

# Использование нейроморфных процессоров в беспилотных автомобилях

Селезнёв Александр Игоревич, ассистент;

Селезнёв Игорь Львович, кандидат технических наук, доцент

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (г. Минск)

*В статье рассматривается использование нейроморфных процессоров в беспилотных автомобилях. Обсуждается использование импульсных нейронных сетей, рассматриваются основные разработки в области нейроморфных вычислений и анализируются достоинства и недостатки интеграции нейроморфных процессоров в беспилотных автомобилях.*

**Ключевые слова:** нейроморфные процессоры, импульсные нейронные сети, беспилотный автомобиль.

Современные беспилотные автомобили (БА) в настоящее время представляют собой передвижные центры обработки данных: им нужно «видеть» дорогу, «понимать», что происходит, и принимать решения в режиме реального времени. Для этого они должны обрабатывать большие массивы данных от датчиков с помощью встроенных высокопроизводительных систем (основанных на специализированных процессорах), объединяя такие технологии как Интернет вещей и нейронные сети (в частности активно используются сверточные нейронные сети) — все это потребляет большое количество энергии и выделяет значительное количество тепла, что ограничивает эффективность системы и создает задержки при реагировании на внезапные изменения на дороге [1]. Использование нейроморфных процессоров позволяет отчасти решить эти проблемы за счет перехода от обработки каждого нового фрагмента данных к обработке только событий, связанных с изменениями текущей ситуации на дороге (например, появление новых объектов), что позволяет повысить энергоэффективность и производительность систем беспилотных автомобилей.

Нейроморфный процессор (НП) — это специализированный процессор нового поколения, имитирующий структуру и принципы работы человеческого мозга. По сравнению с классическими центральными и графическими процессорами (GPU) в НП память и ядра совмещены, вследствие чего обмен данными между ними минимизирует потребление энергии и затраты времени. Информация хранится в искусственных подобиях нейронов, что уменьшает количество обращений к памяти — за счет этого снижается как энергопотребление, так и увеличивается скорость обработки данных. Нейроморфные процессоры выполняют инструкции параллельно, подобно тому, как работает человеческий мозг. Они исполь-

зуют распределённую память и вычисления, где данные хранятся непосредственно в элементах, имитирующих нейроны и синапсы [2]. Синапсы — это связи между нейронами, которые в биологических системах передают сигналы. В НП они реализованы в виде электронных схем, регулирующих интенсивность передаваемых сигналов от одного нейрона к другому. Условный вес синапса определяет насколько сильно активация одного нейрона влияет на активацию другого, связанного с ним. Вес может изменяться в процессе обучения, что позволяет сети адаптироваться к новым данным.

Нейроморфные процессоры работают на основе импульсных нейронных сетей (Spiking Neural Networks, SNN). В этих сетях нейроны обмениваются не непрерывными значениями (как в традиционных нейронных сетях), а короткими импульсами, называемыми спайками. Нейроны в SNN активируются только при наличии значимых входных данных. Если входные данные отсутствуют или незначимы, нейроны остаются в состоянии покоя, что снижает потребление энергии в неактивных состояниях [3].

В настоящее время наиболее перспективными разработчиками в области нейроморфных вычислений являются:

1. Компания Intel. Её процессор Loihi 2 [4] поддерживает работу миллиона нейронов на процессор; в апреле 2024 года компания представила Hala Point [5] — крупнейшую в мире нейроморфную систему, созданную на базе 1152 микросхем Loihi 2, которая моделирует 1,15 миллиарда нейронов и 128 миллиардов синапсов при энергопотреблении около 2,6 кВт. При этом было заявлено о показателе до 15 триллионов операций в секунду на ватт (TOPS/Wt) для определенных типов рабочих нагрузок, что обеспечивает значительно большую эффективность, чем обычные GPU.

2. Компания Innatera. На выставке Computex 2025 она представила нейроморфный микроконтроллер Pulsar [6], предназначенный для работы с датчиками в режиме постоянной активности. В архитектуре Pulsar сочетаются импульсные нейронные сети, традиционные ядра RISC-V и цифровые ускорители. Результаты тестирования демонстрируют, что энергопотребление при обнаружении присутствия с помощью радара составляет около 600 мкВт, а при классификации аудио — около 400 мкВт; при этом задержка сокращается примерно в 100 раз, а энергопотребление — в 500 раз по сравнению с традиционными микроконтроллерами.

3. Компания BrainChip. В 2025 году представила Akida Edge AI Box [7] — нейроморфную систему на базе операционной системы Linux для задач компьютерного зрения на периферийных устройствах (edge vision), а также сервис Akida Cloud, предоставляющий разработчикам удаленный доступ к моделям Akida 2 без необходимости использования физического оборудования. В партнерстве с компанией Prophesee на выставке Embedded World 2025 компания BrainChip продемонстрировала технологию распознавания жестов с быстродействием микросекундного уровня, задействовав процессор Akida 2 в сочетании с сенсором технического зрения, работающим по принципу регистрации событий (event-based vision sensor).

4. Компанией SynSense были разработаны микросхемы Speck [8] и Xylo [9] в 2022 году, предназначенные специально для интеграции непосредственно в датчики. Микросхема Speck объединяет 328 000 нейронов и обеспечивает задержку обработки спайка порядка 3 мкс при энергопотреблении на уровне милливатт. Более компактная микросхема Xylo, работающая с 1000 нейронов, потребляет еще меньше энергии, что позволяет выполнять такие задачи, как обнаружение аномалий или распознавание ключевых слов непосредственно на уровне датчика.

Использование нейроморфных процессоров позволяет повысить следующие характеристики беспилотных автомобилей:

1. Энергоэффективность. Традиционные вычислительные системы беспилотных автомобилей непрерывно потребляют 200–300 Вт, что сильно сокращает их запас хода. Нейроморфные процессоры, напротив, работают с управляемыми событиями рабочих нагрузок и часто потребляют значительно меньше энергии. Например, применение микроконтроллера Pulsar компании Innatera позволяет осуществлять мониторинг в режиме «всегда включен», не разряжая батарею, что особенно важно для автопарков, работающих круглосуточно.

2. Скорость реагирования. Нейроморфные процессоры в сочетании с камерами, основанными на событиях, обнаруживают изменения за секунды или миллисекунды, по сравнению с конвейерами графического процессора, которые часто занимают десятки миллисекунд. На скоростях движения по шоссе этот выигрыш в скорости обработки может обеспечить своевременное реагирование для преодоления опасности.

3. Объем передаваемых данных. В результате обработки данных устройств БА генерируются терабайты необработанных данных, что значительно затрудняет обмен информации с облачными сервисами. Нейроморфные модули предварительно обрабатывают данные в компактные «пакеты событий», сокращая передачу до единиц килобайт. Это не только снижает затраты на связь, но и обеспечивает локальное совместное использование данных через WLAN между транспортными средствами в одном парке.

4. Сложность интеграции датчиков и периферийных устройств. Нейроморфные процессоры могут быть достаточно компактными и при этом эффективными, чтобы их можно было размещать непосредственно внутри датчиков, таких как камеры или радары. Например, микросхема Speck компании SynSense обрабатывает события движения с задержкой всего 3 мкс, работая в милливаттном диапазоне потребления энергии. Это позволяет обнаруживать аномалии в реальном времени прямо на уровне датчика, фильтруя ненужные данные еще до того, как они достигнут центрального компьютера [10].

Однако использование нейроморфных процессоров в БА сопряжено с рядом проблем:

1. Недостаточная развитость инструментария. Обучение и развертывание импульсных нейронных сетей сложнее, чем работа с традиционными моделями искусственного интеллекта. Такие инструменты, как Lava (от Intel) или SDK от BrainChip, совершенствуются, однако им недостает зрелости, широкого сообщества разработчиков и развитой экосистемы, характерных для таких устоявшихся платформ, как NVIDIA CUDA или TensorRT, что замедляет внедрение этой технологии.

2. Узкая специализация. Нейроморфные микросхемы демонстрируют хорошие результаты в задачах, требующих обработки разреженных данных и работы в реальном времени (например, обнаружение движения или распознавание аномалий). Однако они пока уступают графическим процессорам в задачах плотной обработки сенсорной информации (например, семантическая сегментация всего фрагмента целиком), которые критически важны для планирования траектории и навигации автономных транспортных средств.

3. Проблемы с сертификацией. В отсутствие сертификата нейроморфные микросхемы могут применяться лишь в вспомогательных системах, не влияющих напрямую на безопасность, вплоть до завершения всех необходимых проверок и подтверждения надежности.

4. Недостаток испытаний в реальных условиях. Наиболее впечатляющие результаты получены в ходе лабораторных демонстраций: распознавание жестов, работа с наборами данных событийного зрения (event-based vision) или эксперименты в контролируемой среде. Масштабирование этих достижений до уровня полноценных систем автономного вождения, способных работать в разнообразных условиях освещенности, погоды и дорожной обстановки, остается крайне сложной задачей.

## Выводы

В настоящее время использование нейроморфных вычислений начинает выходить за рамки обычных экспериментов в лабораториях и превращается в актуальную и востребованную технологию для использования в беспилотных транспортных средствах. Её ценность в БА является синер-

гетической в дополнении к использованию вместе с современными графическими процессорами — интеграция нейроморфных процессоров позволяет значительно повысить скорость обработки, снизить энергопотребление, сократить задержку передачи данных до микросекунд и превратить беспилотные средства автопарков из разрозненных транспортных средств в адаптивные сети.

## Литература:

1. Селезнёв, А. И. Особенности использования нейронных сетей в управлении беспилотным автомобилем / А. И. Селезнёв, И. Л. Селезнёв. — Текст: непосредственный // Молодой учёный. — 2026. — № 29. — С. 45–49.
2. Российский нейроморфный процессор: что это и почему он важен? // Habr: [сайт]. — <https://habr.com/ru/companies/sberbank/articles/916878/> (дата обращения: 23.08.2026)
3. Spiking Neural Networks (SNN): Third-Generation AI and the Future of Neuromorphic Computing // Deepfa: [сайт]. — <https://deepfa.ir/en/blog/spiking-neural-networks-neuromorphic-computing> (дата обращения: 25.08.2026)
4. Loihi 2 — Intel // Open Neuromorphic: [сайт]. — <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/loihi-2-intel/> (дата обращения: 23.08.2026)
5. Hala Point: Intel builds the largest neuromorphic network to date // All-about-industries: [сайт]. — <https://www.all-about-industries.com/hala-point-intel-builds-the-largest-neuromorphic-network-to-date-a-5449bca-6c2a6d4e1e804e1058aa1720e/> (дата обращения: 25.08.2026)
6. Spiking Neural Processor Pulsar // Innatera: [сайт]. — <https://www.innatera.com/product/> (дата обращения: 27.08.2026)
7. BrainChip Unveils Edge AI Box & Partner Ecosystem for Smart Solutions // Brainchip: [сайт]. — <https://brainchip.com/press/brainchip-unveils-edge-ai-box-partner-ecosystem-for-gestures-cybersecurity-image-recognition-and-computer-vision/> (дата обращения: 27.08.2026)
8. Speck // Synsense: [сайт]. — <https://www.synsense.ai/products/speck-2/> (дата обращения: 27.08.2026)
9. Xylo // Synsense: [сайт]. — <https://www.synsense.ai/products/xylo/> (дата обращения: 27.08.2026)
10. Neuromorphic Computing 2025: Current SotA // humanunsupervised: [сайт]. — [https://humanunsupervised.com/papers/neuromorphic\\_landscape.html](https://humanunsupervised.com/papers/neuromorphic_landscape.html) (дата обращения: 27.08.2026)