

А.В. Гаврилов, к.т.н., доцент, neurotechlab@yandex.ru
Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия
В. М. Канглер, vkangler@gmail.com
ООО «Мотив», г. Новосибирск, Россия

НЕЙРОМОРФНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ: СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ

Аннотация: В докладе дается обзор работ, ведущихся в области разработки нейроморфных сетей. Рассматриваются их возможные области применения и задачи, для решения которых они могут использоваться.

Ключевые слова: нейроморфные вычисления, нейронные сети, аппаратные нейронные сети, машинное обучение, автономные роботы

NEUROMORPHIC TECHNOLOGIES: STATE AND PERSPECTIVES

A.V. Gavrilov, Ph.D., docent, neurotechlab@yandex.ru
Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia
V.M.Kangler, vkangler@gmail.com
Motiv Ltd., Novosibirsk, Russia

Abstract: In this paper survey of projects dealing with development of neuromorphic networks is offered. Possible areas of applications of these technologies and solving tasks are described.

Key words: neuromorphic computing, neural networks, machine learning, hardware neural networks

В последние примерно 15 лет появилось новое 3-е поколение искусственных нейронных сетей [1-6], отличительной особенностью которого является использование импульсов для передачи информации между нейронами. При этом при моделировании нейронных сетей разработчики стремятся сделать их максимально похожими, с точки зрения обработки информации, на биологические нейронные сети. Примерно с 2007 года такие нейронные сети стали называться нейроморфными сетями, а область их изучения — нейроморфными вычислениями или технологиями (neuromorphic computing). Информация кодируется в таких сетях в виде интервалов между импульсами, генерируемыми нейроном в ответ на локально интегрированное в простран-

стве и времени возбуждение от импульсных сигналов, поступающих на его входы. Это поколение, в отличие от предыдущих поколений искусственных нейронных сетей, ориентируется на полностью аппаратную реализацию [7], т.к. программная эмуляция таких сетей неэффективна даже с использованием ускорителей в виде матричных процессоров.

Актуальность этого направления исследований и разработок подогревается быстрым развитием и внедрением во все области жизнедеятельности интеллектуальной робототехники.

Существующие проекты

В настоящее время в мире существуют следующие проекты, связанные с разработкой нейроморфных нейронных сетей:

1. Проект DARPA Synapse (DARPA's Systems of Neuromorphic Adaptive Plastic Scalable Electronics initiative) [8], в рамках которого финансируются работы в IBM (IBM Research) и HRL Laboratories. Соисполнителями являются несколько университетов и научных центров: Stanford University, Cornell University, University of Wisconsin-Madison, University of California, Merced, Columbia University Medical Center, Boston University, Neurosciences Institute, University of Michigan, University of California-Irvine, George Mason University, Portland State University и еще Set Corporation . Программа начата в 2008 году. За первые 5 лет объем финансирования более 106 миллиона долларов. Цель проекта — создание нейроморфного чипа, содержащего 10^{10} нейронов и 10^{14} синапсов.
2. Проект HBP (Human Brain Project) Евросоюза [9], в рамках которого финансируются работы в различных европейских научных центрах и университетах. В рамках этого проекта существуют, в частности, суб-проекты: Neuromorphic Computing, Cognitive Architectures, Neuroinformatics, Neuroinformatics и другие. На эту программу выделено около одного миллиарда евро.
3. Проект SpiNNaker (Великобритания, с 2007 года) [10], в котором участвуют несколько британских университетов и компаний: University of Manchester, University of Southampton, University of Cambridge, University of Sheffield, ARM Ltd, Silistix Ltd, Thales.
4. Проект фирмы Qualcomm, специализирующейся в разработке процессоров для мобильных систем. В рамках проекта фирма представила однокристальный нейронный процессор Qualcomm Zeroth [11].
5. Проект MoNETA (с 2008 года) [12] фирмы Hewlett Packard. Фирма HP впервые создала мемристоры и на их основе совместно с Бостонским университетом разрабатывает новые вычислительные архитектуры.
6. Проект Blue Brain Project (с 2005 года) университета EPFL (Швейцария). В рамках проекта максимально правдоподобно моделируется ра-

бота мозга млекопитающих на суперкомпьютере IBM Blue Gene. Результаты планируется использовать в медицине.

7. Проект Neurogrid группы Brains-In-Silicon и Стэнфордского университета. Та же цель, что и в проекте Blue Brain Project, но с использованием своего специализированного вычислительного устройства для моделирования мозга. Наиболее крупный реализованный цифро-аналоговый модуль среди прочих проектов (1 млн нейронов). Синапсы реализованы при помощи FPGA и модуля памяти, а плата с нейронами состоит из аналоговых микросхем [13]. Применение аналоговой модели является решением проблемы энергопотребления — устройство на 1 млн нейронов потребляет 3,5 Вт электроэнергии.
8. Проект FACETS/BrainScales [14] (с 2005 года) включает в себя ряд университетов во главе с Гейдельбергским университетом. В рамках проекта разрабатывается архитектура импульсных нейронных сетей и их аппаратная реализация. Реализован нейровычислительный модуль на основе специфичной цифро-аналоговой архитектуры с распределенной системой памяти и гибкой настройкой параметров синапсов. Общее количество нейронов на такой плате равняется 200 тыс., синапсов — 50 млн.

Наиболее перспективными из этих проектов являются первые три.

По проекту DARPA разработки ведутся по двум направлениям:

- 1) создание чипа на традиционной цифровой основе (IBM Research),
- 2) создание чипа с использованием мемристоров [15, 16] для обеспечения пластичности (обучаемости) синапсов нейронов (HRL Laboratories)

В 2014 г. ученые фирмы IBM создали нейронный процессор TrueNorth [17]. Чип TrueNorth содержит 5,4 миллиарда транзисторов, что позволяет реализовать один миллион нейронов и 256 миллионов связей между нейронами — синапсов.

Типы нейроморфных чипов

Нейроморфные чипы (НМЧ) можно разделить на три категории:

1. НМЧ с предварительным обучением и без возможности изменять свои параметры в процессе решения задач. Такая нейроморфная сеть представляет собой аналог жесткого алгоритма решения задачи (вычисления выходов в зависимости от входов).
2. НМЧ с предварительным обучением (построением структуры), но с возможностью изменять некоторые свои параметры в процессе решения задач, например, менять веса связей, включать или выключать связи и т.п.
3. НМЧ с возможностью изменять свои параметры в процессе решения задачи, в том числе, структуру связей и количество нейронов. Это не исключает возможности предварительного обучения НМЧ.

Области применения НМЧ и решаемые ими задачи

Области возможных применений нейроморфных чипов:

1. Военная робототехника.
2. Сервисная робототехника
3. Космическая робототехника.
4. Системы безопасности и МЧС.
5. Управление вооружениями.
6. Тренажеры.
7. Медицина.
8. Управление технологическими процессами.
9. Интернет.
10. Научные исследования.
11. Транспорт.
12. Умный дом.
13. Мобильные приложения.
14. Компьютерные игры.

Задачи, которые могут решаться с использованием нейроморфных чипов:

1. Визуализация многомерных данных и извлечение из них полезной информации, в том числе, решение проблем с Big Data
2. Принятие решений в реальном масштабе времени на основе большого количества данных (факторов) .
3. Картографирование.
4. Навигация на основе множества различных данных.
5. Инвариантное распознавание объектов и ситуаций.
6. Распознавание (предсказание) поведения объектов/субъектов.
7. Сжатие данных.
8. Шифрование и дешифровка.
9. Распознавание и синтез речи.
10. Моделирование понимания естественного языка.

В таблице 1 представлены возможные применения нейроморфных чипов описанных выше категорий для решения определенных задач в определенных областях.

Проблемы и пути их решения

В области создания импульсных нейрочипов возникают следующие технологические и научные проблемы:

1. Трудно реализовать в СБИС большое количество связей между большим количеством нейронов. Для решения этой проблемы в настоящее

Таблица 1. Возможные применения разных категорий НМЧ в разных областях для решения определенных задач.

Задачи/ Области	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	1, 2	1, 2	2, 3	2, 3
2	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	1, 2	1, 2	2, 3	2, 3
3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	2, 3	1, 2	1, 2	2, 3	2, 3
4	2	1, 2			1, 2, 3	1, 2		1, 2		
5	2, 3	1	2, 3	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	1, 2	2, 3	2, 3
6	2, 3	1, 2			1, 2	1, 2			2, 3	2, 3
7	2, 3	1, 2			1, 2, 3	1, 2			2, 3	2, 3
8	2, 3	1, 2			1, 2	1, 2			2, 3	2, 3
9	2, 3	1, 2, 3		1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2	1, 2	2, 3	2, 3
10	2, 3				2, 3	2, 3	1, 2		2, 3	2, 3
11		1, 2, 3	2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3				2, 3	2, 3
12		1, 2, 3	1, 2, 3	2, 3	1, 2, 3	1, 2, 3			2, 3	2, 3
13		1, 2	1, 2, 3	1, 2, 3	1, 2	1, 2			2, 3	2, 3
14		1, 2		1, 2	1, 2	1, 2			1, 2, 3	1, 2, 3

время разработчики используют многоядерную архитектуру (например, в чипе TrueNorth от IBM), при которой полносвязная нейронная сеть возможна только внутри ядра, а чип состоит из множества ядер. Возможно, в недалеком будущем будет разработана технология 3-мерных СБИС, которая частично решит эту проблему.

2. Трудно реализовать обучение аппаратных нейронных сетей в процессе их эксплуатации, особенно, для нейрочипов категории 3. А такая способность нейрочипов необходима для их использования в бурно развиваемой области автономных интеллектуальных роботов, особенно, в социальной сфере.

3. В настоящее время не достаточно развиты подходы к обучению импульсных пороговых нейронных сетей. В таких сетях невозможно использовать алгоритм обратного распространения ошибки или его модификации. В настоящее время обучение таких сетей основано на модифицированном методе Хебба – методе STDP (Spike-Timing Dependent Plasticity) [18]. Для многослойных сетей можно применять методы ELM (Extreme Learning Machine) [19], в основе которого лежит обучение только выходного слоя. Веса промежуточного (проиежуточных) слоя задаются случайно. В случае предварительного обучения на host-компьютере можно использовать для обучения генетические алгоритмы.

4. В настоящее время не достаточно развиты исследования в области построения многослойных импульсных нейронных сетей с обратными и латеральными связями, подобных биологическим сетям, обеспечивающим восприятие и мышление человека. Здесь необходимо применять опыт создания сверточных сетей и популярной сейчас концепции нейронных сетей с глубоким обучением (deep learning) [20].

Список литературы

1. Maass W. Networks of Spiking Neurons: The Third Generation of Neural Network Models. // *NeuralNetworks*. - Vol. 10, No. 9. - 1997. - Pp. 1659-1671.
2. Gerstner W., Kistler W. M.. Spiking Neuron Models. Single Neurons, Populations, Plasticity. - Cambridge University Press, 2002.
3. Masayasu Atsumi. Sequence Learning and Planning on Associative Spiking Neural Network. // *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'02)*, 2002. - Pp.1649-1654.
4. Brette R. Spike-based models of neural computation. - 2009.
5. Филиппов В.А. Кортикоморфная нейросетевая архитектура, моделирование консолидации следа памяти и кибергеномика – перспективные технологии искусственных когнитивных систем. - Научная сессия НИЯУ МИФИ – 2010. Материалы избранных научных трудов по теме: «Актуальные вопросы нейробиологии, нейроинформатики и когнитивных исследований». М.: НИЯУ МИФИ. - 2010. – С. 111-144.
6. Горбаченко В.И. Нейроморфные вычисления. Состояние и перспективы. // *Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: Сб. статей XIV Междунар. научно-техн. конф. – Пенза: ПДЗ, 2014. – С. 73-77.*
7. Бендерская Е.Н., Толстов А.А. Тенденции развития средств аппаратной поддержки нейровычислений. // *Научно-технические ведомости СПбГПУ. - 3 (174). - 2013. - С. 9-18.*
8. DARPA SyNAPSE Program [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://www.artificialbrains.com/darpa-synapse-program> (дата обращения: 15.11.2015).
9. Human Brain Project [Электронный ресурс]: Режим доступа: https://www.humanbrainproject.eu/en_GB (дата обращения: 15.11.2015).
10. SpiNNaker Project [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://apt.cs.manchester.ac.uk/projects/SpiNNaker/project/> (дата обращения: 15.11.2015).

11. Qualcomm Zeroth Processors official: mimicking human brain computing [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://www.slashgear.com/qualcomm-zeroth-processors-official-mimicking-human-brain-computing-14301263/> (дата обращения: 15.11.2015).
12. Snider G. et al. From Synapses to Circuitry: Using Memristive Memory to Explore the Electronic Brain // IEEE Computer. –Vol. 44. –Iss. 2. –Pp. 21–28.
13. Choudhary S. et al. Silicon Neurons that Compute. // Proc. of International Conf. on Artificial Neural Networks, LNCS. –Springer, Heidelberg, 2012. –Vol. 7552. –P. 121–128.
14. FACETS Summary Flyer [Электронный ресурс] / Fast Analog Computing with Emergent Transient States web site // Режим доступа: http://facets.kip.uni-heidelberg.de/images/4/48/Public--FACETS_15879_Summary-flyer.pdf (дата обращения: 15.11.2015).
15. Wu Q., Liu B., Chen Y., Li H., Chen Q., Qinru Qiu, Bio-Inspired Computing with Resistive Memories – Models, Architectures and Applications. // Proc. Of International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). - 2014.
16. Галушкин А.И.. Мемристоры в развитии высокопроизводительной вычислительной техники. Национальный супер-компьютерный форум (НСКФ-2014). - [Электронный ресурс]: Режим доступа: http://2014.nscf.ru/TesisAll/0_PostMoore_Plenar/08_009_GalushkinAI.pdf (дата обращения: 15.11.2015).
17. A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface / Merolla P. A., Arthur J. V., Alvarez-Icaza R. and more // Science. – 2014. – Vol. 345. – No. 6197. – P. 668–673.
18. Senn, W., Tsodyks, M., Markram, H. 1997. An algorithm for synaptic modification based on exact timing of pre- and post-synaptic action potentials. // Proc. of Int. Conf. on Artificial Neural Networks – ICANN'97. - Lausanne, Switzerland. - 1997. – Pp. 121-126.
19. Guang-Bin Huang, Qin-Yu Zhu, K. Z. Mao, Chee-Kheong Siew, P. Saratchandran, N. Sundararajan. Can Threshold Networks be Trained Directly? - IEEE Trans. on Circuits and Systems—II: Express Briefs. - Vol. 53, No. 3. - 2006. – Pp. 187-191.
20. Jurgen Schmidhuber. Deep learning in neural networks: An overview. – Technical Report IDSIA-03-14. - [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://arxiv.org/pdf/1404.7828.pdf> (дата обращения: 15.11.2015).