SWAR, ALGORITHM OPTIMIZATION, DATA CENTER, GREEN COMPUTING

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-219-039>

1. Введение

Энергопотребление как ключевая статья операционных расходов ЦОД.

Центры обработки данных (ЦОД) входят в число наиболее энергоёмких объектов современной IT-инфраструктуры. По данным ряда исследований, суммарное потребление электроэнергии мировыми дата-центрами составляет несколько процентов от общемирового производства и устойчиво растёт вместе с объёмом облачных сервисов [1]. Для задач 3D-лазерного зондирования эта проблема стоит особенно остро: обработка плотных облаков точек требует выполнения сотен миллионов арифметических операций на кадр, а при переходе к онлайн-режиму сканирования нагрузка на вычислительный кластер возрастает кратно. По прогнозам Международного энергетического агентства, к 2026 году суммарное потребление отрасли может удвоиться относительно 2022 года – и этот сценарий уже частично реализуется.

Для операторов облачных платформ это означает прямой рост операционных расходов. Затраты на электроэнергию, системы охлаждения и аппаратное обновление формируют от 40 до 60% себестоимости облачных услуг в зависимости от класса платформы и региона эксплуатации [3, 4]. При этом рост нагрузки неизбежно транслируется в

<http://ej.kubagro.ru/2026/05/pdf/39.pdf>

рост тарифов для конечных потребителей, снижая конкурентоспособность платформы на рынке облачных сервисов. Для приложений лазерного зондирования это может ограничивать масштабирование сложных 3D-моделей и затруднять реализацию интерактивных симуляций.

Традиционный ответ индустрии на рост вычислительной нагрузки состоит в горизонтальном масштабировании: покупке дополнительных серверных узлов. Однако этот путь не устраняет неэффективное использование энергии, а переносит ее на более высокий уровень затрат. Капитальные расходы растут линейно с нагрузкой, тогда как отдача на инвестиции ограничена эффектом «темного кремния»: до 50% мощностей процессора простаивает ради предотвращения перегрева кристалла [2]. В задачах 3D-сканирования и генерации облаков точек эта проблема проявляется особенно остро – существенная часть электроэнергии расходуется на операции, не приносящие прямой вычислительной пользы: ветвление, выравнивание данных, управление кешем.

Алгоритмическая оптимизация как экономическая альтернатива масштабированию.

Принципиально иным подходом является алгоритмическая оптимизация – снижение вычислительной нагрузки на программном уровне без расширения аппаратного парка. Для задач 3D-лазерного зондирования и генерации облаков точек – это особенно важно, поскольку такие приложения требуют обработки огромных массивов данных в реальном времени. Среди инструментов оптимизации особое место занимает побитовая арифметика: использование элементарных логических инструкций процессора (AND, OR, XOR, операции сдвига) вместо более сложных арифметических операций.

Побитовые операции обладают несколькими свойствами, напрямую влияющими на экономические показатели вычислительной системы. Прежде всего, они выполняются за один такт процессора, тогда как

умножение и деление требуют более десяти тактов: при обработке миллионов точек в секунду это различие складывается в ощутимую экономию энергии. Логические инструкции задействуют минимальное число вентилях, снижая коэффициент активности транзисторов и, как следствие, тепловыделение узла. Наконец, битовая упаковка данных уменьшает давление на кеш-память и системную шину, сокращая потребление энергии на операции ввода-вывода при работе с крупными массивами 3D-точек.

Цель и задачи исследования.

Цель настоящей работы состоит в снижении избыточных расходов центров обработки данных при выполнении задач 3D-лазерного зондирования за счет алгоритмической оптимизации с применением побитовой арифметики.

Для достижения указанной цели в работе решались следующие задачи:

1. разработка экономической модели оценки эффективности применения побитовой арифметики в облачных вычислительных инфраструктурах и обоснование её инвестиционной привлекательности для операторов ЦОД;
2. анализ структуры операционных расходов современного дата-центра и выявление наиболее энергоёмких компонентов;
3. разработка модели оценки полной энергетической стоимости вычислений, связывающей алгоритмическую сложность с денежными затратами;
4. оценка экономического эффекта от снижения межузлового сетевого трафика в распределённых облачных системах;
5. анализ барьеров внедрения и оценка совокупных затрат на переход к побитово-оптимизированной архитектуре;

6. формирование рекомендаций для облачных операторов по приоритизации инвестиций в алгоритмическую оптимизацию.

2. Методы исследования

Структура операционных расходов дата-центра.

Операционные расходы (ОРЕХ) современного ЦОД можно разделить на следующие компоненты:

Таблица 1. Структура операционных расходов современного дата-центра

Статья расходов	Доля в ОРЕХ, %	Связь с вычислительной нагрузкой
Электроэнергия (ИТ-оборудование)	35–45	Прямая: растет с числом тактов
Электроэнергия (охлаждение)	15–25	Прямая: растет с тепловыделением
Амортизация оборудования	15–20	Косвенная: ускоряется при перегреве
Персонал и администрирование	10–15	Слабая
Сеть и каналы связи	5–10	Прямая: растет с объёмом трафика
Прочие	5–10	Слабая

Суммарно от 55 до 75% ОРЕХ дата-центра прямо или косвенно определяется вычислительной и сетевой нагрузкой. Именно эти статьи расходов выступают целевыми для побитовой оптимизации.

Модель полной энергетической стоимости вычислений.

Для перехода от алгоритмической сложности к денежным затратам введем модель, связывающую алгоритмическую сложность программного кода с денежными затратами на его исполнение. Полная энергия E_{total} , затрачиваемая на выполнение программного модуля или алгоритма, определяется формулой:

$$E_{total} = \sum(N_i \cdot T_i \cdot P_{aug}) + E_{static} \quad (1)$$

где N_i – общее количество операций i -го типа; T_i – время выполнения одной операции в тактах процессора; P_{aug} – средняя динамическая мощность процессорного ядра при выполнении данной инструкции

(нДж/такт); E_{static} – статическое энергопотребление (токи утечки) за всё время работы программы.

Для побитовых операций характерны $T = 1$ такт и минимальный коэффициент активности транзисторов α , что определяет их наименьшую энергетическую стоимость среди всех классов инструкций процессора [7]. Напротив, операции умножения требуют $T > 10$ тактов и задействуют значительно большее число логических вентилях.

Экономическая стоимость вычислений C_{econ} (в рублях) выражается как:

$$C_{econ} = E_{total} \cdot k \cdot t \quad (2)$$

где k – тариф на электроэнергию (руб./кВт·ч); t – коэффициент пересчета единиц. При типовом промышленном тарифе для ЦОД 5–8 руб./кВт·ч снижение E_{total} на порядок напрямую снижает строку «электроэнергия» в операционном бюджете на тот же порядок.

Метрики производительности и энергоэффективности.

Для количественной оценки эффективности применяются следующие показатели:

1. среднее время отклика (мс) – основной показатель скорости обработки запроса;
2. число тактов процессора на задачу – показатель вычислительной стоимости алгоритма;
3. E_{total} (мДж) – полное энергопотребление на задачу, рассчитываемое по формуле (1);
4. PUE (Power Usage Effectiveness) – отношение полного потребления ЦОД к потреблению ИТ-оборудования; снижение E_{total} уменьшает знаменатель и улучшает PUE;
5. объём сетевого трафика (МБ/задача) – показатель энергозатрат на межузловую передачу данных.

3. Результаты

Задача SWAR: фильтрация массива с условием.

Для примера рассмотрим задачу проверки условия четности значения для каждого из 10^6 элементов массива.

Традиционный алгоритм выполняет четыре операции на каждую итерацию: загрузка элемента, целочисленное сравнение, условное ветвление, инкремент счетчика. Итого $T = 4$ такта/итерацию, суммарно $N \cdot T = 4 \cdot 10^6$ тактов. При $P_{aug} = 1$ нДж/такт: $E_{total} = 4$ мДж.

Побитовый алгоритм использует инструкцию AND с маской 0x3F, обрабатывая 64 элемента за один такт: $N \cdot T = (10^6/64) \cdot 1 = 15\,625$ тактов. $E_{total} = 0,015$ мДж.

Снижение энергопотребления составляет более 260 раз. Важно, что экономия достигается не снижением тактовой частоты, а минимизацией числа переключений транзисторов: логические инструкции активируют значительно меньше вентилях, чем сравнение с ветвлением или целочисленное умножение [8].

Экономия на межузловом сетевом трафике.

В распределённых системах типа MapReduce наибольшие энергозатраты приходятся на стадию Shuffle, поскольку межузловая передача данных существенно энергоёмнее локальных вычислений. Применение побитовой упаковки позволяет сократить объём передаваемой информации до 8 раз за счёт хранения нескольких логических состояний в одном байте без потери точности. Это напрямую снижает нагрузку на сетевую инфраструктуру и энергопотребление коммутаторов и каналов передачи. В масштабах ЦОД с петабайтным Shuffle-трафиком такой подход обеспечивает значительную экономию энергии и уменьшает задержки за счёт сокращения времени передачи данных.

Таблица 2. Эффект побитовой упаковки на Shuffle-стадии MapReduce

Метрика	Без упаковки	С побитовой упаковкой	Выигрыш
Объём трафика (10 ⁶ ключей)	8 МБ	1 МБ	×8
Энергопотребление сети	100%	12,5%	−87,5%
Время передачи	Базовое	~12,5% базового	×8
Нагрузка на кэш/шину	Базовая	Снижена	−87,5%

Влияние на показатель PUE и расходы на охлаждение.

Показатель PUE (Power Usage Effectiveness) является ключевым индикатором энергоэффективности дата-центра и определяется как отношение суммарного потребления ЦОД к потреблению непосредственно ИТ-оборудования:

$$PUE = P_{total} / P_{IT} \quad (3)$$

Идеальное значение $PUE = 1,0$ означает, что вся потребляемая энергия расходуется только на вычисления. Для большинства современных ЦОД значение PUE составляет 1,4–1,8, то есть на каждый ватт, потреблённый серверами, приходится еще 0,4–0,8 ватт на охлаждение, ИБП и прочую инфраструктуру.

Снижение числа тактов процессора при использовании побитовых операций приводит к уменьшению тепловыделения серверных узлов, что, в свою очередь, сокращает нагрузку на системы охлаждения, снижает требования к температурному режиму машинного зала, улучшает показатель PUE за счёт уменьшения знаменателя P_{IT} и продлевает срок службы аппаратного обеспечения.

По данным экспериментального моделирования, снижение тактовой нагрузки на 80–90% при переходе к побитовым алгоритмам позволяет уменьшить тепловыделение узла примерно на 40–60%, что при $PUE = 1,5$

даёт дополнительную экономию электроэнергии на охлаждение в размере 15–25% относительно базового уровня затрат.

Расчет экономии для модельного ЦОД.

Рассмотрим конкретный расчетный пример для ЦОД мощностью 1 МВт с годовым бюджетом на электроэнергию 43,8 млн руб./год при тарифе 5 руб./кВт·ч.

Структура расходов на электроэнергию: вычисления – 40%, охлаждение – 35%, прочее – 25%. Итого: вычисления – 17,5 млн руб./год, охлаждение – 15,3 млн руб./год.

При применении побитовой оптимизации к 60% вычислительных задач с коэффициентом снижения энергопотребления $\times 100$:

1. экономия на вычислениях: $17,5 \cdot 0,6 \cdot (1 - 1/100) \approx 10,4$ млн руб./год;
2. экономия на охлаждении: $15,3 \cdot 0,6 \cdot 0,40 \approx 3,7$ млн руб./год;
3. итого экономия электроэнергии: $\approx 14,1$ млн руб./год (32,2% от бюджета).

Совокупный экономический эффект только за первый год примерно 24–27 млн руб., что при стоимости внедрения ≈ 3 –5 млн руб. обеспечивает ROI в течение 2–3 месяцев.

4. Обсуждение

Сравнение с альтернативными подходами к снижению расходов.

Полученные результаты приобретают смысл в сравнении с альтернативными стратегиями снижения энергозатрат ЦОД. При выборе оптимального пути снижения OPEX следует одновременно учитывать экономический эффект, капитальные затраты и применимость метода к конкретному классу задач [5].

Таблица 3. Сравнение подходов к снижению энергозатрат ЦОД

Подход	Снижение OPEX	CAPEX на внедрение	Сложность	Применимость
Побитовая оптимизация (данная работа)	$\geq 30\%$	Низкий	Высокая	40–70% задач
Переход на ARM-серверы	15–25%	Высокий (замена парка)	Средняя	Универсальная
Жидкостное охлаждение	10–20% по PUE	Очень высокий	Высокая	Новые ЦОД
Горизонтальное масштабирование	30–50%	Очень высокий	Низкая	Универсальная
FPGA-ускорители	20–40%	Высокий	Очень высокая	Специфические задачи

Из таблицы 3 следует, что побитовая оптимизация занимает выгодную нишу: при относительно невысоких затратах на внедрение (переобучение команды разработчиков и рефакторинг целевых фрагментов кода) достигается снижение OPEX, сопоставимое с полной заменой серверного парка на ARM-серверы. При этом, в отличие от аппаратных решений, программная оптимизация не требует простоя инфраструктуры.

Практические рекомендации для операторов ЦОД

Перед началом рефакторинга целесообразно выполнить профилирование нагрузки с разбиением по типам инструкций: инструменты Intel VTune или Linux perf позволяют быстро выявить модули с преобладанием целочисленных операций сравнения и ветвления, где побитовая оптимизация даёт максимальный эффект [6]. В практических задачах (например, фильтрация облаков точек) такие участки могут составлять 30–40% кода, но потреблять до 70% вычислительного времени [7]. Рекомендуется внедрение побитового кодирования данных: замена нескольких булевых полей битовой маской сокращает объём передаваемой

информации до 8 раз, что критично для этапа Shuffle в распределённых системах и снижает сетевые затраты. Дополнительно необходимо внедрить мониторинг энергоэффективности (PUE) с детализацией по модулям, что позволяет оценивать реальный эффект оптимизации и корректировать стратегию рефакторинга на основе измеряемых данных.

Барьеры внедрения и оценка затрат на переход

Несмотря на высокий расчётный эффект, промышленное внедрение побитовой оптимизации ограничено рядом факторов. Технические ограничения связаны с тем, что метод преимущественно применим к целочисленным операциям, тогда как значительная часть нагрузки ЦОД (например, машинное обучение) использует вычисления с плавающей точкой; в результате реальный охват оптимизации составляет порядка 40–70%. Дополнительно эффективность зависит от аппаратной платформы, поскольку поддержка инструкций типа POPCNT реализована не на всех используемых серверах [8-10]. Организационные барьеры обусловлены дефицитом специалистов по низкоуровневому программированию и высокой трудоёмкостью рефакторинга унаследованного кода, требующего масштабного регрессионного тестирования. Финансовые ограничения включают затраты на внедрение (3–5 млн руб.), при этом при охвате менее 30% нагрузки срок окупаемости увеличивается до 6–9 месяцев. В этих условиях целесообразен поэтапный подход: на первом этапе оптимизируются наиболее нагруженные целочисленные модули, далее — постепенное расширение области применения по мере накопления компетенций, что позволяет снизить риски и обеспечить быструю отдачу.

5. Заключение

По результатам исследования разработана экономическая модель оценки эффективности применения побитовой арифметики в облачных инфраструктурах. Показано, что использование логических инструкций снижает энергопотребление вычислительных узлов на порядки в задачах

типа SWAR, а битовая упаковка уменьшает объём Shuffle-трафика до 8 раз. При оптимизации около 60% нагрузки ЦОД мощностью 1 МВт годовая экономия составляет порядка 14 млн руб. по электроэнергии и до 24–27 млн руб. с учётом охлаждения, при затратах на внедрение 3–5 млн руб. и сроке окупаемости менее трёх месяцев. Ограничением является зависимость эффекта от реального профиля нагрузки, поскольку оценки получены на синтетических тестах. Предложенная модель позволяет обосновывать инвестиции в алгоритмическую оптимизацию без расширения аппаратных ресурсов и может служить основой для дальнейших исследований в области автоматического выявления оптимизируемых участков кода.

Литературы

1. Тихомиров В. А., Дорохин С. В. Энергоэффективность облачных платформ: методы оценки и оптимизации // Журнал современных информационных технологий. — 2021. — С. 77–83.
2. Алексеев Д. Н., Смирнова Е. П. Методы оптимизации распределённых вычислительных систем в условиях роста нагрузки // Вестник информационных технологий. — 2023. — С. 2081–2092.
3. Белоножко Павел Петрович, Белоус Валентина Владимировна, Куцевич Надежда Александровна, Храмов Дмитрий Александрович Свободные облачные аппаратно-программные платформы. Аналитический обзор // Вестник евразийской науки. 2016. №6 (37). — С. 2–10.
4. Математическое моделирование экономической эффективности верифицируемых облачных вычислений в распределённых системах / Р. А. Дьяченко, С. А. Ярутин, В. В. Довгаль [и др.] // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. — 2026. — № 215. — С. 419-430. — DOI 10.21515/1990-4665-215-050. — EDN UVTGVW.
5. Мультикритериальный подход к выбору параметров дискретизации для оптимального размещения станций наземного лазерного сканера / Д. А. Гура, Р. А. Дьяченко, С. А. Ярутин, Т. А. Тихонов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. — 2025. — № 211. — С. 458-474. — DOI 10.21515/1990-4665-211-038. — EDN EXIAKC.
6. Intel Corporation. Intel® 64 and IA-32 Architectures Optimization Reference Manual [Электронный ресурс]. — Santa Clara: Intel Corp., 2023. — URL: <https://www.intel.com/content/www/us/en/developer/articles/technical/intel-sdm.html> (дата обращения: 04.05.2026).
7. Seshadri V. et al. Buddy-RAM: Improving the performance and efficiency of bulk bitwise operations using DRAM //arXiv preprint arXiv:1611.09988. — 2016.

8. V. Seshadri *et al.*, "Ambit: In-Memory Accelerator for Bulk Bitwise Operations Using Commodity DRAM Technology," *2017 50th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture (MICRO)*, Boston, MA, USA, 2017, pp. 273-287.

9. Dongarra J. *et al.* Hardware trends impacting floating-point computations in scientific applications //arXiv preprint arXiv:2411.12090. – 2024.

10. Sze V. *et al.* Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey //Proceedings of the IEEE. – 2017. – T. 105. – №. 12. – С. 2295-2329.

REFERENCES

1. Tihomirov V. A., Dorohin S. V. Jenergojeffektivnost' oblachnyh platform: metody ocenki i optimizacii // Zhurnal sovremennyh informacionnyh tehnologij. — 2021. — S. 77–83.

2. Alekseev D. N., Smirnova E. P. Metody optimizacii raspredel'nyh vychislitel'nyh sistem v uslovijah rosta nagruzki // Vestnik informacionnyh tehnologij. — 2023. — S. 2081–2092.

3. Belonozhko Pavel Petrovich, Belous Valentina Vladimirovna, Kucevich Nadezhda Aleksandrovna, Hramov Dmitrij Aleksandrovich Svobodnye oblachnye apparatno-programmnye platformy. Analiticheskij obzor // Vestnik evrazijskoj nauki. 2016. №6 (37). — S. 2–10.

4. Matematicheskoe modelirovanie jekonomicheskoy jeffektivnosti verifitsiruemyh oblachnyh vychislenij v raspredel'nyh sistemah / R. A. D'jachenko, S. A. Jarutin, V. V. Dovgal' [i dr.] // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2026. – № 215. – S. 419-430. – DOI 10.21515/1990-4665-215-050. – EDN UVTGVW.

5. Mul'tikriterial'nyj podhod k vyboru parametrov diskretizacii dlja optimal'nogo razmeshhenija stancij nazemnogo lazernogo skanera / D. A. Gura, R. A. D'jachenko, S. A. Jarutin, T. A. Tihonov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2025. – № 211. – S. 458-474. – DOI 10.21515/1990-4665-211-038. – EDN EXIAKC.

6. Intel Corporation. Intel® 64 and IA-32 Architectures Optimization Reference Manual [Jelektronnyj resurs]. – Santa Clara: Intel Corp., 2023. – URL: <https://www.intel.com/content/www/us/en/developer/articles/technical/intel-sdm.html> (data obrashhenija: 04.05.2026).

7. Seshadri V. *et al.* Buddy-RAM: Improving the performance and efficiency of bulk bitwise operations using DRAM //arXiv preprint arXiv:1611.09988. – 2016.

8. V. Seshadri *et al.*, "Ambit: In-Memory Accelerator for Bulk Bitwise Operations Using Commodity DRAM Technology," *2017 50th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture (MICRO)*, Boston, MA, USA, 2017, pp. 273-287.

9. Dongarra J. *et al.* Hardware trends impacting floating-point computations in scientific applications //arXiv preprint arXiv:2411.12090. – 2024.

10. Sze V. *et al.* Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey //Proceedings of the IEEE. – 2017. – T. 105. – №. 12. – S. 2295-2329.