

Системы, сети и устройства телекоммуникаций

УДК 004.383.8.032.26

ИССЛЕДОВАНИЕ ТОЧНОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ КОМПОНЕНТОВ РТС НА ОСНОВЕ МЕМРИСТОРОВ

Данилин Сергей Николаевич

кандидат технических наук, доцент кафедры «Системы автоматизированного проектирования» Муромского института (филиала) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

Щаников Сергей Андреевич

кандидат технических наук, доцент кафедры «Информационные системы» Муромского института (филиала) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

E-mail: seach@inbox.ru.

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

Аннотация: В работе предложен общий подход к разработке методов и алгоритмов определения и обеспечения необходимой точности функционирования нейросетевых компонентов на основе мемристоров в РТС. Приведён перечень факторов, влияющих на точность работы мемристоров. Созданы модели Simscape элементов искусственных нейронных сетей на основе мемристоров для исследования точности их функционирования в условиях дестабилизирующих факторов.

Ключевые слова: радиотехнические системы, вычислительные средства, искусственные нейронные сети, мемристормы, проектирование, точность, дестабилизирующие факторы.

Введение

Бурное развитие радиоэлектронной элементной базы, совершенствование аппаратуры обработки информации позволяет реализовать в реальном масштабе времени всё более сложные алгоритмы, расширяя круг решаемых радиосистемами задач, всё более автоматизируя процесс работы с информацией. Это касается и задач контроля работоспособности современных радиотехнических устройств и систем. Одним из наиболее перспективных подходов к увеличению производительности современных вычислительных средств являются появившиеся сравнительно недавно искусственные нейронные сети (ИНС), позволяющие решать задачи на качественно новом уровне.

Современный подход к совершенствованию высокопроизводительных универсальных и специализированных вычислительных средств путём наращивания числа вычислительных

компонентов приближает их к достижению предельного уровня производительности по ряду причин (большие энергетические затраты, недостаточная пропускная способность и объём памяти, масштабируемость системного программного обеспечения (ПО) и реальных приложений, ограниченность возможностей по отводу тепла и т.д.) [1 - 3]. В связи с развитием нанотехнологий, крупнейшие мировые производители вычислительной техники (Intel, IBM, HP) ведут соревнование в области разработки новых принципов создания суперкомпьютеров на основе ИНС - нейрокомпьютеров, которые позволят перейти на новый экзафлопсный уровень производительности, при снижении уровня энергопотребления на несколько порядков. Основой элементной базы таких нейрокомпьютеров являются мемристормы.

Основополагающая работа в области теории пассивных элементов с эффектом памяти, в

которой было введено понятие «мемристор», была опубликована в 1971 г. [4] Леоном Чуа. Ведущие исследовательские центры, в ходе работ направленных на создание новой архитектуры ЭВМ (в последние 5-6 лет), пришли к выводу о перспективности использования мемристивных элементов [5,6]. Способность мемристора изменять своё сопротивление в зависимости от протекшего через него заряда позволяет использовать его как естественную физическую модельную замену синаптической связи искусственных нейронов. Массив искусственных нейронов, соединённых между собой мемристорными связями, представляет собой максимально приближенную к реальной биологической сети систему. Причина этого заключается в том, что синаптический контакт на основе мемристоров предоставляет естественную возможность описания веса связи дробным числом в отличие от предыдущих бистабильных искусственных синапсов на основе диодов или туннельных контактов. Кроме того, была показана возможность эмуляции на сети с мемристорами характерных для биологических нейронов явлений [5,7,8].

Одной из нерешённых проблем в данном научном направлении является разработка теоретических основ создания искусственных нейронных сетей на основе мемристоров (ИНСМ) с необходимой точностью функционирования. Причиной является отсутствие теоретических и экспериментальных исследований процессов и закономерностей изменения точности вычислений при совмещении технологий аналоговой и цифровой обработки информации.

Факторы, влияющие на точность функционирования ИНСМ

В настоящее время не сформированы универсальные общие подходы к разработке методов проектирования и реализации нейросетевых вычислительных средств на основе мемристоров. По всему миру проводятся исследования разных вариантов реализации ИНСМ, имеющих ряд общих особенностей, анализ которых позволил составить перечень дестабилизиру-

ющих факторов, влияющих на точность их функционирования:

1) Синапсы ИНС, реализуемые на основе мемристорной матрицы, имеют высокую плотность размещения на наноуровне с определённым процентом неработоспособных элементов, число которых зависит от технологии их производства. Данное явление может привести к снижению точности функционирования ИНСМ относительно теоретического значения, что потребует их дообучения на компьютерных моделях.

2) Мемристоры являются аналоговыми элементами, применяемыми в составе цифровых высокопроизводительных вычислительных средств. Точность их работы зависит от погрешности аналого-цифровых и цифро-аналоговых преобразований, уровень которой должен быть необходимым и достаточным для конкретного типа решаемых задач.

3) Настройка весовых коэффициентов синапсов ИНСМ проводится путём подачи "импульсов настройки", по продолжительности более длинных, чем "импульсы работы", несущих обрабатываемую информацию. Необходимо учитывать постепенное изменение сопротивления мемристоров в процессе функционирования, проводя настройку лишь при достижении допустимого уровня погрешности работы, тем самым минимизируя её влияние на быстродействие и энергопотребление.

4) Материалы, из которых изготовлены современные мемристоры, сохраняют свои физико-химические параметры при ограниченном числе переключений, что приводит к постепенному снижению числа работоспособных элементов. Теоретически ИНСМ имеют высокую отказоустойчивость за счёт параллельной обработки информации, однако реальный уровень отказоустойчивости не обеспечивается автоматически, а является результатом оптимального подбора и настройки параметров конкретной ИНСМ.

5) Верхний и нижний пороги сопротивления мемристоров ограничиваются предельно достижимыми значениями, а режим переключения зависит от заряда протекающего тока, несущего входную информацию. Несанкцио-

нированное переключение мемристора под влиянием шумов во входной информации приводит к изменению значения весового коэффициента и появлению дополнительных ошибок.

При разработке ИНСМ необходимо учитывать степень влияния названных дестабилизирующих факторов на точность функционирования с двух сторон:

1) С физической - ИНСМ являются техническими средствами, преобразующими входной сигнал в выходной. С этой позиции, показателями качества, характеризующими точность функционирования ИНСМ, являются отклонения параметров сигнала от идеального теоретического значения на каждом элементе (ЦАП, АЦП, элементы функции активации и т.д.), участвующем в процессе преобразования. В данном случае основная задача разработчиков, занятых на производстве элементов ИНСМ, сводится к обеспечению необходимого уровня качества обработки сигналов (аналоговых и цифровых).

2) С информационной - ИНСМ являются частным случаем аппаратно-программной реализации нейросетевых алгоритмов - численных методов решения задач, обладающих конечной точностью. При разработке нейросетевых алгоритмов преобразования информации и проектировании устройств, реализующих данные алгоритмы, устанавливаются технические требования к ним, в частности - по точности работы, быстродействию, отказоустойчивости, надёжности. Объектом, к которому эти показатели относятся, в данном случае является информация. С этой стороны показатели качества, характеризующие точность функционирования ИНСМ, описаны в [9]. Общий подход к проектированию ИНС с заданным качеством функционирования представлен в [10].

Моделирование ИНСМ

Как показал анализ научно-технических источников, до настоящего времени не разработана инструментальная система исследования мемристоров, которая бы позволила исследовать реальные возможности вычислительных устройств на их основе [1]. Известные материалы для изготовления мемристоров (оксид титана, оксид тантала и т.д.) сохраняют свои физико-химические свойства при числе переключений не более 10^6 [11]. Поэтому наиболее рациональным подходом для изучения технических возможностей устройств на основе мемристоров является исследование их моделей.

Первое аналитическое описание принципов работы элемента с эффектом памяти представлено Леоном Чуа [2]. Для мемристора, контролируемого зарядом $q(t)$:

$$v(t) = M(q(t)) \cdot i(t), \quad (1)$$

$$M(q) = d\varphi(q)/dq, \quad (2)$$

где $v(t)$ - напряжение, $i(t)$ - сила тока, $q(t)$ - заряд, $\varphi(q)$ - магнитный поток, $M(q)$ - мемристинность. Мемристинность обеспечивает функциональную связь между зарядом и магнитным потоком. В случае линейных элементов, в которой M представляет собой константу, мемристинность идентична сопротивлению [12].

Аналитическое описание мемристора, адекватное его физической реализации как наноразмерного элемента, в котором функциональные зависимости (1) и (2) обеспечиваются за счёт ионного дрейфа в полупроводниковых плёнках толщиной D , имеет вид [12]

$$v(t) = \left(R_{ON} \frac{w(t)}{D} + R_{OFF} \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right) \right) i(t), \quad (3)$$

$$w(t) = \mu_V \frac{R_{ON}}{D} i(t), \quad (4)$$

$$M(q) = R_{OFF} \left(1 - \frac{\mu_V R_{ON}}{D^2} q(t) \right), \quad (5)$$

где μ_V - подвижность ионов, R_{ON} - наименьшее сопротивление мемристора, R_{OFF} - наивысшее сопротивление мемристора, $w(t)/D$ - переменная состояния мемристора (при $w(t)/D \rightarrow 1$, $M(q) \rightarrow R_{ON}$, при $w(t)/D \rightarrow 0$, $M(q) \rightarrow R_{OFF}$).

В настоящее время данные описания являются базовыми при создании моделей мемристоров, которые, как показал обзор научно-технических публикаций, можно разделить на две большие группы: аппаратные и программные.

Аппаратные модели реализуются на GPU и FPGA [12,13]. В работах [14,15] представлен вариант модели мемристора в виде описания на языке Verilog, используемом для программирования БМК и ПЛИС. Названные модели

могут использоваться как самостоятельные компоненты современной высокопроизводительной вычислительной техники [1], однако их создание для решения исследовательских задач связано с дополнительными затратами финансовых и временных ресурсов.

Программному моделированию мемристорных систем посвящены работы авторов [16-20]. В большинстве из них приведены модели мемристоров на основе аналитического описания [4], созданные в пакетах прикладных программ Simulink MATLAB и PSpiceOrCAD, для которых описаны преимущества и недостатки для выполнения конкретных исследовательских или практических задач. Кроме того, опубликована статья авторов [20] по моделированию синаптических связей в ИНСМ на основе мемристоров.

Следует отметить публикацию [16], в которой авторы предлагают свой вариант САПР мемристоров. Предложенная система позволяет проектировщику выбирать и параметризовать модель мемристора, которая лучше всего подходит для заданного применения. Последующее расширение функционала данной системы и обеспечение совместимости с высокопроизводительными исследовательскими пакетами программ делает её перспективной.

Проведённый обзор научно-технических источников показывает, что компьютерное моделирование в современной программной среде является необходимой частью процесса разработки и исследования мемристоров и устройств на их основе. Анализ научно-технических источников и собственный опыт авторов показывает, что в настоящее время наиболее оптимальными для решения исследовательских задач являются пакеты прикладных программ Simulink MATLAB и PSpiceOrCAD. В качестве базовой для исследования в работе может быть выбрана модель, представленная в [20].

Общий подход к решению задачи

Мемристоры, искусственные нейроны и нейронные сети на их основе необходимо моделировать и исследовать как единые физико-информационные объекты, реализованные аппаратно-программными обучаемыми сред-

ствами. Показатели точности функционирования таких объектов должны отражать степень соответствия их выходной информации и теоретически определённой путём моделирования как физических, так и информационных параметров элементов ИНСМ:

$$I_{\text{вых}} = f(I_{\text{вх}}, P), \quad (6)$$

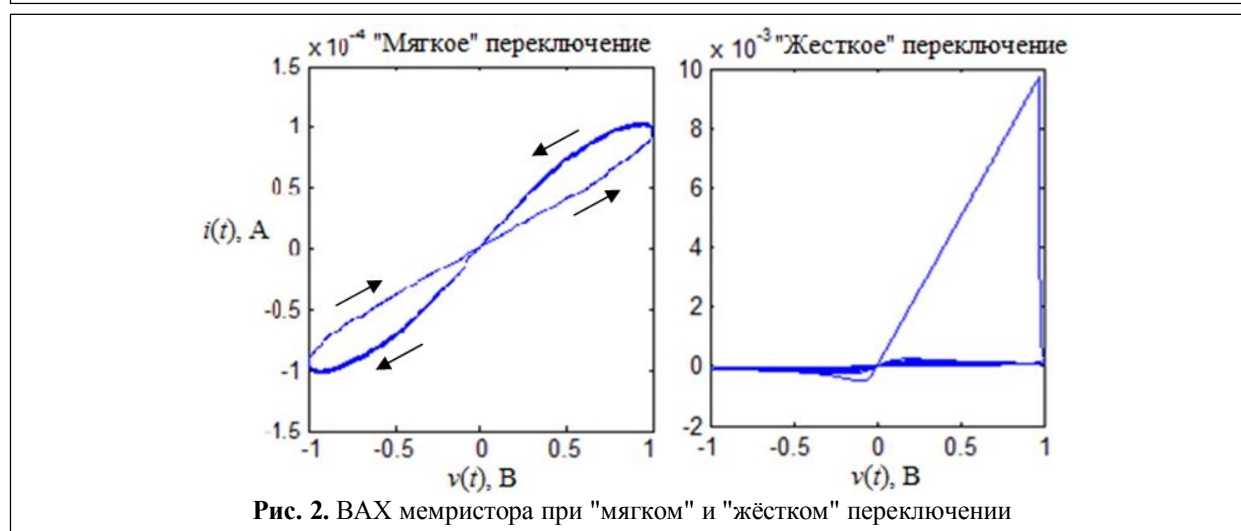
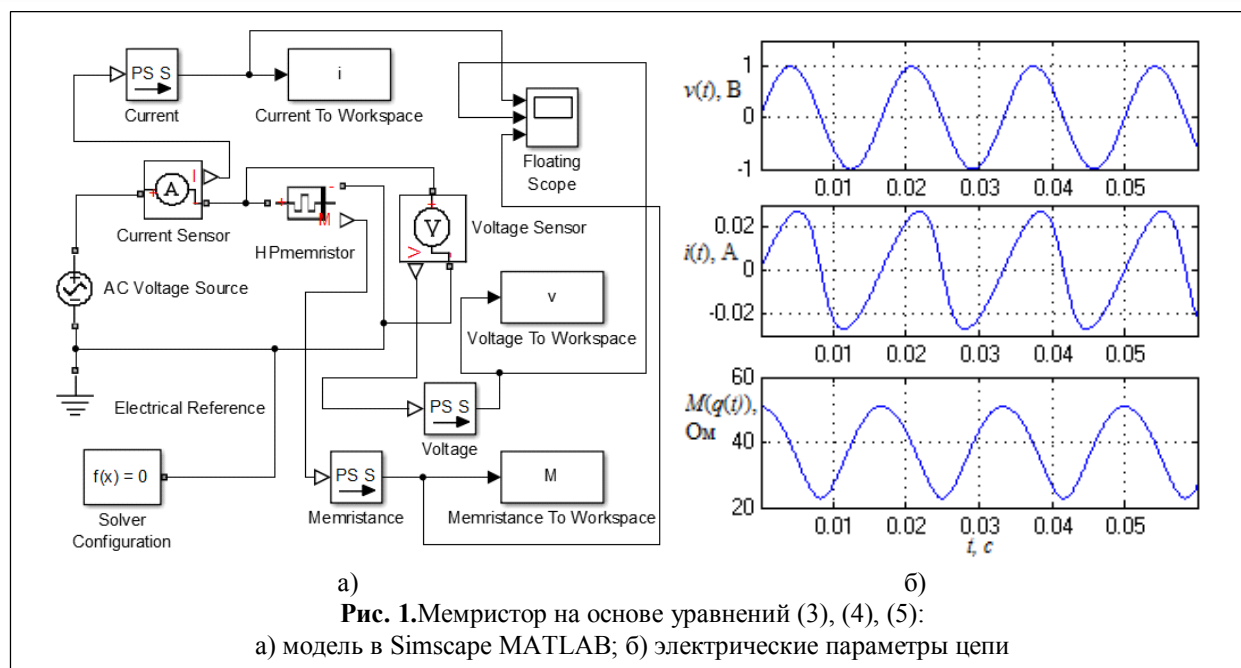
где $I_{\text{вх}}$ и $I_{\text{вых}}$ - значения входной и выходной информации ИНСМ; P - физические и информационные параметры ИНСМ, вариации которых относительно номинальных значений (из-за внутренних или внешних дестабилизирующих факторов) влияют на $I_{\text{вых}}$.

Общий подход к разработке методов определения и обеспечения точности ИНСМ должен заключаться в объединении возможностей:

- математического моделирования ИНСМ;
- математического моделирования дестабилизирующих факторов, влияющих на точность функционирования ИНСМ;
- методов исследования ИНСМ как физических объектов (анализ и синтез допусков на физические составляющие носителей $I_{\text{вх}}$ и P);
- методов исследования ИНСМ как информационных объектов (определение и обеспечение точности путём выбора уровней составляющих $I_{\text{вх}}$ и P , внесения недопустимых или ошибочных значений);
- аналитических расчётов показателей точности функционирования ИНСМ.

Кроме того, при разработке методов и алгоритмов определения и обеспечения требуемой точности функционирования ИНСМ необходимо:

- учитывать, что ИНСМ в процессе функционирования управляются программными средствами. По этой причине возникает необходимость при их исследовании применять методы тестирования программного обеспечения общие и специфические для ИНСМ.
- исследовать известные и разрабатывать новые алгоритмы обучения ИНС для работы с заданными показателями качества (в частности, уровнем точности и отказоустойчивости), а также разработанными авторами критериями [9].



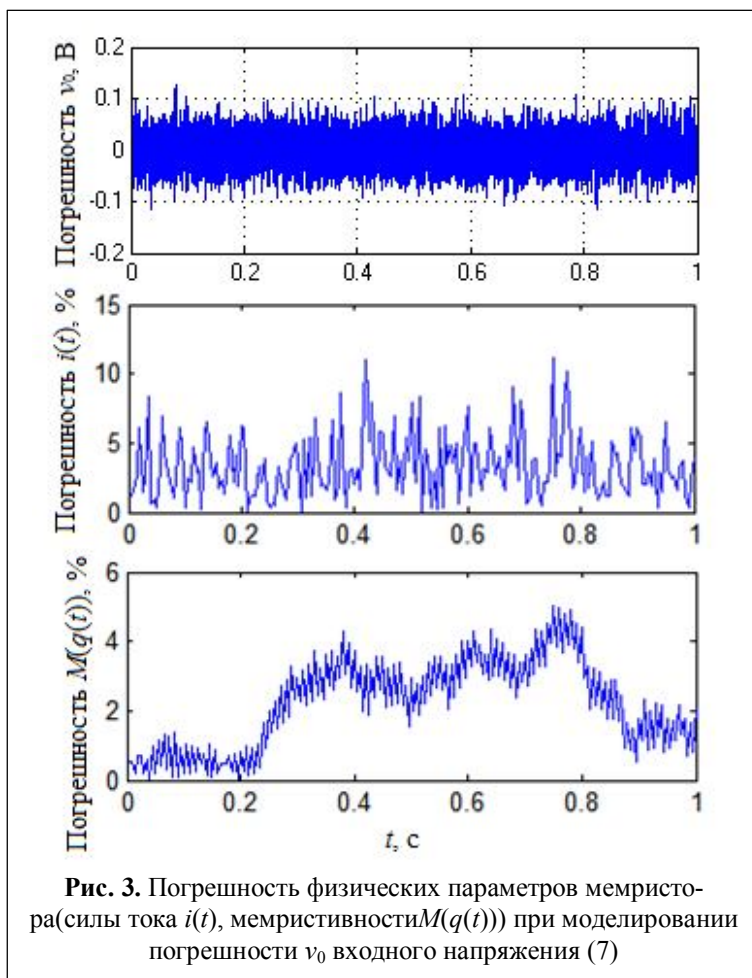
Эксперимент

Применим предложенный подход при исследовании точности функционирования элементов ИНСМ. В качестве примера рассмотрим базовый элемент реализации ИНСМ - мемристор, аналитически заданный уравнениями (3), (4), (5). Модель электрической цепи для проведения исследований точности функционирования мемристора в MATLAB представлена на рис. 1а. Приложенное напряжение $v(t)$ (рис. 1б) описывается выражением

$$v(t) = v_0 \sin(2\pi f t + \varphi_0), \quad (7)$$

где v_0 - амплитуда напряжения; f - частота напряжения; φ_0 - фаза напряжения.

В зависимости от параметров подаваемого напряжения (7) и переменной состояния $w(t)/D$ для процесса функционирования мемристора характерны "мягкие" или "жёсткие" переключения. "Жёсткое" переключение возникает при моделировании граничных условий. Например, когда величина $w(t)/D$ достигает любой из границ интервала $[0, 1]$, сопротивление мемристора остается постоянным (R_{ON} или R_{OFF}), пока напряжение не изменяет полярность [21,22]. Параметры подаваемого напряжения, при котором мемристор переходит в состояние "жёсткого" переключения, нарушают его нормальное функционирование. Пример их влияния на параметры цепи представлен на графиче-

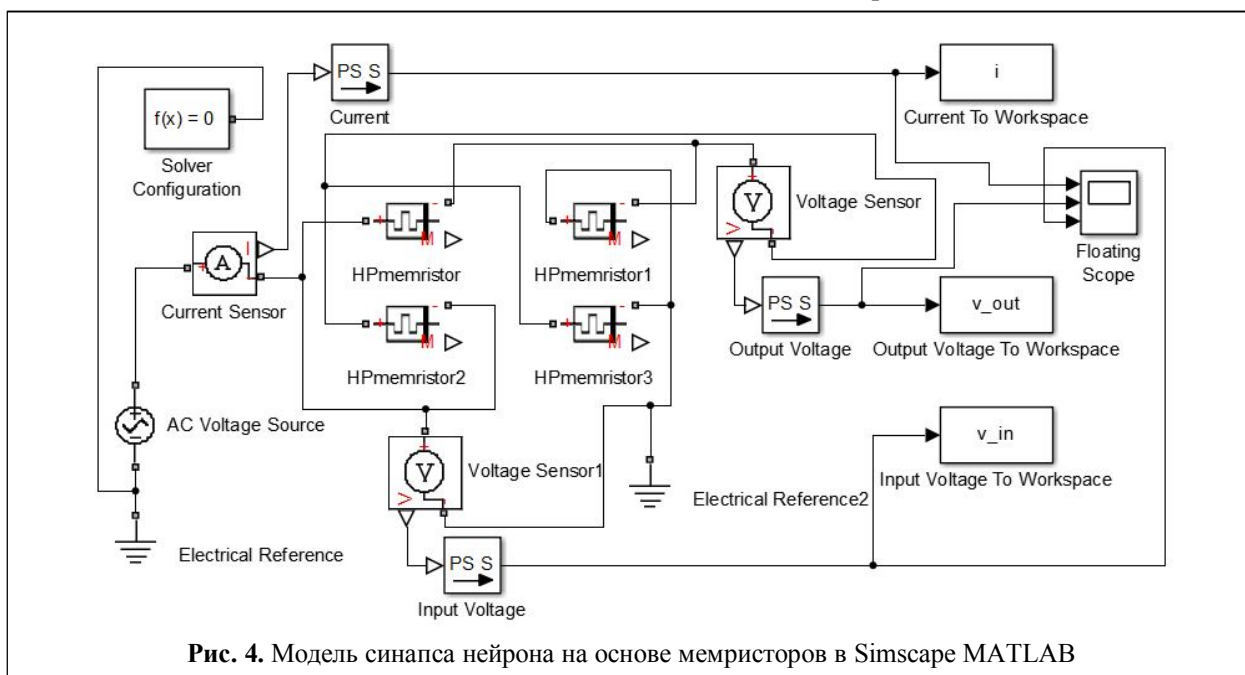


как вольт-амперных характеристик (ВАХ) (рис. 2).

Проведенные исследования показывают, что погрешности параметров подаваемого напряжения (например, вызванные тепловым шумом), при котором мемристор работает в состоянии "мягкого" переключения, оказывают постепенное во времени влияние на изменение его внутренних параметров и параметров электрической цепи (рис. 3).

На рис. 3 показано влияние погрешностей параметров подаваемого напряжения на погрешности физических параметров электрической цепи и мемристоров, что доказывает необходимость учёта их значений, а так же значений погрешностей параметров реальных устройств их генерации на этапе проектирования ИНСМ.

Исследуем влияние рассмотренных погрешностей физических параметров элементов ИНСМ на информационные. Минимальным компонентом ИНСМ, осуществляющим преобразование информации является синапс нейрона. Модель электрической цепи для проведения исследований точ-



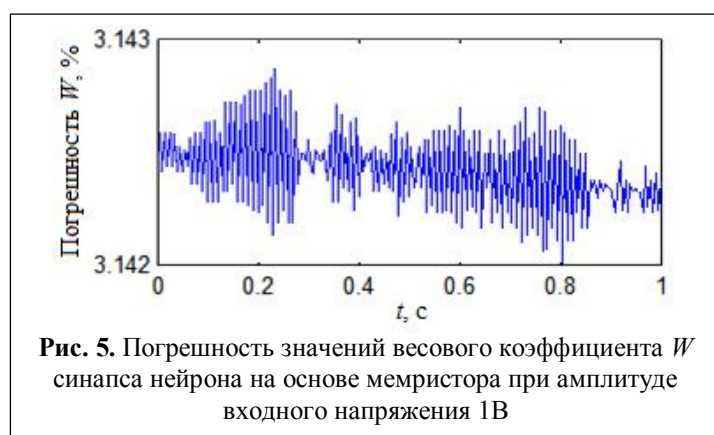


Рис. 5. Погрешность значений весового коэффициента W синапса нейрона на основе мемристора при амплитуде входного напряжения 1В

ности функционирования синапса на основе мемристоров в MATLAB представлена на рис. 4.

Информационным параметром в данном случае является весовой коэффициент синапса нейрона W , задаваемый выражением

$$W = \frac{v_{OUT}}{v_{IN}} = \frac{M_2}{M_1 + M_2} - \frac{M_4}{M_3 + M_4}, \quad (8)$$

где v_{IN} - входное напряжение $v(t)$; v_{OUT} - выходное напряжение; M_1, M_2, M_3, M_4 - мемристивность четырёх мемристоров цепи (рис. 4).

На рис. 5 приведён пример изменения относительной погрешности значений весового коэффициента синапса во времени.

Результаты проведённых исследований показывают взаимосвязь информационных и физических параметров ИНСМ - изменение параметров подаваемого напряжения в среднем на 5% привело к изменению погрешности параметров мемристора в среднем на 3%, что, в свою очередь, повлияло на изменение значения передаточного коэффициента во времени от 3 до 4%. Зависимость между ними носит статистический характер [23] при изменении силы корреляционной связи в широком диапазоне значений для различных физических реализаций мемристоров.

Для обеспечения необходимой точности проектируемой ИНСМ необходимо воспользоваться описанными в работах [24-28] методами анализа и синтеза допусков. Задача анализа в данном случае будет заключаться в определении допуска на передаточный коэффициент по допускам на параметры элементов синапсов (мемристоров, источников напряжения), а задача синтеза в назначении допусков на параметры элементов синапсов по допуску на передаточный коэффициент.

Проведенные исследования подтверждают приведенные положения и служат теоретико -

экспериментальной базой для разработки методов и алгоритмов инженерного проектирования универсальных и специализированных ИНСМ.

Заключение

1. Аналитический обзор отечественных и зарубежных научно-технических публикаций по вопросам инженерного проектирования ИНСМ позволяет сделать вывод, что до настоящего времени не разработаны теоретические или экспериментальные методы определения и

обеспечения необходимой точности функционирования универсальных и специализированных ИНСМ.

2. Предложен общий подход к разработке методов и алгоритмов определения и обеспечения точности функционирования ИНСМ как единых физическо-информационных объектов, реализованных аппаратно-программными обучаемыми средствами.

3. Анализ принципов создания и функционирования искусственных нейронов и нейронных сетей на основе мемристоров позволил выявить ряд факторов, дестабилизирующих работу ИНСМ.

4. Проведённые исследования позволили установить степень влияние дестабилизирующих факторов на точность функционирования ИНСМ.

5. Результаты проведённых исследований являются вкладом в создание теоретической базы для разработки инженерных методов и алгоритмов проектирования универсальных и специализированных ИНСМ.

Литература

1. Галушкин А.И. На пути к нейрокомпьютерам с использованием мемристоров // Приложение к журналу "Информационные технологии". - 2014. - №4.
2. Zhiganov S.N. Correlation and frequency properties of nonequidistant pulse sequence obtained by means of Frank codes // Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 334-335. IEEE 318 CatalogNumber: CFP14788-CDR; Code 109221. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959419).
3. Жиганов С.Н. Частотные свойства устройств черезпериодной компенсации при обработке неэквидистантных последовательностей импульсов // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. - 2013. - № 3. - С. 44-49.
4. Chua, L.O. Memristor – the missing circuit element// IEEE Trans. CircuitTheory. 1971. Vol. 18. PP. 507.

5. Thomas A. Memristor-based neural networks // Journal of physics D: Applied Physics, 46 (2013) 093001 (12pp).
6. Likharev K.K. CrossNets: Neuromorphic Hybrid CMOS / Nanoelectronic Networks // Sci. Adv. Mater. 2011. Vol. 3. PP.322-331
7. Snider G., Spike-timing-dependent learning in memristive nanodevices // IEEE Int. Symp. Nanoscale Architectures (NANOARCH 2008). Washington, DC. 2008. PP. 85-92.
8. Chang T., Jo S.H., Kim K-H., Sheridan P., Gaba S., Lu W., Synaptic behaviors and modeling of a metal oxide memristive device // Appl. Phys.A. 2011. Vol. 102. PP.857-863.
9. Danilin S.N., Shchanikov S.A., Makarov M.V. Design of artificial neural networks with a specified quality of functioning // IEEE International Conference "Engineering & Telecommunication - En&T 2014".
10. Данилин С.Н., Щаников С.А., Макаров М.В. Проектирование искусственных нейронных сетей с заданным качеством функционирования // Международная конференция «Инжиниринг и Телекоммуникации 2014». – М.: Издательство МФТИ, 2014. С. 182-185.
11. Храповицкая Ю.В. Сравнительные характеристики мемристоров на основе оксида титана с платиновыми и золотыми контактами / Ю. В. Храповицкая, Н. Е. Маслова, А. В. Емельянов, Ю. В. Грищенко, Д. А. Мамичев, В. А. Демин, М. Л. Занавескин // Программные системы: теория и приложения. - 2013. - № 3(17).
12. Strukov D. Monolithically Stackable Hybrid FPGA// Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition. SantaBarbara, CA. 2010. PP. 661-666.
13. Madhavan A. and Strukov D.B., "Mapping of image and network processing tasks on high-throughput CMOS FPGA circuits", in: Proc. VLSI-SoC'12, 2012, pp. 82-87.
14. Shahar S. Kvatinsky K. Talisveyberg D., Fliter E., Friedman G., Kolodny A. and Weiser U.C., Verilog-A for memristors models, in CCIT Tech. Rep. 801, Dec. 2011.
15. Kvatinsky S., Friedman E.G., Kolodny A. and Weiser U.C. Memristor-based IMPLY logic design procedure, in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Design, 2011, pp. 142-147.
16. Garcia-Redondo F., López-Vallejo M., Ituerto P., Barrio C.L. A CAD Framework for the Characterization and Use of Memristor Models. 2012 International Conference on Synthesis, Modeling, Analysis and Simulation Methods and Applications to Circuits Design (SMACD), 2012. Pp. 25-28.
17. Zaplatilek Karel Memristor modeling in MATLAB and Simulink, Proceedings of the European Computing Conference, 2010, pp. 62-67.
18. Batas D. and Fiedler H. A memristor SPICE implementation and a new approach for magnetic flux-controlled memristor modeling, IEEE Trans. Nanotech., vol. 10, no. 2, Mar. 2011, pp. 250-255.
19. Biolek Z., Biolek D., Biolková V. Spice Model of Memristor with Nonlinear Dopant Drift, Radio engineering, vol. 18, no. 2, 2009, pp. 210-214.
20. Kirilov S.M., Galushkin A.I., Pantiukhin D.V., Mladenov V.M. Application of a new Modified Memristor Model with Nonlinear ionic Drift in the neural synapses // International Conference "Engineering & Telecommunication - En&T 2014". 2014. pp. 192-196.
21. Strukov D.B. The missing memristor found // Nature, vol 453, no 7191. – 2008. – pp. 80-83.
22. Adhikari et al.: Memristor Bridge Synapse-Based Neural Network and Its Learning IEEE Transactions on neural networks and learning systems, vol. 23, no. 9, 2012.
23. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Исследование влияния значений весовых коэффициентов нейронов на уровень отказоустойчивости нейронных сетей // Вопросы радиоэлектроники. Серия ОТ. Вып.1, 2010. - С.34-39.
24. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Infocommunication systems parameter monitoring by means of artificial neural network devices 2014 24th Int // Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 318-319. IEEE 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959412)
25. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The method of tolerance increasing to internal and external noises for neural network devices // Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 320-321. IEEE 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959412)
26. Galushkin A.I., Danilin S.N., Pantelev S.V. Quantitative determination of fault tolerance for neuronetwork devices of infocommunication systems // Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 328-329. IEEE 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959416)
27. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The development of a neuronetwork component for technical systems of mechanical engineering // Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS), 2014 International Conference on. 2014. pp. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986874).
28. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Numerical simulation of neural network components of controlling and measuring systems // Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS), 2014 International Conference on. 2014. pp. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986873).

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № 14-38-50498 и № 15-07-08330.

Поступила 15 января 2015 г.

Investigation of operation accuracy of neuro networks components of memristor-based radio systems

Sergey Nikolaevich Danilin – Candidate of Engineering, Associate Professor, Murom Institute (branch) federal state budgetary educational institution of higher professional education “Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletov”.

Sergey Andreevich Tshanikov – Candidate of Engineering, Associate Professor, Murom Institute (branch) federal state budgetary educational institution of higher professional education “Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletov”.

E-mail: seach@inbox.ru.

Address: 602264, Murom, ulitsa Orlovskaya, 23.

Abstract: Rapid development of electronic element basis, enhancement of devices used for information processing allow to implement in real time mode more complex algorithms widening the range of problems solved by radio systems thus computerizing the process of information operation. One of the most promising approaches to the performance improvement of modern computing devices is the application of artificial neural networks on the basis of memristors (memristor-based ANN) allowing to solve problems at considerably high new level. Capability of a memristor to modify the resistance depending on the charge passing through it allows to use it as a natural physical model substitution of synaptic connection of artificial neurons. One of the unsolved problems in this area is development of fundamental theory of building memristor-based ANN with the required accuracy of operation. The reason is lack of theoretical and experimental investigations of processes and regularities of exactitude change of evaluations when mating production engineering of analog and numeral information processing. Memristors, artificial neurons and neural networks on the their basis are to be simulated and investigated as uniform physics-informational objects implemented by hardware-software trained means. Operation accuracy indexes of such objects should reflect the level of correspondence to their output information and memristor-based ANN theoretically determined by simulation both physical, and informational elements parameters. The common approach to the development of methods and algorithms of determination and insurance of operation accuracy requirement of neuro networks components on the basis of memristor in radio technical instruments is proposed in the paper. A list of factors influencing memristor operation accuracy is given. The models of Simscape elements of memristor-based artificial neural networks for investigation of their operation accuracy under the conditions of destabilizing factors are developed.

Keywords: radio technical instruments, computing devices, artificial neural networks, memristors, designing, accuracy, destabilizing factors.

References

1. Galushkin, A.I. On the way to neural computers with the usage of memristors. - Supplementary to the journal "Informatsionnye tekhnologii". - 2014. - №4.
2. Zhiganov S.N. Correlation and frequency properties of nonequidistant pulse sequence obtained by means of Frank codes. - Crimean Conference “Microwave & Telecommunication Technology”. 2014. pp. 334-335. IEEE 318 Catalog Number: CFP14788-CDR; Code 109221. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959419).
3. Zhiganov S.N. Frequencies properties of devices of periodic compensation when handling non equidistant pulse sequences//Radio i telekommunikatsionnye sistemy. - 2013. - № 3. - P. 44-49.
4. Chua, L.O. Memristor - the missing circuit element. - IEEE Trans. CircuitTheory. 1971. Vol. 18. PP. 507.
5. Thomas A. Memristor-based neural networks. - Journal of physics D: Applied Physics, 46 (2013) 093001 (12pp).
6. Likharev K.K. CrossNets: Neuromorphic Hybrid CMOS/Nanoelectronic Networks. - Sci. Adv. Mater. 2011. Vol. 3. PP.322-331
7. Snider G. Spike-timing-dependent learning in memristivenanodevices. - IEEE Int. Symp. Nanoscale Architectures (NANOARCH 2008). Washington, DC. 2008. PP. 85-92.
8. Chang T., Jo S.H., Kim K-H., Sheridan P., Gaba S., Lu W., Synaptic behaviors and modeling of a metal oxide memristive device. - Appl. Phys.A. 2011. Vol. 102. PP.857-863.
9. Danilin S.N., Shchanikov S.A., Makarov M.V. Design of artificial neural networks with a specified quality of functioning. - IEEE International Conference "Engineering & Telecommunication - En&T 2014".

10. Danilin S.N., Shchanikov S.A., M.V. Makarov. Design of artificial neural networks with a specified quality of functioning. - International conference «Engineering and Telecommunications 2014». - M.: Publishing house of MFTI, 2014. P. 182-185.
11. Hrapovitskaya Yu.V. Comparative performances of memristor on the basis of titanium dioxide with platinum and gold contacts. - Yu.V. Hrapovitskaya, N.E. Maslova, A.V. Yemelyanov, Yu.V. Grishchenko, D.A. Mamichev, V.A. Demin, M.L. Zanaevskin. Program systems: theory and applications. - 2013. - № 3 (17).
12. Strukov D. Monolithically Stackable Hybrid FPGA//Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition. SantaBarbara, CA. 2010. PP. 661-666.
13. Madhavan A., and Strukov D. B. Mapping of image and network processing tasks on high-throughput CMOS FPGA circuits, in: Proc. VLSI-SoC' 12, 2012, pp. 82-87.
14. Shahar S. Kvatinsky K. Talisveyberg D., Fliter E., Friedman G., Kolodny A. and Weiser U.C., "Verilog-A for memristors models," in CCIT Tech. Rep. 801, Dec. 2011.
15. Kvatinsky S., Friedman E.G., Kolodny A. and Weiser U.C. Memristor-based IMPLY logic design procedure, in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Design, 2011, pp. 142-147.
16. Garcia-Redondo F., López-Vallejo M., Ituerto P., Barrio C.L. A CAD Framework for the Characterization and Use of Memristor Models. 2012 International Conference on Synthesis, Modeling, Analysis and Simulation Methods and Applications to Circuits Design (SMACD), 2012. Pp. 25-28.
17. Zaplatilek Karel Memristor modeling in MATLAB and Simulink, Proceedings of the European Computing Conference, 2010, pp. 62-67.
18. Batas D. and Fiedler H. "A memristor SPICE implementation and a new approach for magnetic flux-controlled memristor modeling", IEEE Trans. Nanotech., vol. 10, no. 2, Mar. 2011, pp. 250-255.
19. Biolek Z., Biolek D., Biolková V. Spice Model of Memristor with Nonlinear Dopant Drift, Radio engineering, vol. 18, no. 2, 2009, pp. 210-214.
20. Kirilov S.M., Galushkin A. I., Pantiukhin D.V., Mladenov V. M Application of a new Modified Memristor Model with Nonlinear ionic Drift in the neural synapses. - International Conference "Engineering & Telecommunication - En&T 2014". 2014. pp. 192-196.
21. Strukov D. B. The missing memristor found. - Nature, vol 453, no 7191. - 2008. - Pp. 80-83.
22. Adhikari et al.: Memristor Bridge Synapse-Based Neural Network and Its Learning IEEE Transactions on neural networks and learning systems, vol. 23, no. 9, 2012.
23. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Infocommunication systems parameter monitoring by means of artificial neural network devices 2014 24th Int. - Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 318-319. IEEE of 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959412)
24. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The method of tolerance increasing to internal and external noises for neural network devices. - Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 320-321. IEEE of 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959412)
25. Galushkin A.I., Danilin S.N., Panteleev S.V. Quantitative determination of fault tolerance for neuron network devices of infocommunication systems. - Crimean Conference "Microwave & Telecommunication Technology". 2014. pp. 328-329. IEEE of 318 CatalogNumber: CFP14788. (DOI: 10.1109/CRMICO.2014.6959416)
26. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. The development of a neuron network component for technical systems of mechanical engineering. - Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS), 2014 International Conference on. 2014. pp. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986874).
27. Danilin S.N., Makarov M.V., Shchanikov S.A. Numerical simulation of neural network components of controlling and measuring systems. - Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS), 2014 International Conference on. 2014. pp. 1-4. (DOI: 10.1109/MEACS.2014.6986873).
28. Danilin S.N., Makarov M. V., Shchanikov S.A. Investigation of influences of weight factors of neurons on the level of fail safety of neural networks. - Voprosy radiotekhniki. Issue.1, 2010. - P.34-39.