

# Нейроморфные системы искусственного интеллекта

Д. А. Ларионов<sup>1</sup>, Д. А. Иванов<sup>2</sup>, М. В. Киселев<sup>3</sup>

Современные системы искусственного интеллекта (ИИ), построенные на базе архитектуры фон Неймана, имеют ряд фундаментальных ограничений в сравнении с мозгом. В исследовании мы частично раскрыли эти ограничения, предложили принцип классификации нейроморфных систем ИИ и представили сравнительный анализ популярных нейроморфных проектов в разрезе предложенной классификации.

**Ключевые слова:** Искусственный интеллект, нейроморфные системы, локальное обучение, импульсные нейронные сети, разреженные вычисления, вычисления в памяти, аналоговые вычисления.

## 1. Введение

Под классическими компьютерами понимается аппаратная реализация архитектуры фон Неймана. Она предполагает, что все вычисления представляются в виде программ, являющихся последовательностями машинных команд. Команды выполняет процессор (в большинстве процессоров имеется несколько относительно независимо работающих вычислительных ядер). Команды и данные хранятся в общей памяти.

Узким местом такой архитектуры является ограниченная пропускная способность шины данных между памятью и процессором. Шина данных нагружается главным образом за счет передачи промежуточных данных вычислений, которыми обмениваются ядра через оперативную память в процессе выполнения программы.

Вычисляя выходное значение персептрона на компьютере фон Неймана, необходимо выполнить столько операций чтения из памяти зна-

---

<sup>1</sup> *Ларионов Денис Александрович* — ЧУ Цифрум, Росатом, Руководитель отдела искусственного интеллекта, e-mail: denis.larionov@gmail.com

Larionov Denis Aleksandrovich — PI Cifrum, Rosatom, Head of Artificial Intelligence Department

<sup>2</sup> *Иванов Дмитрий Александрович* — ЧУ Цифрум, Росатом, Эксперт группы нейроморфных вычислений, Аспирант ВМК МГУ,

Ivanov Dmitry Alexandrovich — PI Cifrum, Rosatom, Expert of the Neuromorphic Computing Group, Postgraduate student of the CMC MSU

<sup>3</sup> *Киселев Михаил Витальевич* — Чувашский Государственный Университет, Руководитель лаборатории нейроморфных вычислений, Кандидат технических наук,

Kiselev Mikhail Vitalievich — Chuvash State University, Head of the Laboratory of Neuromorphic Computing, Candidate of Technical Sciences

чений сигнала и веса, сколько нейрон имеет входных связей (синапсов). Прodelать это необходимо для каждого нейрона в сети, а в задаче обучения с учителем еще и для каждого примера обучающей выборки.

Трендом настоящего времени является увеличение размеров нейросетевых моделей в два раза каждые 3-4 месяца [1]. Проблема энергоэффективности выходит на первый план и становится фундаментальным ограничением развития современных систем ИИ.

В работе [2] показано, что на протяжении всей истории ИИ выигрывали те подходы и алгоритмы, для которых существовала подходящая аппаратная платформа (железо). Поэтому мы считаем важным рассматривать алгоритмы ИИ в совокупности с аппаратной составляющей, на которой они исполняются. Аппаратное обеспечение и алгоритмы вместе составляют системы ИИ. Именно аппаратная платформа определяет доступность и эффективность того или иного алгоритма.

Одним из очевидных направлений развития систем ИИ является нейроморфность, т.е. использование принципов организации и функционирования мозга в вычислительных системах.

Мозг является примером принципиально другой, не фон Неймановской, вычислительной машины, функционирующей как нейронная сеть. В отличие от классических компьютеров, в мозге:

- Нейроны обмениваются одинаковыми дискретными импульсами, кодирующими информацию
- Не обнаружено единого сигнала, синхронизирующего работу всех нейронов
- Процессы обучения локальны, а топологии сетей непослойны
- Все события происходят асинхронно, нет общей памяти, с которой работают универсальные вычислители, вместо этого - самоорганизующееся функционирование огромного числа простых агентов

Сегодня нейроморфными системами ИИ для привлечения внимания называют даже сверточные сети, не говоря уже об альтернативных аппаратных реализациях, вроде ASIC. Мы предлагаем перечень нейроморфных свойств, полезных в создании вычислительных систем и проявивших себя в реально существующих проектах.

- Нейронные сети - возможность обучения на данных, интеллект за счет большого числа агентов

- Параллелизм и асинхронность - одновременное выполнение разных задач, нет единого синхронизирующего процесса, нет единого таймера
- Импульсный характер передачи информации - минимальные затраты на передачу сигнала и его обработку на принимающем нейроне, устойчивость к шуму
- Локальное обучение - меньшие издержки на операции переноса данных при обучении, возможность создания неограниченно больших систем, непрерывность и инкрементальность обучения
- Разреженность потоков данных - событийная обработка сигналов, меньшие издержки на операции переноса и обработки данных
- Аналоговость - эффективная аппаратная реализация, миниатюризация, использование трехмерных вычислительных структур
- Вычисления в памяти - нет издержек на перенос промежуточных данных вычислений, нет конкурентного доступа к памяти

Нашей группой был проведен сравнительный анализ нейроморфных процессоров представленных в публичном пространстве на конец 2021 года.

## Выводы

Большинство проектов позволяют исполнять сети только в режиме применения (inference). Локальное обучение на чипе реализовано только в Loihi и с недавнего времени в BrainScaleS, но даже для этих чипов подавляющее большинство примеров используют градиентные методы обучения, а не локальные. В примерах же где используются локальные методы всегда присутствуют какие-то дополнительные архитектурные приемы. Научный прорыв этой области еще не совершен.

Заметен тренд на гибридные архитектуры, позволяющие передавать в рамках спайка не просто факт его наличия, а численное значение (это уход в сторону от мимикрирования мозга). В Tianjic и Neuroflow эта возможность появилась сразу, в SpiNNaker и BrainScaleS она добавлена во вторых поколениях, более того, скоро такая возможность появится в Loihi

Дугой заметный тренд - гибридизация в части одновременного исполнения как классических (ANN) так и спайковых (SNN) нейросетей одним чипом. Tianjic, NeuronFlow, а за ними и SpiNNaker, BrainScaleS - позволяют работать не только со спайковыми сетями.

Рис. 1. Результаты

Чип / нейромкомпьютер	Вычисления в памяти	Представление информации	Обучение на устройстве	Аналоговость	Событийность	Техпроцесс (нм)	Энергопотребление	Особенности
CPU / GPU / TPU	нет	числа, импульсы	Backprop / STDP	нет	нет	5	Google Edge TPU: 2 Tops/watt	высокая популярность, богатая экосистема, продвинутые инженерные технологии
TrueNorth	рядом с памятью	импульсы	нет	нет	да	28	400 GOPS/watt 25 pj/operation	первый нейроморфный чип без обучения (IBM)
Loihi	рядом с памятью	импульсы	STDP	нет	да	14	80 pj/operation	первый нейроморфный чип с обучением (Intel)
Tianjic	рядом с памятью	числа, импульсы	нет	нет	да	28	1278 MACGOPS/watt 649 GSOPS/watt	гибридный чип с эффективной поддержкой как SNN так и ANN, энергоэффективность
SpiNNaker	рядом с памятью	импульсы, числа	STDP	нет	нет	22	20 nj/operation	масштабируемая вычислительная платформа оптимизированная для выполнения SNN и rate based DNN
BrainScaleS	да	импульсы, числа	STDP, Surrogate gradient	мембранный потенциал	да	65	10 pj/synaptic event 200 mW - total	аналоговые нейроны на RC контурах, большой размер
GrAIOne	рядом с памятью	числа, импульсы	нет	нет	да	28	20 pj/operation 10 pj/operation	архитектура NeuronFlow, эффективная поддержка разреженных вычислений, поддержка ANN и SNN
Eyeriss	рядом с памятью	числа	нет	нет	нет	65	278 mW	ускоритель DCNN за счет пространственной разреженности данных
Алтай	рядом с памятью	импульсы	нет	нет	да	28	500 mW	первый отечественный нейроморфный чип без обучения, масштабируется

Несмотря на то, что проекты, использующие аналоговые нейроны выглядят более нейроморфными, большее распространение получают цифровые реализации нейронов.

## Заключение

Подводя итоги данного аналитического обзора, можно сделать вывод, что в данный момент мы наблюдаем революционные изменения в сфере вычислительной электроники. В этом нет преувеличения - впервые за всю компьютерную эпоху созданы и уже находят практические применения не фон Неймановские вычислители. При этом уже сейчас ясно, что применение нейропроцессоров и нейромкомпьютеров может быть существенно шире области моделирования нейросетей. Перспективными областями их применения являются NP-полные задачи, многопараметрическая оптимизация при наличии множественных ограничений.

Очевидно также, что подход к использованию таких вычислительных систем будет в корне отличаться от привычного нам программирования. Вместо него будет обучение, самоорганизация, оптимальное конфигурирование взаимодействия множества агентов и другие подходы, которые еще только предстоит развить. И, кроме того, с точки зрения проблемы построения “сильного” интеллекта, нейроморфному подходу в настоящее время не видно альтернатив.

## Список литературы

- [1] <https://openai.com/blog/ai-and-compute/>.
- [2] Hooker S, “The hardware lottery”, *//arXiv preprint arXiv:2009.06489*, 2020.

### **Neuromorphic artificial intelligence systems Larionov D.A., Ivanov D.A., Kiselev M.V.**

Modern artificial intelligence (AI) systems based on the von Neumann architecture have a number of fundamental limitations compared to the brain. In the paper, we partially revealed these limitations, proposed the principle of classification of AI neuromorphic systems and presented a comparative analysis of popular neuromorphic projects in the context of the proposed classification.

*Keywords:* Artificial intelligence, neuromorphic systems, local learning, spiking neural networks, sparse computing, in-memory computing, analog computing.

## References

- [1] <https://openai.com/blog/ai-and-compute/>.
- [2] Hooker S, “The hardware lottery”, *//arXiv preprint arXiv:2009.06489*, 2020.