

Борданов И.А., Никишов Д.А.  
*Научный руководитель: к.т.н., доцент, декан ФИТ С.А. Щаников  
Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного  
учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет  
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
E-mail: bordanov2011@yandex.ru*

### **Перспективы применения мемристоров для создания спайковых нейронных сетей**

Искусственные нейронные сети (ИНС) плотно вошли в нашу жизнь. Они применяются для решения трудно формализуемых и не формализуемых задач в различных областях человеческой деятельности. В настоящее время существует множество архитектур искусственных нейронных сетей. Каждая из них имеет свою область применения, в которой показывает наиболее хорошие результаты. Одним из видов архитектур нейронных сетей являются спайковые нейронные сети (СНС) которые относятся к ИНС третьего поколения. Они являются копиями биологических нейронных сетей (НС) и имеют более высокий потенциал, чем традиционные ИНС [1]. Спайковые нейронные сети применяются при решении задач распознавания образов [2] и классификации [3].

Одним из наиболее перспективных методов аппаратной реализации СНС являются мемристоры (СНСМ) [4] – энергонезависимые пассивные элементы, которые могут изменять сопротивление в зависимости от протекшего через него тока [5]. Преимуществом такой реализации по сравнению с КМОП реализацией является то, что мемристоры могут более точно имитировать синапсы и частично нейроны, благодаря тому что они имеют принципиально схожие механизмы со своими биологическими аналогами: оба механизма тесно связаны с дрейфом или диффузией ионов и аналоговым характером обработки сигналов. Более того, ИНС на основе мемристоров с организацией весов в виде перекрестной архитектуры имеют возможность выполнять массово-параллельное и высокоэффективное векторно-матричное умножение непосредственно в том месте, где хранятся данные, по правилу Кирхгофа что позволяет значительно повысить энергоэффективность вычислений [2,6].

Однако несмотря на вышеописанные достоинства мемристоров, они имеют некоторые недостатки, а именно возможность «застывания» мемристора в низко или высоко омном состояниях, ограниченное число стабильных состояний, нестабильные электрофизические характеристики и т. д. [7] Все эти погрешности влияют на точность работы результирующего нейроморфного устройства и на его обучение.

В настоящее время существует два способа решения данных проблем. Первый из них основан на преодолении данных недостатков путем учёта погрешностей ИНСМ [8], создание новых материалов (органических и неорганических) и технологий производства мемристоров с целью повышения стабильности и т. д. [9]. Этим на правление занимается большинство научных коллективов. Однако наиболее перспективным является второе, которое предполагает использование данных недостатков на благо работы нейроморфного устройства.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ №19-07-01215 и Стипендии Президента РФ СП-5411.2021.5.

### **Литература**

1. Lobov S. A. et al. Spatial properties of STDP in a self-learning spiking neural network enable controlling a mobile robot // *Frontiers in neuroscience*. 2020. Vol. 14. PP. 88.
2. Demin V. A. et al. Necessary conditions for STDP-based pattern recognition learning in a memristive spiking neural network // *Neural Networks*. 2021. Vol. 134. PP. 64-75.
3. Rashid F. A. N., Suriani N. S. Spiking neural network classification for spike train analysis of physiotherapy movements // *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*. 2020. Vol. 9. №. 1. PP. 319-325.
4. Serb A., Prodromakis T. A system of different layers of abstraction for artificial intelligence // *arXiv preprint arXiv:1907.10508*. – 2019.

5. Галушкин А.И. Нейрочипы и нейроморфные ЭВМ: проблемы моделирования // ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ. 2015. Т. 21, № 12. С. 942–949
6. Zhevnenko D. et al. Simulation of memristor switching time series in response to spike-like signal // Chaos, Solitons & Fractals. 2021. Vol. 142. PP. 110382.
7. Mehonic A. et al. Simulation of Inference Accuracy Using Realistic RRAM Devices // Front. Neurosci. Frontiers Media S.A., 2019. Vol. 13.
8. Shchanikov S. et al. Fault Tolerance of Memristor-Based Perceptron Network for Neural Interface // BioNanoScience. 2021. Vol. 11. №. 1. PP. 84-90.
9. Lapkin D.A. et al. An Organic Memristive Element Based on Single Polyaniline/Polyamide-6 Fiber // Tech. Phys. Lett. Maik Nauka-Interperiodica Publishing, 2017. Vol. 43, № 12. PP. 1102–1104.