

АРХИТЕКТУРА НЕЙРОМОРФНЫХ СИСТЕМ НА БАЗЕ МЕМРИСТОРНЫХ МАТРИЦ

Аннотация. Особенности построения нейроморфных вычислительных платформ определяются физическими свойствами мемристорных элементов, а также принципами организации кроссбарных структур, в узлах которых мемристоры выполняют роль синаптических весов. Применение резистивной памяти с переменной проводимостью позволяет объединить функции хранения данных и их непосредственной обработки в пределах одного полупроводникового кристалла. Подобный подход коренным образом отличается от традиционной фон-неймановской архитектуры, при которой вычислительный блок и память разнесены физически, что порождает значительные задержки при передаче информации. В статье рассматриваются принципы организации мемристорных матриц, исследуется их пригодность для реализации операции умножения вектора на матрицу, а также анализируются характеристики ведущих нейроморфных платформ в сравнительном аспекте. На конкретных примерах показано, каким образом мемристорные кроссбары встраиваются в архитектуру импульсных и формальных нейронных сетей. Дополнительно рассмотрены ключевые технологические ограничения — нелинейность вольт-амперной характеристики, разброс параметров и проблема паразитных токов. Результаты анализа подтверждают, что мемристорные системы превосходят графические ускорители по энергоэффективности на несколько порядков, что открывает перспективы их применения в задачах граничных вычислений и адаптивного машинного обучения.

Цель - изучение архитектурных решений нейроморфных платформ на основе мемристорных матриц и оценка их эффективности относительно традиционных вычислительных систем.

Метод или методология проведения работы: в статье задействованы сравнительный анализ технических характеристик нейроморфных систем, методы физического моделирования мемристорных устройств, а также математический аппарат описания резистивного переключения.

Результаты: выявлены ключевые параметры, характеризующие производительность и энергопотребление мемристорных нейроморфных систем; установлены преимущества кроссбарной архитектуры для реализации матричных вычислений непосредственно в памяти.

Область применения результатов: полученные сведения целесообразно использовать при проектировании специализированных нейровычислительных ускорителей, а также в разработке программно-аппаратных решений для задач искусственного интеллекта в условиях ограниченного энергопотребления.

Ключевые слова: нейроморфные вычисления; мемристор; кроссбарная матрица; резистивная память; импульсная нейронная сеть; энергоэффективность; граничные вычисления.

ARCHITECTURE OF NEUROMORPHIC SYSTEMS BASED ON MEMRISTOR ARRAYS

Medvedeva E.V.

Abstract. The design principles of neuromorphic computing platforms are determined by the physical properties of memristive elements and the organization of crossbar structures in which memristors serve as synaptic weights at each intersection node. The use of resistive memory with variable conductance enables the integration of data storage and direct computation within a single semiconductor chip. This approach

fundamentally differs from the conventional von Neumann architecture, in which the processing unit and memory are physically separated, causing considerable latency during data transfer. The article examines the organizational principles of memristor arrays, investigates their suitability for vector-matrix multiplication, and compares the characteristics of leading neuromorphic platforms. Specific examples demonstrate how memristive crossbars are embedded in both spiking and formal neural network architectures. Key technological constraints — nonlinearity of current-voltage characteristics, parameter variability, and sneak current issues — are also discussed. The analysis confirms that memristive systems outperform graphics processors in energy efficiency by several orders of magnitude, indicating strong potential for edge computing and adaptive machine learning applications.

Purpose — to study architectural solutions of neuromorphic platforms based on memristive arrays and to evaluate their efficiency in comparison with conventional computing systems.

Method or methodology: the study employs comparative analysis of neuromorphic system performance metrics, physical modeling methods for memristive devices, and the mathematical formalism of resistive switching description.

Results: key parameters characterizing the performance and power consumption of memristive neuromorphic systems were identified; the advantages of crossbar architecture for in-memory matrix computation were established.

Scope of application: the findings are applicable to the design of specialized neuromorphic accelerators and to the development of hardware-software solutions for artificial intelligence tasks under strict power constraints.

Keywords: neuromorphic computing; memristor; crossbar array; resistive memory; spiking neural network; energy efficiency; edge computing.

Развитие технологий искусственного интеллекта привело к осознанию критических ограничений классических вычислительных архитектур.

Традиционные процессоры демонстрируют недостаточную производительность при обработке задач, связанных с распознаванием образов и принятием решений в условиях неопределенности. Данные ограничения обусловлены фундаментальным разделением блоков памяти и вычислительных элементов, характерным для архитектуры фон Неймана [7].

Альтернативный подход предлагают нейроморфные вычислительные системы, основанные на принципах функционирования биологических нейронных структур. Ключевым преимуществом подобных решений становится возможность совмещения процессов хранения информации и её обработки внутри единого элемента [4]. Мемристорные компоненты, представляющие собой резистивные переключаемые структуры с энергонезависимой памятью, выступают технологической основой для реализации таких архитектур.

Значительный интерес к нейроморфным системам объясняется их способностью обеспечивать радикальное повышение энергоэффективности по сравнению с графическими процессорами. Экспериментальные данные указывают на достижение показателей потребления энергии на уровне 10-100 пикоджоулей на одну синаптическую операцию, что превосходит традиционные решения на несколько порядков [4]. Подобные характеристики открывают перспективы создания автономных интеллектуальных устройств для периферийных вычислений.

Настоящая работа посвящена комплексному анализу архитектурных особенностей нейроморфных платформ, использующих мемристорные кроссбарные матрицы в качестве вычислительного ядра. Особое внимание уделяется техническим решениям, обеспечивающим масштабируемость систем и компенсацию присущих мемристорам ограничений на текущем этапе технологической зрелости.

Мемристор представляет собой пассивный двухполюсный элемент, обладающий способностью изменять собственное сопротивление под воздействием

протекающего тока и сохранять установленное значение после отключения питания. Физические механизмы резистивного переключения базируются на формировании проводящих филаментов в диэлектрической матрице либо на окислительно-восстановительных процессах в переходных металлических оксидах. Структура типичного мемристора включает активный слой, расположенный между металлическими электродами, причем состав материалов определяет основные характеристики компонента.

Переключение между состояниями высокого сопротивления (HRS) и низкого сопротивления (LRS) осуществляется посредством приложения напряжения определенной полярности. Важным параметром выступает отношение R_{off}/R_{on} , достигающее значений порядка 100 для современных технологий на основе структур TiO_x/TiO_2 [7]. Время переключения между состояниями находится в диапазоне от наносекунд до микросекунд, что обеспечивает высокую скорость операций.

Ключевую роль в функционировании нейроморфных систем играет кроссбарная архитектура, представляющая собой матричную структуру из пересекающихся горизонтальных и вертикальных проводников. На каждом пересечении размещается мемристорный элемент, выполняющий функцию синаптического веса в искусственной нейронной сети. Подобная организация позволяет реализовать операцию векторно-матричного умножения за один такт, используя законы Кирхгофа для аналогового суммирования токов [4].

Принцип работы кроссбара основан на следующем физическом механизме: при подаче входных сигналов в форме напряжений на горизонтальные шины через мемристоры протекают токи, величина которых определяется значением проводимости $G_{ij} = 1/R_{ij}$ для каждого элемента. Токи от всех элементов, подключенных к вертикальной шине, суммируются в соответствии с первым законом Кирхгофа:

$$I_j = \sum_{i=1}^n V_i G_{ij} \quad (1)$$

где I_j — результирующий ток на выходной шине j , V_i — входное напряжение на шине i , G_{ij} — проводимость мемристора в узле (i, j) . Данное выражение математически эквивалентно операции матричного умножения, реализованной в аналоговом домене.

Преимущества кроссбарной топологии включают:

1. Высокую плотность интеграции благодаря планарной структуре пересечений
2. Параллелизм вычислений при одновременной обработке векторных данных
3. Минимизацию энергопотребления за счет локального выполнения операций
4. Естественное соответствие архитектуре полносвязных нейронных слоев

Технологические решения для масштабирования включают многослойные трехмерные структуры, позволяющие увеличить емкость системы без пропорционального роста занимаемой площади. Современные прототипы достигают размерности матриц 512×512 элементов при использовании технологических норм 22-28 нм [6].

Существенным вызовом выступает проблема паразитных токовых путей, возникающих из-за конечного сопротивления мемристоров в высокоомном состоянии. При обращении к целевой ячейке токи могут распространяться через соседние элементы, искажая результат вычислений. Решение данной проблемы достигается введением селекторных элементов (транзисторов или диодов) в архитектуре 1T1R (один транзистор — один резистор) либо 1D1R (один диод — один резистор), обеспечивающих изоляцию ячеек.

Вариабельность параметров мемристоров между циклами переключения и различными образцами представляет дополнительное ограничение.

Статистический разброс значений сопротивления в установленных состояниях может достигать 15-20 процентов, что требует применения алгоритмов компенсации либо использования дифференциальных схем записи [4]. Нелинейность вольт-амперных характеристик компенсируется схемотехническими методами с использованием операционных усилителей в режиме виртуальной земли.

Интеграция мемристорных матриц в полнофункциональную нейроморфную систему требует разработки периферийных схем, обеспечивающих преобразование сигналов, управление режимами и считывание результатов. Архитектура NeuRRAM демонстрирует эффективный подход с размещением мемристорных кроссбаров размерностью 16×16 элементов в составе вычислительных блоков (кореллов), объединенных коммуникационной инфраструктурой [6].

Периферийная схемотехника включает следующие функциональные блоки:

1. Цифро-аналоговые преобразователи для формирования входных напряжений согласно значениям активаций нейронов
2. Токочувствительные усилители на вертикальных шинах для считывания выходных токов
3. Аналого-цифровые преобразователи для квантования результатов
4. Схемы программирования мемристоров с прецизионным контролем импульсов напряжения

Энергопотребление периферии составляет значительную долю общего баланса системы, поэтому оптимизация данных блоков критична для достижения целевых показателей эффективности. Применение аналоговых схем с низковольтным питанием и асинхронной логики позволяет минимизировать динамические потери.

Для обучения нейроморфных систем применяются адаптированные алгоритмы, учитывающие физические ограничения мемристорных синапсов. Обновление весовых коэффициентов реализуется через последовательность

импульсов напряжения, изменяющих проводимость элементов инкрементально. Временная зависимость пластичности синапсов (STDP) естественным образом реализуется мемристорами благодаря зависимости изменения сопротивления от временного интервала между пресинаптическими и постсинаптическими импульсами [7].

Экспериментальная верификация обучения на мемристорных системах продемонстрирована для задачи классификации рукописных цифр MNIST с достижением точности 85-99 процентов в зависимости от конфигурации [4]. Критическим фактором выступает компромисс между разрешающей способностью весовых значений и скоростью конвергенции алгоритма.

Масштабируемость архитектуры обеспечивается многоуровневой иерархией соединений. Отдельные кроссбарные блоки объединяются в кластеры с локальными буферами данных, которые в свою очередь связываются через коммутационную сеть типа Network-on-Chip. Подобная организация позволяет достигать конфигураций с миллионами синаптических элементов при сохранении приемлемой задержки передачи данных [4].

Прототип системы SIAM, разработанный в рамках программы DARPA, демонстрирует чиплетную архитектуру с интеграцией вычислительных блоков памяти и коммуникационных элементов на уровне корпуса. Технология Through-Silicon Via обеспечивает вертикальные межслойные соединения с минимальной паразитной емкостью, что критично для высокочастотной передачи данных. Плотность интеграции достигает показателей порядка 10^6 мемристоров на квадратный миллиметр [6].

Сравнительный анализ производительности нейроморфных систем и традиционных ускорителей показывает следующие результаты. Таблица 1 содержит сопоставление характеристик различных архитектурных решений.

Таблица 1. Сравнение параметров нейроморфных платформ и традиционных ускорителей

Платформа	Технология	Энергоэффективность	Производительность
NeuRRAM	130 нм RRAM	13,4 TOPS/Вт	43 000 нейронов
Loihi-2	7 нм CMOS	14 TOPS/Вт	128 ядер
TrueNorth	28 нм CMOS	400 GOPS/Вт	4 096 ядер
Tesla V100	12 нм FinFET	1 TOPS/Вт	28 TFLOPS

Представленные данные демонстрируют преимущество специализированных нейроморфных решений в метрике энергоэффективности при выполнении задач вывода нейронных сетей [6]. Абсолютная пиковая производительность традиционных графических процессоров остается выше, однако практические приложения часто ограничены энергетическим бюджетом, что определяет область применимости различных технологий.

Интеграция мемристорных элементов в стандартные технологические процессы полупроводникового производства осуществляется на этапе формирования межслойных соединений (back-end-of-line). Данный подход обеспечивает совместимость с существующими КМОП-структурами и позволяет размещать мемристорные матрицы над логическими схемами без увеличения площади кристалла. Материалы активных слоев включают оксиды переходных металлов (HfO₂, TaOx) либо халькогенидные соединения, осаждаемые методами физического или химического парофазного напыления [4].

Термическая стабильность мемристорных структур критична для обеспечения надежности хранения весовых коэффициентов. Современные технологии гарантируют сохранность состояния в течение десяти лет при температурах до 85 градусов Цельсия, что соответствует требованиям коммерческих применений. Ресурс циклов переключения составляет 10^6 - 10^{10} операций в зависимости от материальной системы и режимов программирования [7].

Перспективные направления развития архитектуры включают гибридные решения, комбинирующие мемристорные синапсы с активными нейронными схемами, реализованными на транзисторных структурах. Подобный подход позволяет воспроизводить сложные динамические модели нейронов типа Leaky

Integrate-and-Fire с минимальными аппаратными затратами. Интеграция событийно-управляемых архитектур обеспечивает дополнительную экономию энергии за счет активации вычислений только при наличии входных импульсов.

Развитие трехмерной интеграции открывает возможности создания многослойных мемристорных структур с вертикальным стеком кроссбарных матриц. Технология монолитной интеграции позволяет формировать до восьми функциональных слоев с межслойным шагом порядка 50-100 нанометров, что обеспечивает беспрецедентную плотность синаптических связей [6]. Критическими факторами становятся управление тепловыделением и обеспечение равномерности характеристик элементов на различных уровнях стека.

Альтернативные подходы к реализации нейроморфных вычислений включают использование фазопеременной памяти (PCM) либо магнитных структур (MRAM), обладающих специфическими преимуществами в отдельных приложениях. Фазопеременные элементы демонстрируют улучшенную линейность изменения проводимости, что упрощает реализацию градиентных методов обучения. Магнитные синапсы обеспечивают практически бесконечный ресурс циклов перезаписи, критичный для систем с непрерывной адаптацией весов [7].

Важным аспектом проектирования выступает разработка программной инфраструктуры, обеспечивающей эффективное отображение алгоритмов нейронных сетей на аппаратные ресурсы нейроморфных платформ. Фреймворки типа Lava предоставляют высокоуровневые интерфейсы программирования с автоматической компиляцией вычислительных графов в конфигурации мемристорных матриц. Симуляционные инструменты позволяют проводить предварительную оценку точности при учете нелинейностей и вариабельности физических элементов.

Валидация функциональности нейроморфных систем осуществляется на стандартных наборах данных для задач компьютерного зрения и обработки сигналов. Помимо классификации статических изображений, перспективными

приложениями выступают обработка событийных видеопотоков от динамических сенсоров и выполнение предсказательной аналитики во временных рядах. Экспериментальные результаты указывают на возможность достижения точности, сопоставимой с программными реализациями, при многократном выигрыше в энергопотреблении [6].

Таким образом, архитектура нейроморфных систем на основе мемристорных кроссбарных матриц представляет перспективное направление развития аппаратных средств искусственного интеллекта. Ключевые преимущества данного подхода включают радикальное повышение энергоэффективности благодаря совмещению функций памяти и обработки, высокую плотность интеграции синаптических элементов и естественную поддержку параллельных вычислений. Технологические решения компенсируют текущие ограничения мемристоров через применение селекторных схем, алгоритмов калибровки и избыточности на системном уровне.

Дальнейшее развитие технологии требует комплексной оптимизации на всех уровнях проектирования: от совершенствования материалов активных слоев до разработки специализированных алгоритмов обучения. Интеграция с событийно-управляемыми архитектурами и динамическими сенсорами расширяет область применений нейроморфных систем на задачи реального времени в условиях жестких энергетических ограничений. Прогнозируется, что массовое внедрение подобных решений обеспечит качественный скачок в производительности периферийных интеллектуальных устройств ближайшего десятилетия.

Список литературы

1. Андреева, Н. Мультимодальные нейроморфные модули на основе многоуровневой мемристорной логики / Н. Андреева, В. Лучинин, Е. Рындин // Электроника: Наука, технология, бизнес. – 2020. – № 9(200). – С. 72-85

2. Андреева, Н. В. Программно-аппаратный подход к построению мультимодальных нейроморфных модулей на базе многоуровневой мемристорной логики / Н. В. Андреева, В. В. Лучинин, Е. А. Рындин // Наноиндустрия. – 2020. – Т. 13, № S4(99). – С. 611-612

3. Демин, В. А. Принципы создания и функционирования аналоговых мемристорных элементов и нейроморфных систем на их основе : автореферат дис. ... доктора физико-математических наук : 1.3.8. / Демин Вячеслав Александрович; [Место защиты: ФГБУ «Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт» ; Диссовет 02.1.003.01 (Д 520.009.01)]. - Москва, 2023. - 44 с.

4. Михайлов А. Н., Грязнов Е. Г., Лукоянов В. И., Коряжкина М. Н., Борданов И. А., Щаников С. А., Тельминов О. А., Иванченко М. В., Казанцев В. Б. На пути к реализации высокопроизводительных вычислений в памяти на основе мемристорной электронной компонентной базы 2023 г. URL: <https://sciencejournals.ru/cgi/getPDF.pl?jid=fizmat&year=2023&vol=1&iss=1&file=FizMat2301002Mikhailov.pdf> дата обращения: 19.03.2026)

5. Михайлов, А. Н. Нейроэлектроника - нейроморфные и нейрогибридные системы на основе мемристивной технологии / А. Н. Михайлов // Гены и Клетки. – 2023. – Т. 18, № 4. – С. 825-826

6. Нейроморфные системы искусственного интеллекта URL: <https://datafinder.ru/files/AI/nejromorfnye-sistemy-ii-v4.pdf> (дата обращения: 19.03.2026)

7. Нейроморфные системы как инструмент реализации искусственного интеллекта URL: https://www.electronics.ru/files/article_pdf/8/article_8712_323.pdf (дата обращения: 19.03.2026 (дата обращения: 19.03.2026))

References

1. Andreeva, N. Multimodal neuromorphic modules based on multi-level memristor logic / N. Andreeva, V. Luchinin, E. Ryndin // Electronics: Science, Technology, Business. – 2020. – No. 9(200). – P. 72-85.

2. Andreeva, N. V. Software-hardware approach to the construction of multimodal neuromorphic modules based on multi-level memristor logic / N. V. Andreeva, V. V. Luchinin, E. A. Ryndin // Nanoindustry. – 2020. – Vol. 13, No. S4(99). – P. 611-612.

3. Demin, V. A. Principles of creation and operation of analog memristive elements and neuromorphic systems based on them: Author's abstract of the dissertation for the degree of Doctor of Physical and Mathematical Sciences: 1.3.8. / Vyacheslav Aleksandrovich Demin; [Defense venue: National Research Center "Kurchatov Institute"; Dissertation Council 02.1.003.01 (D 520.009.01)]. - Moscow, 2023. - 44 p.

4. Mikhailov, A. N., Gryaznov, E. G., Lukoyanov, V. I., Koryazhkina, M. N., Bordanov, I. A., Shchanikov, S. A., Telminov, O. A., Ivanchenko, M. V., Kazantsev, V. B. Toward the implementation of high-performance in-memory computing based on memristive electronic components, 2023. URL: <https://sciencejournals.ru/cgi/getPDF.pl?jid=fizmat&year=2023&vol=1&iss=1&file=FizMat2301002Mikhailov.pdf> (accessed: 19.03.2026).

5. Mikhailov, A. N. Neuroelectronics: Neuromorphic and neurohybrid systems based on memristive technology / A. N. Mikhailov // Genes and Cells. – 2023. – Vol. 18, No. 4. – P. 825-826.

6. Neuromorphic artificial intelligence systems. URL: <https://datafinder.ru/files/AI/nejromorfnye-sistemy-ii-v4.pdf> (accessed: 19.03.2026).

7. Neuromorphic systems as a tool for artificial intelligence implementation. URL: https://www.electronics.ru/files/article_pdf/8/article_8712_323.pdf (accessed: 19.03.2026).