

УДК 004.81

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ СОБСТВЕННЫХ ШУМОВ НА ОБРАБОТКУ ИНФОРМАЦИИ НЕЙРОМОРФНОЙ ЯЧЕЙКОЙ В СОСТАВЕ РЕЗЕРВУАРНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Лавренков Юрий Николаевич,

канд. техн. наук, доцент, georglawr@yandex.ru, Россия, Калуга, Калужский филиал
Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет), кафедра ИУК2 «Информационные
системы и сети»

Аннотация

Рассматривается возможность применения ячейки нейроморфного вычислительного резервуара для динамического формирования нейронной сети с обратными связями. Проведен анализ необходимого функционала резервуарного элемента и сформулированы требования к метаматериалу, составляющему основу для реализации вычислительных процессов. Исследована процедура изменения проводимости в элементах нейросетевого резервуара, основанная на стимуляции скоплений биметаллических структур, обрабатывающих и хранящих информационные сигналы в виде пространственного механического взаимодействия в смежных группах. Анализ функционирования систем такого рода показал возникновение самостоятельной динамики при формировании топологии вычислительных компонентов резервуара.

Ключевые слова: нейроморфный резервуарный элемент, самоорганизация нейронных кластеров, метаматериалы с негативными параметрами.

STUDY OF THE INFLUENCE OF INTRINSIC NOISE ON INFORMATION PROCESSING BY A NEUROMORPHIC CELL IN A RESERVOIR NEURAL NETWORK

Yurii N. Lavrenkov,

Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor, georglawr@yandex.ru, Russia, Kaluga, The Kaluga Branch
of the Bauman Moscow State Technical University, IUK2 «Information Systems and Networks»
Department

ABSTRACT

The possibility of using a cell of a neuromorphic computational reservoir for the dynamic formation of a recurrent neural network is considered. The required functionality of the reservoir element is analyzed, and requirements are formulated for the metamaterial that forms the basis for implementing computational processes. The procedure of changing conductivity in the elements of the neural-network reservoir is studied; it is based on stimulation of clusters of

bimetallic structures that process and store information signals in the form of spatial mechanical interaction in adjacent groups. Analysis of the functioning of such systems has shown the emergence of autonomous dynamics during the formation of the topology of the reservoir's computational components.

Keywords: neuromorphic reservoir element, self-organization of neural clusters, metamaterials with negative parameters.

Введение

Для решения комплексных вычислительных проблем предлагается использовать одну из стратегий резервуарных вычислений, производящую нейросетевую модель в процессе обучения [1]. В основе лежит использование биметаллических композиций со свойством напряженной интегральности в объеме, превышающем локализацию одной пары структурных составляющих (макротенсегрити структуры) на основе скелетообразующей металлической композитной матрицы Al-Cu [2]. Ячейки, основанные на способности накопления механической энергии в изменяемых материалах, способны формировать вычислительное пространство высокой размерности под воздействием низкоразмерной информации в обучающей выборке. Трансформация структур данных в более высокую размерность, степень которой определяется числом локальных скоплений ячеек скелетной матрицы, образующих множественные пути распространения сигналов данных, является важным свойством размножения данных в разработанной системе. Значение проводимости каждой траектории распространения отдельных компонентов сигнала является составляющей большей размерности представления исходных данных.

Получаемая самоорганизующаяся нейроморфная структура, способна непрерывно во времени воспринимать входные стимулы и реорганизовывать их в множество сигналов большей размерности с последующим принятием решения о схожести цепочек стимулирующих воздействий. Подобный механизм сравнения реализуется в рекуррентных нейросетевых структурах, но в отличие от них резервуарные вычислители с упорядоченной организацией макротенсегрити структур (тенсегрити резервуары) способны формировать элементы краткосрочной памяти, схожие по функционированию с естественными нейросетевыми скоплениями мозга [3]. Преимуществом является также то, что резервуарные ячейки, при восприятии информации, расходуют меньшее количество энергии по сравнению с общей сложностью реализуемого вычислительного алгоритма на рекуррентной архитектуре. Это делает возможным их объединение во вложенные взаимодействующие вычислительные модули, организованные по типу мембранных вычислителей для эффективной реализации нейросетевой системы [4].

Структурная топология и способ взаимодействия в ячеистых скоплениях

В рассматриваемой реализации нейросетевого самоорганизующегося массива определение нейроморфной ячейки не является строго относящимся к одной базовой вычислительной единице устройства, реализующего нейронную сеть. В контексте данной задачи – это самостоятельная структура, входящая в состав скопления, заключенного в матричном скелете. Из-за особенностей производства таких материалов количество таких структур не является фиксированным значением для каждого скелетного блока [5]. Поэтому нейроморфная ячейка представляет собой совокупность множества изменяемых элементарных образований, представленных биметаллическими микропластинами из пары инвар-медь.

Срез метаматериала, включающего в себя нейроморфные ячейки и их композиции представлен на рис. 1. В объеме пространства просматриваются продолговатые, связанные

между собой, нитевидные образования, проходящие через весь объём, представленный на рисунке (область №1 - металлическая композитная матрица). Данная матрица выступает как основной скелет построения композиций нейроморфных ячеек, связывая их за счёт своих свойств натяжения-сжатия [2]. Внутреннее пространство матрицы представлено агломерациями вычислительных элементов и накапливаемых в процессе производства и эксплуатации дефектов, выступающих в качестве естественных границ между нейроморфными ячейками и препятствующих возникновению спонтанной активности. Неконтролируемое возбуждение в элементах такого рода может привести к значительным локальным напряжениям метаматериала и вызвать его разрушение.

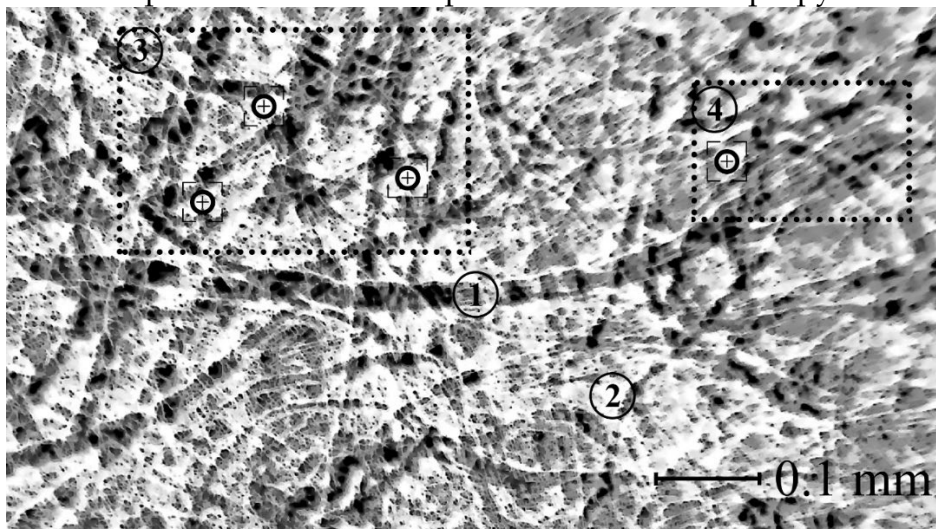


Рис. 1. Срез метаматериала с нейронными скоплениями [2]

Полученный материал обладает свойствами по восприятию внешних входных электрических стимулов и формированию отклика. Структура вычислительного резервуара организована как вложенная система, поэтому перед процессом обучения и началом формирования нейросетевой структуры из резервуарных модулей необходимо оценить уровень собственного шума, генерируемого при стимуляции электрическими сигналами. В системах подобного типа наблюдается тесная взаимосвязь между генерацией внутренних шумовых сигналов и приобретаемых функций обработки входных воздействий. Особенно это важно при оценке влияния полученных сигналов на резервуарный вычислитель за счёт образования множественных обратных связей, определяемых структурными особенностями метаматериала. Точки ввода входных сигналов показаны на рис. 1 (область №3), результирующий сигнал снимается в указанной точке в области №4. Выбор точек определяется путем построения графовой модели представленной области метаматериала, где в вершинах графа расположены ступки биметаллических микропластинок. По построенному графу определяется наилучшая возможная траектория распространения электрического сигнала [2], конечные точки траектории – это области приложения и снятия сигналов. На рис. 2 показан пример тестового сигнала, состоящего из трёх компонентов, прикладываемых к трём точкам исследуемой области №3 (рис. 1). На рис. 3 приведена реакция на входные воздействия.

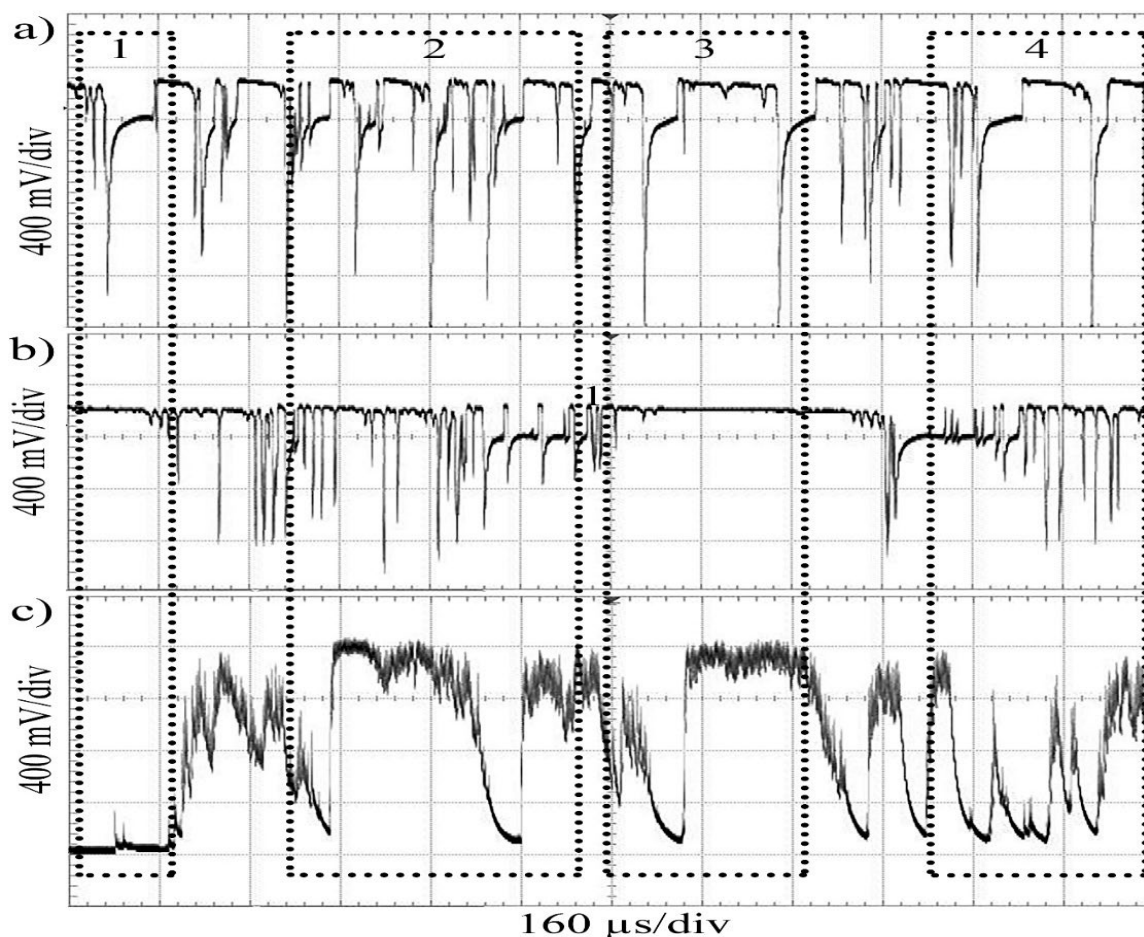


Рис. 2. Стимулирующие сигналы для локальной нейросетевой области [4]

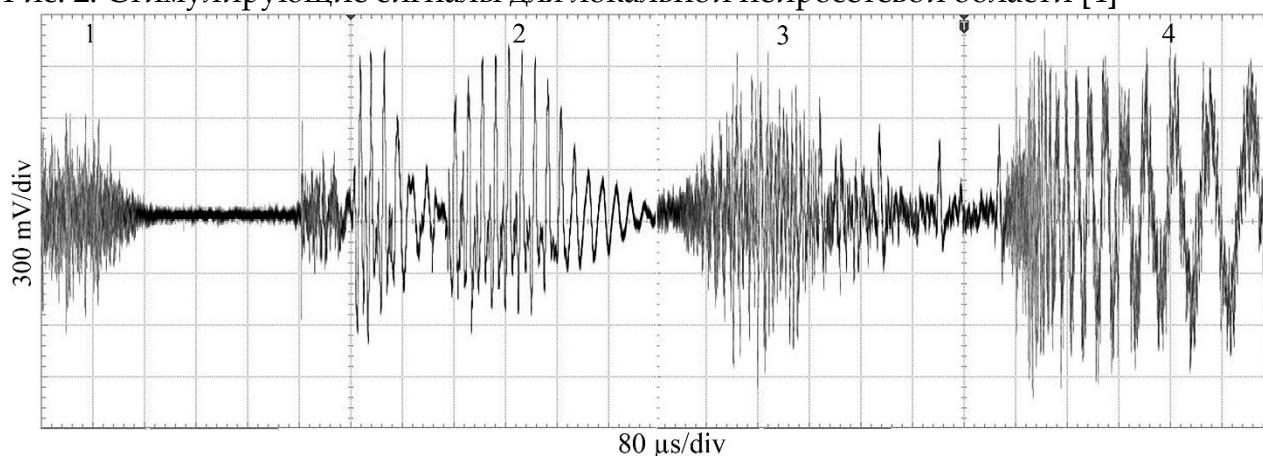


Рис. 3. Выходные сигналы локальной области [6]

Заключение

Проводя анализ динамики изменения входных сигналов и реакции исследуемой области, становится возможным определить условия, при выполнении которых в объеме метаматериала образуются физические обратные связи. На рис. 3 в области №4 видно возникновение спонтанной активности, проявляющейся в формировании осцилляторного сигнала, динамика которого не связана с изменением формы стимулирующих воздействий. Такое поведение характерно только в том случае, когда все три компонента входного сигнала представлены последовательностями спайковых импульсов (рис. 3, область №4). Прочие условия (рис. 3, области №1 - №3) производят затухающую активность, не способную самостоятельно поддерживать генерацию (рис. 3, области №1 - №3).

Список литературы:

1. Стронгин Р. Г., Гергель В. П., Гришагин В. А., Баркалов К. А. Параллельные вычисления в задачах глобальной оптимизации: монография / предисл.: В. А. Садовничий. – М.: Издательство Московского университета, 2013. – 280 с.
2. Adamatzky A. Handbook of Unconventional Computing: Theory / Implementations (Wspc Book Series in Unconventional Computing). – World Scientific Pub Co Inc, 2021. – 1208 p.
3. Bear M.F., Connors B.W., Paradiso M.A. Neuroscience: Exploring the Brain. – Jones & Bartlett Learning, 2015. – 975 p.
4. Holscher C., Munk M. Information processing by neuronal populations. – Cambridge University Press, 2009. – 471 p. DOI: 10.1017/CBO9780511541650.
5. Kohei N., Ingo F. Reservoir Computing: Theory, Physical Implementations, and Applications (Natural Computing Series). – Springer, 2021. – 830 p.
6. Yu H. H., Hwang J. Handbook of Neural Network Signal Processing. – CRC Press, 2001. – 408 p.

References:

1. Strongin R. G., Gergel' V. P., Grishagin V. A., Barkalov K. A. Parallel computations in global optimization problems: monograph. Foreword V. A. Sadovnichy. – Moscow, Izdatel'stvo Moskovskogo universiteta Publ., 2013, 280 p.
2. Adamatzky A. Handbook of Unconventional Computing: Theory / Implementations (Wspc Book Series in Unconventional Computing). – World Scientific Pub Co Inc, 2021. 1208 p.
3. Bear M.F., Connors B.W., Paradiso M.A. Neuroscience: Exploring the Brain. – Jones & Bartlett Learning, 2015. 975 p.
4. Holscher C., Munk M. Information processing by neuronal populations. – Cambridge University Press, 2009. 471 p. DOI: 10.1017/CBO9780511541650.
5. Kohei N., Ingo F. Reservoir Computing: Theory, Physical Implementations, and Applications (Natural Computing Series). – Springer, 2021. 830 p.
6. Yu H. H., Hwang J. Handbook of Neural Network Signal Processing. – CRC Press, 2001. 408 p.