

Александр Николаевич БУСЫГИН¹
Алексей Юрьевич КУЗЬМЕНКО²
Александр Дмитриевич ПИСАРЕВ³
Вадим Анатольевич ФИЛИППОВ⁴

УДК 004.335

**ОСОБЕННОСТИ МОДЕЛИРОВАНИЯ
РАБОТЫ БИОМОРФНОЙ НЕЙРОСЕТИ
НА ЭЛЕКТРОННОМ УСТРОЙСТВЕ
С ЭНЕРГОНЕЗАВИСИМОЙ ПАМЯТЬЮ
И НИЗКИМ ПОТРЕБЛЕНИЕМ ЭНЕРГИИ**

¹ магистрант кафедры механики многофазных систем,
Тюменский государственный университет
daenur.al@gmail.com

² аспирант кафедры микро- и нанотехнологий,
Тюменский государственный университет
alekslock@yandex.ru

³ кандидат технических наук, доцент кафедры радиофизики,
Тюменский государственный университет
spcb@gmail.com

⁴ кандидат социологических наук,
руководитель Центра прорывных исследований,
Искусственные когнитивные системы,
заместитель ректора по программе 5-100,
Тюменский государственный университет
filippov-vadim@yandex.ru

Цитирование: Бусыгин А. Н. Особенности моделирования работы биоморфной нейросети на электронном устройстве с энергонезависимой памятью и низким потреблением энергии / А. Н. Бусыгин, А. Ю. Кузьменко, А. Д. Писарев, В. А. Филиппов // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. 2016. Т. 2. № 1. С. 92-100.
DOI: 10.21684/2411-7978-2016-2-1-92-100

Аннотация

Для моделирования работы биоморфной нейросети изготовлено электронное устройство, сочетающее в себе программируемые микроконтроллеры и энергонезависимую мемристорную память и имеющее возможность работы совместно с персональным компьютером. Устройство позиционируется как исследовательская платформа для выработки наиболее эффективной организации кортикоморфного процессора. В качестве первоначальной архитектуры выбраны однослойный персептрон для первичного ассоциирования входных данных и биоморфная нейросеть. В статье обсуждаются особенности моделирования работы биоморфной нейросети и ее адаптации для запуска на устройстве.

Ключевые слова

Распознавание образов, однослойный персептрон, биологическая модель нейрона, нейросеть.

DOI: 10.21684/2411-7978-2016-2-1-92-100

Значительную долю информационных потоков составляют аудиовизуальные данные, обработка которых неэффективна на современных компьютерах фон-Неймановской архитектуры. Искусственные нейронные сети оперируют информацией совершенно по-другому. Они построены по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Большинство искусственных нейронных сетей (ИНС) созданы на основе информационного подхода к моделированию, т. е. ставят во главу угла подобие информационных потоков в ИНС и в живой системе. Нейроны в таких ИНС сильно упрощены. Другая крайность — полномасштабное моделирование биологических процессов, протекающих в нейроне.

В данной работе за основу взята модель нейрона, с одной стороны, качественно отражающая реальные физико-химические процессы, протекающие в нейроне, а с другой стороны, игнорирующая процессы метаболизма, не связанные с передачей информации.

Для обеспечения высокого быстродействия и низкого энергопотребления нейросетей разработаны схемы [7; 10], комбинирующие КМОП логику и регулируемые резистивные устройства — мемристоры.

Одно из первых аппаратных средств для реализации ИНС разработано фирмой IBM [8]. Нейроморфный процессор IBM TrueNorth, основанный на классической КМОП логике, благодаря многоядерной архитектуре обеспечивает достаточную производительность для моделирования кортикальной колонки мозга. В этой работе для функционального моделирования одного среза кортикальной колонки используется энергозависимая SRAM память, ячейка которой состоит из 6 полевых транзисторов. На одном процессоре находятся 4 096 одинаковых ядер с 256 нейронами и возможностью задействования 256^2 настраиваемых синаптических связей между ними, выполненными, как и нейроны,

с помощью транзисторов. Масштабирование такой системы приведет к существенному увеличению энергопотребления и замедлению вычислений. Использование мемристоров в качестве синаптических связей [1; 2] в подобных устройствах позволит упростить их архитектуру, что увеличит быстродействие и снизит потребление энергии.

Авторами в работе [3] представлен вариант архитектуры нейроморфного сопроцессора на основе мемристорной микросхемы, интегрированной с КМОП логикой. На микропроцессоре установлен программный продукт, моделирующий работу фрагмента кортикальной колонки мозга с одним ассоциативным основанием и предполагающий использование 128 мемристоров в качестве искусственных синапсов. Созданное электронное устройство (см. рис. 1) является важным шагом на пути к промышленному нейроморфному процессору с различными функциями — компьютерного зрения, слуха, чтения текстов и т. д.

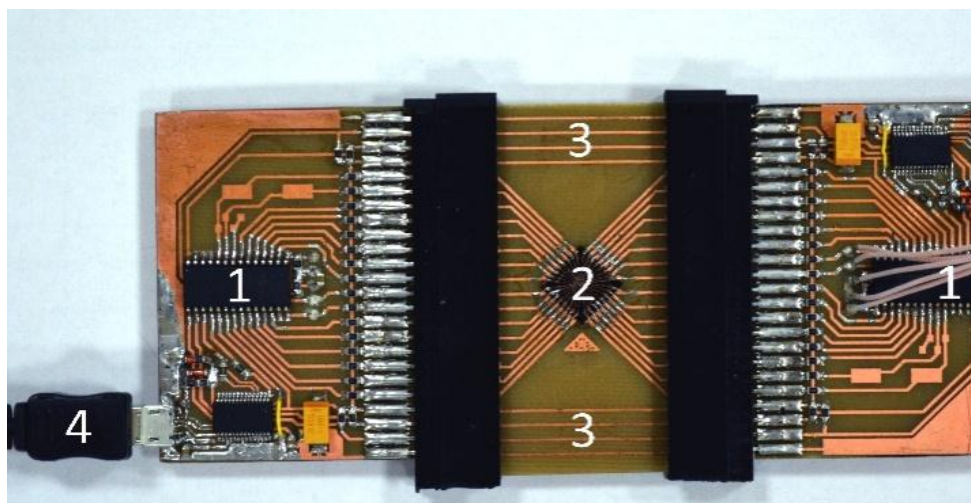


Рис. 1. Лабораторная системная плата: 1 — контроллер PIC18, 2 — мемристорная микросхема, 3 — IC интерфейс, 4 — USB интерфейс

Целью настоящей работы является выявление особенностей моделирования работы биоморфной ИНС и ее адаптация к нейроморфному процессору.

Нейросеть для распознавания изображений. Поскольку биологическая модель нейрона более требовательна к вычислительным ресурсам по сравнению с «информационной» моделью, в предложенном электронном устройстве использован однослойный персептрон в качестве первого слоя нейросети. Встроенный персептрон, выполняющий первичную ассоциацию, качественно отличается от нейросети с алгоритмом линейной классификации, использованной в [10]. Ключевыми отличиями являются следующие особенности: большее число мемристоров и пикселей для распознавания образов; возможность распознавания полутоновых изображений; автономность и мобильность нейроморфного устройства в целом; автоматизированное обучение через программный

интерфейс. Дальнейшее ассоциирование выполняет уже биоморфная нейросеть. Подобное сращивание различных архитектур ИНС используется для увеличения точности распознавания и ускорения вычислений [4-6; 9; 11].

Для тестирования персептрона была выбрана задача распознавания и классификации изображений. На вход подавались монохромные полутоновые изображения цифр размером 4x4 пикселей. Процедура обучения заключается в подстройке весовых коэффициентов синаптических связей по специальным правилам до тех пор, пока при предъявлении идеального изображения на выходе нейросети, соответствующей этому изображению, не будет появляться максимальный по величине сигнал, а на остальных — минимальный. Обученная нейросеть продемонстрировала уверенное распознавание сильно зашумленных символов.

На рис. 2 представлены шаблоны изображений нескольких символов, на которых обучалось электронное устройство, а на рис. 3 продемонстрирован распознанный зашумленный полутонами символ.

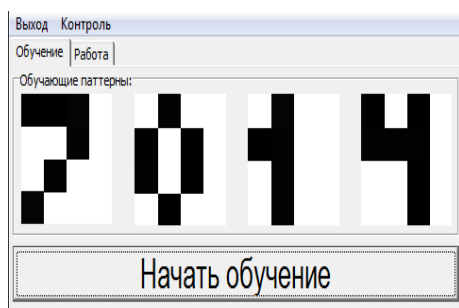


Рис. 2. Обучение нейросети

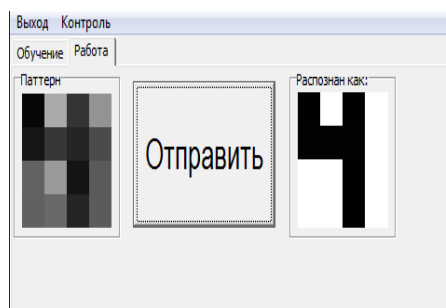


Рис. 3. Распознанный зашумленный полутонами символ

Биоморфная нейросеть. Нейросеть обеспечивает запоминание, припоминание с учетом поступивших в сеть сигналов, ветвление ассоциаций и синтез знания как ассоциативную рекомбинацию.

Архитектура нейросети разработана в программе Cortiphica фирмой ОКАС. Программа представляет собой среду разработки нейросетей с использованием биоморфной модели нейрона и упрощенно воспроизводит процессы распространения сигнала в межсинаптической щели, дендрите, соме и аксоне.

При активации нейрона в нем возникают импульсы потенциала действия, частота которых определяет силу сигнала. Под их действием в аксоне накапливается потенциал (формируется кальциевый микродомен в аксонной терминали), что вызывает выброс молекул нейромедиатора в межсинаптическую щель. Эти молекулы связываются с соответствующими им белковыми рецепторами, расположенных на постсинаптической мембране дендрита другого нейрона. При связывании нейромедиатора с рецептором у последнего изменяется потенциал: если нейромедиатор возбуждающий, то потенциал положительный,

тормозящий — отрицательный. Суммарное действие активированных рецепторов в дендрите называют вызванным постсинаптическим потенциалом. Если в сомме сумма этих потенциалов превышает некий порог активации в аксоном холмике сомы клетки, то нейрон активируется, и сигнал распространяется дальше до аксонной терминали второго нейрона.

Основным элементом является дендрит — именно его свойства меняются в ходе обучения. Кратковременная синаптическая пластичность описывается постепенным угасанием во времени вызванного постсинаптического потенциала в дендрите и фасилитации в аксоне. Появление потенциала в дендрите увеличивает на его синаптической мембране число переменных рецепторов нейромедиатора, вызвавшего его активацию. При отсутствии входных сигналов рецепторы со временем распадаются. Так реализуется долговременная синаптическая пластичность — долговременное запоминание и забывание.

Таким образом, распространение сигнала в нейроне описывается несколькими числами: число молекул нейромедиаторов (в синаптической щели), вызванный постсинаптический потенциал (в дендрите), частота потенциалов действия (в сомме), формирование кальциевого заряда в аксоне — фасилитация. Свойства морфологических единиц учитываются в формулах преобразования сигналов. Изменение динамических свойств дендрита и затухание сигнала реализовано в виде сложной функции (линейной и показательной), монотонно убывающей по времени.

Особенности моделирования работы биоморфной нейросети и ее адаптация в нейроморфном процессоре. Биоморфная нейросеть реализована на языке C++, с использованием библиотек параллельного программирования для многоядерных систем с общей памятью. Адаптированная к электронному устройству версия биоморфной программы написана на языке assembler по принципу конечного автомата, что является перспективным подходом для алгоритмической реализации искусственного интеллекта. Причин перехода от C++ к ассемблеру несколько: объектно-ориентированный подход, использованный в исходной программе, замедляет вычисления; такой подход неприменим к программированию используемого микроконтроллера. Кроме этого, написание кода на assembler позволяет достичь максимально возможной производительности. Программа верхнего уровня для ПК, управляющая электронным устройством с помощью виртуального USB-COM порта, была написана на языке Delphi. Для этого языка существует библиотека, реализующая необходимые функции ввода и вывода информации.

При адаптации нейросетевых программ в первую очередь понадобилось написать процедуры записи и считывания состояния мемристоров. Проводники кроссбара соединены с портами микроконтроллеров, отвечающих за вход и выход. Считывание текущего состояния происходит посредством импульса напряжения с амплитудой ниже порога переключения мемристора. Запись осуществляется подобными импульсами с напряжением, превышающим порог.

Процедуры обучения персептрона и биоморфной нейросети различны. Персептрон обучается с учителем, т. е. веса связей подстраиваются на основании разницы между текущими значениями на выходе с желаемыми. Если на выходе значение выше требуемого, то его входные связи ослабляются пропорционально величине несоответствия. В случае недостаточного сигнала на выходе соответствующие веса увеличиваются. Персептрон обучался посредством специальной программы с интерфейсной программой верхнего уровня, выполняемой на ПК.

Биоморфная сеть обучается согласно правилу Хебба: связь между одновременно активировавшимися нейронами усиливается. Ассоциативное основание, моделируемое архитектурой биоморфной нейросети, в процессе обучения запоминает последовательность сигналов в виде упорядоченных пар. В дальнейшем при поступлении какого-либо сигнала он проходит до выхода и дополняется сопряженным. Это один из видов ассоциаций, реализуемых в нервных узлах животных.

Таким образом, сначала мы обучаем персептрон, а потом соединяем его выход с ассоциативным основанием (рис. 4). Чтобы работа комбинированной нейросети была корректной, необходимо преобразовать выходные сигналы персептрона к виду, требуемому для входных нейронов биоморфной нейросети. Каждый входной нейрон ассоциативного основания отвечает за определенный символ, и описывается возможными значениями $\{0; 1\}$. Поэтому для преобразования была использована функция Хевисайда.

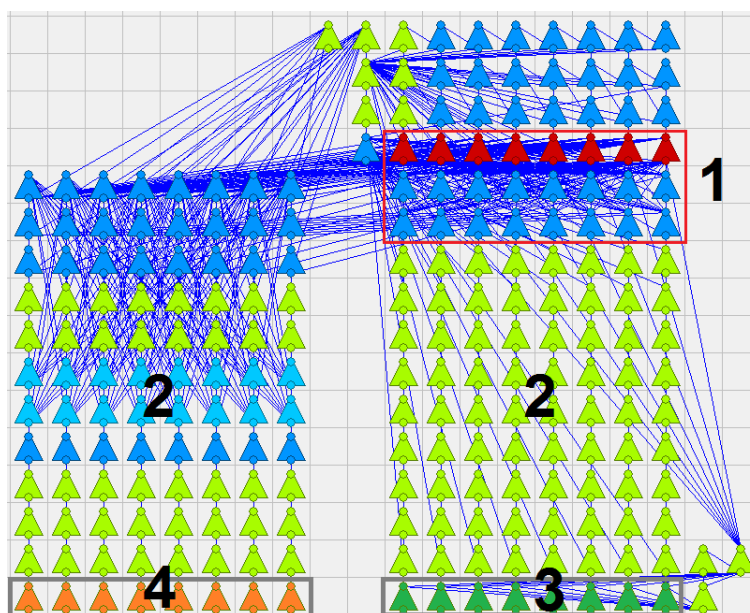


Рис. 4. Биоморфная нейросеть: нейроны обозначены треугольниками;
1 — область с мемристорами в качестве синапсов;
2 — синапсы на транзисторах; 3 — вход; 4 — выход сети.

Поскольку вычислительные возможности микроконтроллеров ограничены, сложные формулы для расчета распространения сигналов в биоморфной нейросети были заменены на их аппроксимации полиномами четвертой степени с переменными коэффициентами. При детальном анализе работы ассоциативного основания было выяснено, что синаптические связи, не участвующие непосредственно в запоминании и воспроизведении информации, можно описать функцией Хевисайда. Часть оставшихся синапсов были заменены на мемристоры. Эти два обстоятельства значительно сократили вычисления, осуществляемые для каждого временного шага, что увеличило быстродействие устройства в целом.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бобылев А. Н. Создание электронного запоминающего устройства, подобного по свойствам синапсу мозга / А. Н. Бобылев, С. Ю. Удовиченко // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2015. № 4 (38). С. 68-71.
2. Журавский Д. В. Установление подобия свойств синапса и мемристора, используемого в электронном устройстве / Д. В. Журавский, А. Н. Бобылев, С. Ю. Удовиченко, В. А. Филиппов // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2015. № 11. С. 95-101.
3. Удовиченко С. Ю. Прототип нейроморфного сопроцессора на основе мемристоров из смешанного оксида металлов / С. Ю. Удовиченко, А. Н. Бобылев, А. Н. Бусыгин, А. Д. Писарев, В. А. Филиппов // Сборник тезисов VI конференции Нанотехнологического общества России. 2016. С. 29-32.
4. Chelsia A. D. Combining neural networks for skin detection. Signal and image processing / A. D. Chelsia, J. A. Dargham, A. Chekima, S. Omatu // Signal and image processing : An International Journal. 2010. Vol. 1. No 2. Pp. 1-11.
5. Ding Y. R. The Use of Combined Neural Networks and Genetic Algorithms for Prediction of River Water Quality / Y. R. Ding, Y. J. Cai, P. D. Sun, B. Chen // Journal of Applied Research and Technology. 2014. Vol. 12. Pp. 493-499.
6. Güler I. ECG beat classifier designed by combined neural network model / I. Güler, E. D. Übeyli // Pattern Recognition. 2005. Vol. 38. Pp. 199-208.
7. Kim K.-H. A functional hybrid memristor crossbar-array/CMOS system for data storage and neuromorphic applications / K.-H. Kim, S. Gaba, D. Wheeler, et al. // Nano Letters. 2012. Vol. 12. Pp. 389-395.
8. Merolla P. A. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface / P. A. Merolla et al. // Science. 2014. Vol. 345. Pp. 668-672.
9. Plahl C. Feature combination and stacking of recurrent and non-recurrent neural networks for LVCSR / C. Plahl, M. Kozielski, R. Schluter, H. Ney // IEEE ICASSP. 2013. Pp. 6714-6718.
10. Prezioso M. Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors / M. Prezioso, F. Merrikh-Bayat, B. D. Hoskins, G. C. Adam, K. K. Likharev, D. B. Strukov // Nature. 2015. Vol. 521. Pp. 61-64.
11. Wen C. A new optical music recognition system based on combined neural network / C. Wen, A. Rebelo, J. Zhang, J. Cardoso // Pattern Recognition Letters. 2015. Vol. 58. Pp. 1-7.

Alexander N. BUSYGIN¹
Aleksey Yu. KUZMENKO²
Alexander D. PISAREV³
Vadim A. FILIPPOV⁴

**FEATURES OF SIMULATION
OF A BIOMORPHIC NEURAL NETWORK
ON ELECTRONIC DEVICE WITH NON-VOLATILE MEMORY
AND LOW POWER CONSUMPTION**

¹ Master's Degree Student,
Department of Multiphase Systems Mechanics,
Tyumen State University
daenur.al@gmail.com

² Postgraduate Student,
Department of Micro- and Nanotechnologies,
Tyumen State University
alekslock@yandex.ru

³ Cand. Sci. (Engin.), Associate Professor,
Department of Radiophysics,
Tyumen State University
spcb@gmail.com

⁴ Cand. Sci. (Soc.), Head of the Center for Advanced Studies
“Artificial Cognitive Systems”, Deputy Rector for the Program “5-100”,
Tyumen State University
filippov-vadim@yandex.ru

Abstract

The article discusses the electronic device for the simulation of biomorphic neural networks which combines programmable microcontrollers and a non-volatile memristor memory, and it is compatible with a personal computer. The device is positioned as a research platform to develop the most effective architecture for a corticomorphic processor. A single-layer

Citation: Busygin A. N., Kuzmenko A. Yu., Pisarev A. D., Filippov V. A. 2016. “Features of Simulation of a Biomorphic Neural Network on Electronic Device with Non-Volatile Memory and Low Power Consumption.” Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy, vol. 2, no 1, pp. 92-100.
DOI: 10.21684/2411-7978-2016-2-1-92-100

perceptron for the primary association of the input data and the biomorphic neural network are chosen as its initial architecture. The article discusses the features of biomorphic neural networks and their adaptation to the device.

Keywords

Pattern recognition, single-layer perceptron, biological neuron model, neural network.

DOI: 10.21684/2411-7978-2016-2-1-92-100

REFERENCES

1. Bobylev A. N., Udovichenko S. Yu. 2015. "Sozdanie elektronnoho zapominayushhego ustroystva, podobnogo po svoystvam sinapsu mozga" [The Creation of an Electronic Memory Device with Properties Similar to Organic Synapse]. *Proceedings of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics*, no 4 (38), pp. 68-71.
2. Chelsia A. D., Dargham J. A., Chekima A., Omatu S. 2010. "Combining neural networks for skin detection. Signal and image processing." *Signal and Image Processing : An International Journal*, vol. 1, no 2, pp. 1-11.
3. Ding Y. R., Cai Y. J., Sun P. D., Chen B. 2014. "The Use of Combined Neural Networks and Genetic Algorithms for Prediction of River Water Quality." *Journal of Applied Research and Technology*, vol. 12, pp. 493-499.
4. Güler I., Übeyli E. D. 2005. "ECG beat classifier designed by combined neural network model." *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 199-208.
5. Kim K.-H., Gaba S., Wheeler D., et al. 2012. "A functional hybrid memristor crossbar-array/CMOS system for data storage and neuromorphic applications." *Nano Letters*, vol. 12, pp. 389-395.
6. Merolla P. A., et al. 2014. "A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface." *Science*, vol. 345, pp. 668-672.
7. Plahl C., Kozielski M., Schluter R., Ney H. 2013. "Feature combination and stacking of recurrent and non-recurrent neural networks for LVCSR." *Proceedings of 38th IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 6714-6718.
8. Prezioso M., Merrih-Bayat F., Hoskins B. D., Adam G. C., Likharev K. K., Strukov D. B. 2015. "Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors." *Nature*, vol. 521, pp. 61-64.
9. Udovichenko S. Yu, Bobylev A. N., Busygin A. N., Pisarev A. D., Philippov V. A. 2016. "Prototip nejromorfnoho soprocessora na osnove memristorov iz smeshannogo oksida metallov" [Neuromorphic Coprocessor Prototype Based on Mixed Metal Oxide Memristors]. In: *Proceedings of the 7th Annual Conference of Nanotechnology Society of Russia*, pp. 29-32.
10. Wen C., Rebelo A., Zhang J., Cardoso J. 2015. "A new optical music recognition system based on combined neural network." *Pattern Recognition Letters*, vol. 58, pp. 1-7.
11. Zhuravsky D. V., Bobylev A. N., Udovichenko S. Yu., Philippov V. A. 2015. "Ustanovlenie podobiya svoystv sinapsa i memristora, ispolzuemogo v elektronnom ustroystve" [The Similarity of Synapse Properties and Properties of Memristor Used in an Electronic Device Establishing]. *Neurocomputers: Development and Application*, no 11, pp. 95-101.