

УДК 004.383.8.032.26

Применение наноразмерных электронных элементов для реализации когнитивных процессов внутри системы обработки информации с нейросетевой архитектурой

Макаров М.В.

В данной работе рассматривается вопрос возможности и необходимости применения наноразмерных электронных элементов в качестве инструмента реализации когнитивных процессов внутри систем обработки информации с нейросетевой архитектурой. Объектами экспериментального исследования выбраны наноразмерные мемристоры на основе оксида титана представляющие собой функциональные единицы при создании особого канала обработки и передачи информации внутри нейросетевой вычислительной системы. Формирование данного канала позволяет инкорпорировать в вычислительную систему двойственность как вариант реализации машинного интеллекта. Использование наноразмерных мемристоров на основе оксида титана позволяет обойти существующие ограничения производительности исследуемой системы в случае применения классической электроники. Результатом проведенного экспериментального исследования являются сведения об интеллектуализации процесса обработки информации и точности функционирования системы после инкорпорации в её состав наноразмерных мемристоров.

Ключевые слова: наноэлектроника; системы обработки информации; искусственные нейронные сети; нейрокомпьютеры; наноразмерные мемристоры.

Введение

Процесс перехода к передовым цифровым и интеллектуальным производственным технологиям, роботизированным системам, системам обработки больших объемов данных и искусственному интеллекту невозможен без разработки специализированных аппаратных средств обработки информации нового поколения, не ограничивающих возможности всех этих устройств, заложенные на программном уровне.

Существующие методы и технологии инженерного проектирования технических средств обработки информации не позволяют создавать эффективные инструменты решения прикладных интеллектуальных задач.

В частности, существующие механизмы обеспечения максимальных технических характеристик не могут быть применимы к вычислительным системам нового поколения, построенным с помощью принципиально новых архитектур, использующих иные принципы обработки информации и требующих применения другой электронной элементной базы [1, 2].

Таким образом, требуется проведение экспериментальных исследований, направленных на разработку теоретических основ и

получение практического опыта создания инновационных принципов, методов и технологий аппаратной инженерии средств обработки информации, опирающихся на специфику и способствующих раскрытию их потенциала в производительности, интеллектуализации процесса обработки информации, а так же обеспечению производительности и заданных показателей точности функционирования.

Решение данной задачи внесет весомый вклад в дальнейшее развитие прикладного проблемно-ориентированного искусственного интеллекта и позволит создавать интеллектуальные системы, обладающие максимальными техническими характеристиками.

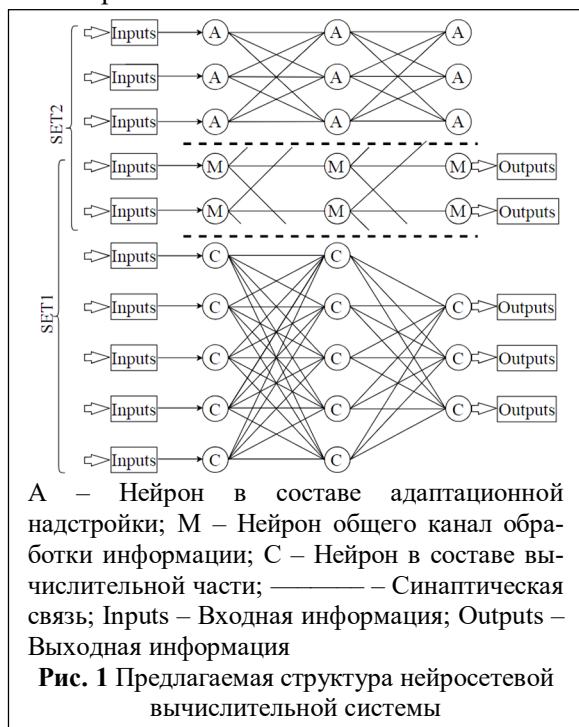
Методы и подходы

В статье [3] предложен метод интеллектуализации процесса функционирования вычислительных систем с нейросетевой архитектурой. Метод основан на идее инкорпорации двойственности в процессы обработки информации, происходящие внутри нейросетевой вычислительной системы.

Данный метод предполагает формирование новой структуры вычислительной нейросетевой системы, состоящей из базовой части для преобразования информации, фор-

мируемой стандартными способами и адаптационной надстройки. Функция первой подсистемы – исполнение общего правила преобразования информации, а второй подсистемы – его актуализация на основе вновь поступающей информации. Подсистемы образуют общий канал передачи и преобразования информации, позволяющий производить требуемые вычисления с учетом новых сведений о зависимости выхода системы от множества входов.

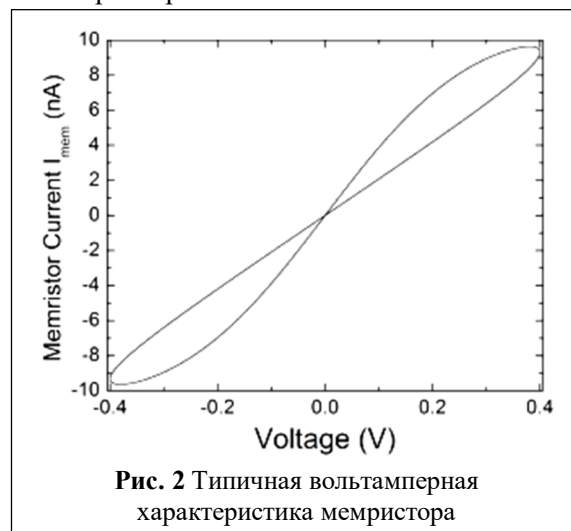
На рис. 1 представлена структура вычислительной системы, разработанная с учетом предлагаемого метода организации когнитивных процессов внутри нейросетевых систем обработки.



На этапе функционирования системы с предлагаемой структурой, входные данные (Inputs) равнозначно подаются на входы обеих подсистем. Первая из них использует поступающую информацию для вычисления значения (Outputs), а адаптационная подсистема для актуализации общего правила преобразования информации. Подсистемы образуют общий канал передачи и преобразования информации, позволяющий производить требуемые вычисления с учетом новых сведений о зависимости значения Outputs от множества входных данных Inputs. Таким

образом, достигается инкорпорация двойственности и как следствие повышается интеллектуализация системы.

Основным требованием к формированию общего канала передачи и обработки информации внутри создаваемой вычислительной архитектуры является создание связей способных изменяться под влиянием передаваемой информации. Данные изменения представляют собой распределенные во времени смещения физико-информационных (электрических) параметров связей. Исходя из источников [4, 5] такими элементами могут выступать мемристоры. На рис. 2 представлена типичная вольтамперная характеристика мемристора.



Мемристор – это пассивный элемент в микроэлектронике, сопротивление которого зависит от прошедшего через него заряда. В момент отключения напряжения в цепи мемристор не изменяет своего состояния, запоминая последнее значение сопротивления. Вольтамперная характеристика (1), сопротивление (2) и другие важные физические параметры мемристора описываются следующими выражениями [6]:

$$v(t) = \left(\frac{Ron \cdot w(t)}{D} + Roff \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right) \right) \cdot I(t); \quad (1)$$

$$R = \rho \cdot \frac{d}{S}; \quad (2)$$

$$w(t) = \mu \frac{Ron}{D} \cdot I(t); \quad (3)$$

$$M(q) = R_{off} \left(1 - \frac{\mu \cdot R_{on}}{D^2} \cdot q(t) \right), \quad (4)$$

где $v(t)$ – напряжение, $I(t)$ – сила тока, $w(t)/D$ – переменная состояния мемристора, D – толщина мемристора, R_{on} – минимальное сопротивление резистора, R_{off} – максимальное сопротивление резистора, R – сопротивление, ρ – удельное сопротивление материала мемристора, d – толщина активного слоя, S – площадь поверхности контактов, $M(q)$ – подвижность частиц.

Результаты экспериментального исследования

В качестве объекта экспериментального исследования выбрана вычислительная система с нейросетевой архитектурой, выполняющая идентификацию состояния объекта на основе информации о его параметрах. Информация x с периодичностью Δt поступает с каждого из n датчиков системы в вычислительную систему, которая выполняет аппроксимацию функции $Y=f(X: x_1, x_2, \dots, x_n)$, где конечное множество X – это параметры динамической системы в момент времени t_k . Результат аппроксимации данной функции Y – искомое динамическое состояние наблюдаемого объекта (рис. 3).

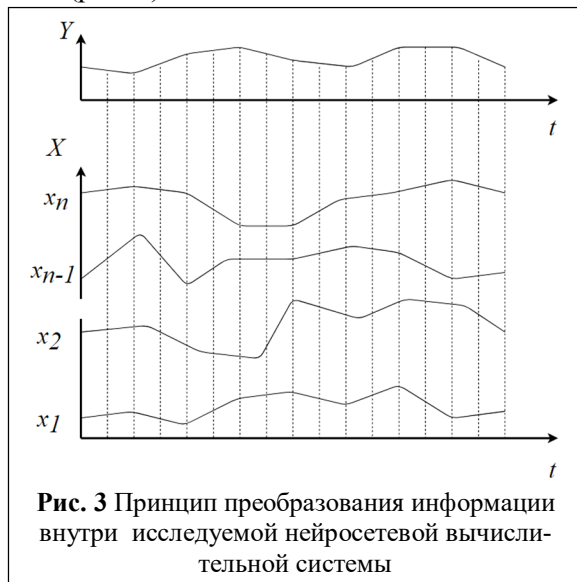


Рис. 3 Принцип преобразования информации внутри исследуемой нейросетевой вычислительной системы

В системе «MATLAB» была разработана компьютерная модель аппаратной реализации системы обработки информации, представляющая собой обученную трехслойную

полносвязную искусственную нейронную сеть (ИНС) прямого распространения с 27 нейронами в первом слое, 22 – во втором и одним выходным нейроном. Функция активации первого и второго слоев – тангенциальная, третьего слоя – линейная. Тангенциальная функция удовлетворяет условию диапазона входных данных (-1, 1), а нечетность этой функции делает её удобной для решения задач принятия решений. Алгоритм обучения ИНС – алгоритм Левенберга-Марквардта с регуляризацией по Байесу (функция TRAINBR в «MATLAB»). Обучение синтезированной ИНС проводилось до достижения максимальной точности (минимальной ошибки) по критерию суммы квадратов ошибок (SSE), итоговое значение которой составило $1,17 \cdot 10^{-7}$. Результаты обучения компьютерной модели объекта исследования в системе «MATLAB» представлены на рис. 4.

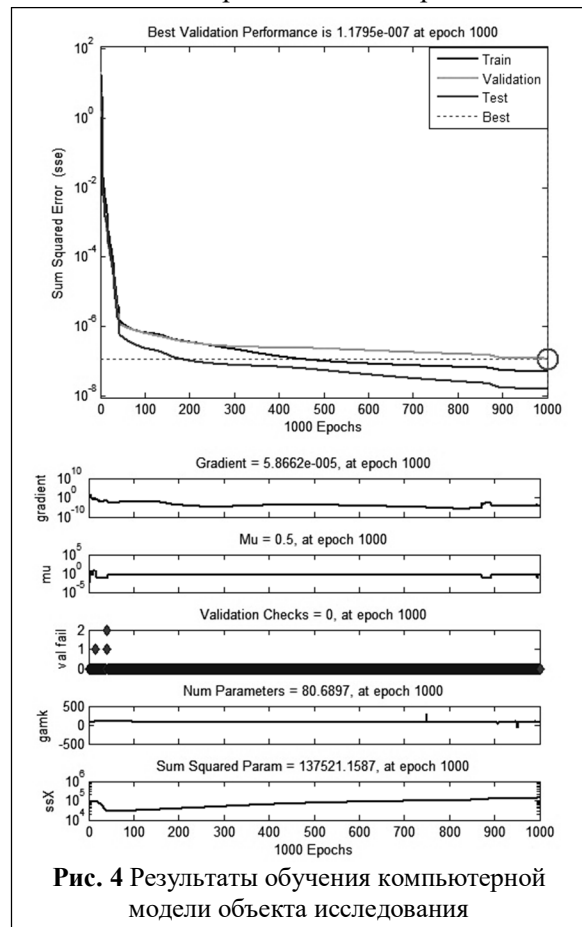


Рис. 4 Результаты обучения компьютерной модели объекта исследования

В ходе проведения эксперимента в состав объекта исследования были интегрированы компьютерные модели наноразмерных мемристоров на основе оксида титана, по-

строенные с учетом теоретических сведений и математических моделей, изложенных в работах [7-11]. Моделирование производилось в среде «Simulink» функционирующей под управлением ядра «MATLAB».

Последующее экспериментальное исследование состояло из двух этапов. На первом из них выполнялась проверка сохранения точности функционирования вычислительной системы после введения в её состав моделей наноразмерных мемристоров на основе оксида титана. В Таблице 1 представлены результаты 10 экспериментов, состоящих из 1000 различных наборов входных данных и вычисленных для них системой откликов. Для каждого из экспериментов указаны средние и минимальные показатели точности функционирования системы до интеграции мемристоров и после этого.

Таблица 1. Количественное изменение точности преобразования информации системой в результате интеграции наноразмерных мемристоров в состав объекта исследования

№	Средняя точность (SSE)		Минимальная точность (SSE)	
	до	после	до	после
1	$8,17 \cdot 10^{-7}$	$7,90 \cdot 10^{-6}$	$9,91 \cdot 10^{-7}$	$1,41 \cdot 10^{-6}$
2	$4,34 \cdot 10^{-7}$	$7,99 \cdot 10^{-7}$	$2,82 \cdot 10^{-7}$	$3,86 \cdot 10^{-7}$
3	$2,17 \cdot 10^{-7}$	$8,09 \cdot 10^{-7}$	$3,06 \cdot 10^{-7}$	$4,87 \cdot 10^{-7}$
4	$2,44 \cdot 10^{-7}$	$8,58 \cdot 10^{-7}$	$9,16 \cdot 10^{-7}$	$2,58 \cdot 10^{-6}$
5	$7,73 \cdot 10^{-7}$	$8,51 \cdot 10^{-7}$	$4,65 \cdot 10^{-7}$	$5,30 \cdot 10^{-7}$
6	$9,93 \cdot 10^{-7}$	$2,70 \cdot 10^{-6}$	$6,21 \cdot 10^{-7}$	$2,61 \cdot 10^{-6}$
7	$1,21 \cdot 10^{-7}$	$3,63 \cdot 10^{-7}$	$8,26 \cdot 10^{-7}$	$2,52 \cdot 10^{-6}$
8	$3,61 \cdot 10^{-7}$	$6,67 \cdot 10^{-7}$	$3,56 \cdot 10^{-7}$	$5,22 \cdot 10^{-7}$
9	$6,34 \cdot 10^{-7}$	$8,94 \cdot 10^{-7}$	$5,68 \cdot 10^{-7}$	$7,86 \cdot 10^{-7}$
10	$5,28 \cdot 10^{-7}$	$7,58 \cdot 10^{-7}$	$1,53 \cdot 10^{-7}$	$9,80 \cdot 10^{-7}$

Из сведений, представленных в Таблице 1, мы можем увидеть, что интеграция мемристоров в состав объекта исследования не повлияла существенно на точность функционирования вычислительной системы. На основе этого можно сделать вывод, что наличие наноразмерных электронных элементов не снижает надежность данной вычислительной системы.

Далее было проведено экспериментальное исследование интеллектуализации процесса

обработки информации с участием интегрированных мемристоров. В качестве показателя интеллектуализации выступало количественное значение верного определения динамического состояния наблюдаемого объекта при малом изменении общего правила преобразования информации (Таблица 2).

Таблица 2. Количественное изменение верного определения динамического состояния наблюдаемого объекта

№	Верно определенных состояний, %	
	До инкорпорации двойственности и мемристоров	После инкорпорации двойственности и мемристоров
1	46	94
2	42	92
3	47	91
4	41	90
5	50	91
6	47	91
7	46	92
8	44	91
9	47	93
10	50	95

Анализ итоговых результатов, представленных в Таблице 2, показывает, что применение наноразмерных мемристоров в качестве функциональных единиц способствует наиболее эффективной реализации двойственности внутри вычислительной системы с нейросетевой архитектурой, построенной по принципу, изложенному в статье [3].

Таким образом, в работе экспериментально подтверждена возможность и обоснована необходимость применения наноразмерных электронных элементов (мемристоров) в качестве инструмента реализации когнитивных процессов внутри систем обработки информации с нейросетевой архитектурой.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-37-60061 мол_а_дк.

Литература

1. Демидова, Л.А. Гибридные алгоритмы анализа и обработки данных в задачах интеллектуальной поддержки принятия решений / Л.А. Демидова, С.Б. Титов. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2017. – 224 с.
2. Рутковский, Л. Методы и технологии искусственного интеллекта / Л. Рутковский. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2010. – 520 с.

3. Макаров, М.В. Оптимизация процесса отказоустойчивого функционирования вычислительных систем с нейросетевой архитектурой / М.В. Макаров // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2017. – Т. 21, – №12 (131). – С. 78–85.

4. Галушкин, А.И. Стратегия развития современных супернейрокомпьютеров на пути к экзафлопсным вычислениям / А.И. Галушкин // Приложение к журналу «Информационные технологии». – 2012. – №2. – С. 1-32.

5. Галушкин, А.И. На пути к нейрокомпьютерам с использованием мемристоров / А.И. Галушкин // Информационные технологии. – 2014. – №4. – С. 2-19.

6. Makarov, M.V. Fault-tolerant operation of high-performance computing systems with the paral-

lel architecture based on nanoscale electronic elements / M.V. Makarov // Proceedings of the international conference on Russian Supercomputing Days. – 2016. – pp. 792-801.

7. Чаплыгин Ю.А. Нанотехнологии в электронике. – М.: Техносфера, 2016, – 480 с.

8. Рамбиди Н. Г. Нанотехнологии и молекулярные компьютеры – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007, – 256 с.

9. Попов А.М. Вычислительные нанотехнологии. – М.: КНОРУС, 2014, – 312 с.

10. Chua L.O. Memristor – the missing circuit element // IEEE Transactions on Circuit Theory. – 1971. – Vol. 18. – №5. – pp. 507-519.

11. Strukov D., Snider G., Stewart D., Williams R. The missing memristor found // Nature. – 2008. – 453. – pp. 80-83.

Поступила 19 сентября 2018 г.

This paper considers the possibility and necessity of using nanoscale electronic elements as a tool for the implementation of cognitive processes within information processing systems with the neural network architecture. The objects of experimental investigation are selected nanoscale titanium-based memristors as functional units in the created special channel for processing and transmission of information within a neural network computing system. The formation of this channel allows us to incorporate duality into the computing system as a variant of the implementation of machine intelligence. The use of nanoscale titanium-based memristors allows bypassing the existing performance limitations of the system under study in the case of classical electronics. The result of the experimental investigation is information about the intellectualization and functioning accuracy of the system after incorporation into its composition of nanoscale memristors.

Key words: nanoscale electronics; information processing systems; artificial neural networks; neurocomputers; nanoscale memristors.

Макаров Михаил Вячеславович — кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник кафедры физики и прикладной математики. Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

E-mail: oid@mivlgu.ru.

Адрес: 602264, г. Муром, ул. Орловская, 23.