

На правах рукописи



Борданов Илья Алексеевич

**МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ОЦЕНКИ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ
КОРРЕКТНОСТИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА БАЗЕ
МЕМРИСТОРОВ**

Специальность 2.3.1 – «Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика»

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Владимир – 2026

Работа выполнена на кафедре информационных систем Муромского института (филиала) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (МИ ВлГУ).

Научный **Щаников Сергей Андреевич**

руководитель: кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», г. Владимир.

Официальные **Удовиченко Сергей Юрьевич**

оппоненты: доктор физико-математических наук, профессор, научный руководитель лаборатории мемристорных материалов, Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Тюменский государственный университет» (ТюмГУ), г. Тюмень

Бутусов Денис Николаевич

доктор физико-математических наук, доцент, заведующий кафедрой САПР, Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), СПбГЭТУ «ЛЭТИ», г. Санкт-Петербург

Ведущая Федеральное государственное бюджетное учреждение организация: «Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт», г. Москва

Защита диссертации состоится « 13 » мая 2026 года в 14 часов на заседании диссертационного совета 24.2.281.04 при ВлГУ имени А.Г. и Н.Г. Столетовых по адресу: 600000, г. Владимир, ул. Белоконская, д3, корп. 2, ауд.408-2 ВлГУ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ВлГУ по адресу г.Владимир, ул. Горького, 87, корпус 1, ВлГУ и на сайте <http://diss.vlsu.ru>.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью, просим направлять по адресу: 600000, г. Владимир, ул. Горького, 87, ВлГУ, ученому секретарю диссертационного совета 24.2.281.04. Тел. (4922) 47-97-46, E-mail: telnyu@vlsu.ru.

Автореферат разослан « 10 » марта 2026 г.

Ученый секретарь диссертационного совета, к.т.н., доцент



А.В. Тельный

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования

Мемристивное устройство (МУ) или мемристор – это пассивный элемент в микроэлектронике, сопротивление которого изменяется под действием электрического поля и протекавшего через него заряда, и сохраняется длительное время. В искусственных нейронных сетях (ИНС) МУ используются для выполнения операции матричного умножения, которое происходит в соответствии с законами Ома и Кирхгофа. Поскольку вычисления аналоговые, а МУ имеют вариации сопротивлений от устройства к устройству и от цикла записи к циклу, то для того, чтобы создавать нейропроцессоры на базе МУ, важно уметь оценивать функциональную корректность (ФК) ИНС на базе мемристоров (ИНСМ) на этапе проектирования. Метрики оценки ФК ИНС подлежат обязательному расчету при оценке качества систем искусственного интеллекта (ИИ) в соответствии с ГОСТ Р 59898-2021.

В ходе анализа публикаций было установлено, что метрики оценки ФК ИНСМ аналитически рассчитать можно лишь для простых демонстрационных случаев. В настоящее время, для более сложных архитектур в основном применяется компьютерное моделирование, при котором используются различные математические модели МУ и принципы внесения вариаций в их работу.

Одними из наиболее распространенных моделей МУ являются модели, описывающие связь между приложенным напряжением, током в цепи с МУ и переменной состояния (модели вольтамперных характеристик (ВАХ)). С помощью этих моделей можно описать процесс резистивного переключения в МУ, однако применительно к оценке ФК ИНСМ такие модели имеют ряд недостатков. Эти недостатки заключаются в сложности и неоднозначности при учете и задании вариаций сопротивлений от цикла к циклу и от устройства к устройству, и в высокой ресурсоемкости процесса моделирования ИНСМ, требующего решения одного или нескольких дифференциальных уравнений для каждого МУ, что критично для больших ИНСМ, состоящих из тысяч или миллионов МУ.

Менее ресурсоемким методом оценки ФК больших ИНСМ является моделирование через задание разбросов весов синапсов нейронов. Однако, при использовании такого метода отсутствует связь с параметрами сигнала задания

сопротивления, что усложняет синтез конкретных значений параметров сигналов после анализа ФК ИНСМ. Таким образом, разработка моделей и алгоритмов для оценки ФК ИНСМ на основе взаимосвязи между параметрами сигнала задания сопротивления и получаемыми для конкретных МУ сопротивлениями является актуальной задачей.

Объект исследования – искусственные нейронные сети на базе мемристивных устройств.

Предмет исследования – модели и алгоритмы оценки функциональной корректности искусственных нейронных сетей на базе мемристивных устройств.

Степень разработанности темы исследования

В системный анализ, оценку качества и надежности, а также разработку сложных вычислительных и управляющих систем существенный вклад внесли Каляев И.А., Хранилов В.П., Монахов М.Ю., Полушин П.А., Давыдов Н.Н., Самойлов А.Г., Жизняков А.Л., Ромашов В.В., Веселов О.В. и др.

В разработку различных методов моделирования мемристивных устройств на физическом уровне с учетом погрешностей их функционирования существенный вклад сделали Бутусов Д.Н., Островский В.Ю., Агудов Н.В., Гусейнов Д.В., Roldan J., Serb A., Stathopoulos S., Prodromakis T. и др.

Исследованиями в области оценки влияния этих погрешностей на функциональную корректность ИНСМ на информационном уровне, сделавшими существенный вклад в данную область, занимались Данилин С.Н., Емельянов А.В., Демин В.А., Mehonic A., Yang J., Ielmini D. и др.

Таким образом, в настоящее время существует противоречие, при котором формализация связи между физическим и информационным уровнем моделирования ИНСМ затруднена – с одной стороны качественные модели отдельных МУ адекватно описывают их работу, но сопряжены со значительными вычислительными затратами при создании моделей больших ИНСМ и нейроморфных вычислителей, с другой стороны модели ИНСМ, учитывающие только разброс весов, не имеют взаимосвязи с процессом записи этих весов. Необходимо применение системного подхода, при котором ИНСМ будет рассматриваться как единая система и будет определяться связь между физическими и информационными процессами в ней.

Цели и задачи

Целью диссертационной работы является формирование новых моделей и алгоритмов для оценки функциональной корректности искусственных нейронных сетей на базе мемристоров, обеспечивающих повышение степени точности результатов моделирования на этапе проектирования.

Для достижения поставленной цели были поставлены следующие **задачи исследования**:

1) Разработка модели и алгоритма моделирования зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов его задания.

2) Разработка модели и алгоритма моделирования зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса.

3) Разработка алгоритма оценки функциональной корректности ИНСМ для задачи классификации и архитектур сверточных, рекуррентных и полносвязных сетей прямого распространения на основе метрики оценки доли правильных исходов с учетом выбранных параметров сигналов задания сопротивлений мемристивных устройств и параметров реально заданных сопротивлений, схемы формирования веса и максимально допустимых напряжений на выходе нейронов.

Научная новизна

1) Разработана новая модель и алгоритм моделирования зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов его задания, отличающиеся тем, что данная зависимость описывает не функциональную взаимосвязь между параметрами сигналов и физическими процессами в мемристоре при прохождении данного сигнала, а статистическую взаимосвязь между параметрами сигнала задания сопротивления и конечным значением сопротивления, и позволяющие рассчитать погрешность задания сопротивления мемристора.

2) Разработана новая модель и алгоритм моделирования зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса, отличающиеся от существующих тем, что вес представляется не аналитической зависимостью между электрическими параметрами цепи, а статистической зависимостью между сопротивлением и весом, и позволяющие рассчитать погрешность задания веса ИНСМ.

3) Разработан оригинальный алгоритм оценки функциональной корректности ИНСМ, отличающийся от существующих тем, что погрешности весов различны для каждого номинального значения веса и определяются из моделей зависимости погрешности веса от сопротивления и параметров сигнала задания сопротивления, а также тем, что в нем учитываются ограничения максимально допустимых рабочих напряжений на входе сети, и позволяющий оценить функциональную корректность ИНСМ максимально приближенно к реальному устройству.

Теоретическая и практическая значимость работы

Теоретическая значимость результатов исследований заключается в том, что разработанные модели и алгоритмы позволяют получать новые знания о процессах задания сопротивлений в МУ и о влиянии погрешностей задания сопротивлений на ФК ИНСМ. Полученные знания о влиянии вариаций сопротивлений МУ на долю правильных исходов ИНСМ для задачи классификации при различных архитектурах, таких как сверточные, рекуррентные или полносвязные сети прямого распространения, позволяют углубить знания об устойчивости нейроморфных архитектур к данному типу погрешностей. Разработанные алгоритмы и модели оценки ФК обеспечивают теоретическую базу для повышения степени точности результатов моделирования ИНСМ.

Полученные модели и алгоритмы в перспективе создают основу для последующей разработки требований к качеству изготовления МУ, методов коррекции ошибок ИНСМ и стратегий тестирования при создании нейропроцессоров.

Практическая значимость результатов исследований состоит в том, что разработанные модели и алгоритмы позволяют повысить степень точности результатов оценки ФК ИНСМ с учетом вариаций сопротивлений конкретных мемристивных устройств, а также подобрать значения параметров импульсных сигналов для задания нужных сопротивлений. Результаты вычислительных и натурных испытаний подтверждают это – разница между оценкой доли правильных исходов ИНСМ в модели и эксперименте предложенным методом не превышает 3 %. Разработанное методологическое и программно-аппаратное обеспечение внедрено в научно-исследовательский процесс лаборатории разработки систем ИИ МИ ВлГУ, лаборатории мемристорной наноэлектроники

НОЦ ФТНС ННГУ им. Н.И. Лобачевского и в производственном процессе ООО «Поликетон».

В перспективе результаты исследования могут быть использованы при проектировании систем интернета вещей и носимой электроники, где одними из ключевых параметров является низкое энергопотребление и возможность обработки данных непосредственно на самом устройстве для защиты информации, что может быть реализовано с помощью нейроморфных систем на базе МУ. Важным архитектурным преимуществом таких систем ИИ является отказ от энергозависимой памяти и возможности выполнения матричного умножения за один такт, что в значительной степени снижает потребление энергии.

Методология и методы исследования

Для решения поставленных задач применены методы системного анализа, теории планирования эксперимента и статистической обработки экспериментальных данных для создания моделей вариации сопротивления МУ и веса синапса нейрона, методология компьютерного моделирования для оценки влияния вариаций сопротивлений мемристивных устройств на ФК ИНСМ, методы машинного обучения для обучения ИНСМ.

Положения, выносимые на защиту

1) Результаты вычислительных экспериментов применения модели и алгоритма моделирования зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов его задания подтверждают, что модельные и экспериментальные данные совпадают с доверительной вероятностью 95%.

2) Результаты вычислительных экспериментов применения модели и алгоритма моделирования зависимости веса синапса нейрона и погрешности веса от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса подтверждают, что модельные и экспериментальные данные совпадают с доверительной вероятностью 95%.

3) Результаты вычислительных и натуральных экспериментов применения алгоритма оценки функциональной корректности ИНСМ подтверждают, что использование предложенного алгоритма позволяет повысить степень точности результатов моделирования. Разница между оценкой долей правильных исходов ИНСМ в модели и эксперименте предложенным алгоритмом не превышает : 1%

— для сверточных ИНСМ, 2% — для рекуррентных ИНСМ и 3% — для полносвязных ИНСМ прямого распространения.

Степень достоверности и апробация результатов

Полученные в диссертации результаты моделирования зависимости сопротивлений МУ и весов синапсов нейронов ИНСМ от параметров сигналов их задания согласуются с экспериментальными данными, полученными с помощью реального устройства (кроссбар-массив МУ 32x8 1T1R) (модельные и экспериментальные данные совпадают с доверительной вероятностью 0,95). Результаты компьютерного моделирования ИНСМ и оценки ФК проведены для нескольких разных архитектур ИНС (полносвязная ИНС прямого распространения, сверточная ИНС, рекуррентная ИНС) и практических задач. Проведено сравнение результатов компьютерного моделирования с аппаратно реализованными ИНСМ. Разница между оценкой доли правильных исходов ИНСМ в эксперименте и в модели не превышает 3 %, в то время как для оценки путем задания разброса весов доходит до 25 %). Методологическое и программно-аппаратное обеспечение разработаны в ходе выполнения следующих НИР: «Разработка и исследование методов имитационного моделирования искусственных нейронных сетей на базе мемристоров на основе теории планирования эксперимента» (грант РФФИ №18-38-00592 мол_а, 2018-2020); «Высокопроизводительные аппаратные ускорители искусственного интеллекта на базе мемристивных устройств» (субсидия Министерства науки и высшего образования РФ, 2021-2022 (проект № 13.2251.21.0098, соглашение № 075-15- 2021-1017)). Полученные результаты использовались для работы с мемристивными устройствами в следующих НИР: «Разработка научно-технологических принципов создания и функционирования нейроморфных систем аналогового машинного зрения на основе мемристивных устройств» (грант РФФИ № 21-71-00136, 2021-2023); «Исследование и моделирование механизмов и аналоговых систем векторно-матричного умножения на базе устройств с эффектом резистивного переключения для создания энергоэффективных нейропроцессоров» (стипендия Президента РФ СП-3988.2022.5, 2022-2024); «Нейроморфные системы обработки информации и управления на основе мемристорной наноэлектроники» (Дополнительное соглашение № 075-03-2025-425/1 от 25.03.2025 к Соглашению о предоставлении субсидии из федерального бюджета на финансовое обеспечение выполнения

государственного задания на оказание государственных услуг (выполнение работ) от 26.03.2025 г., шифр FSWR-2025-0006 (НИЛ «Лаборатория мемристорной наноэлектроники»), 2025-2027 гг.); «Нейроэлектроника – интеллектуальные нейроморфные и нейрогибридные системы на основе новой электронной компонентной базы (этап 2023-2025)» (Договор № 17706413348230000800/96-2023/213 от 15.08.2023 г. с ФГУП «РФЯЦ-ВНИИЭФ» в рамках Научной программы Национального центра физики и математики (направление «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах»), 2023-2025 гг.).

Основные результаты диссертационного исследования докладывались и обсуждались на 6-ти конференциях в том числе: Международная научно-техническая конференция «Информационные системы и технологии» (Нижний Новгород, НГТУ им. Алексеева; Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение» (Москва, МГППУ); Школа-конференция с международным участием «Нейроэлектроника и нейротехнологии будущего» (Нижний Новгород, ННГУ им. Н.И. Лобачевского); Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (Калининград, БФУ им. Канта); The International Conference on Industrial Engineering (Сочи, 2023); Международная конференция «Инжиниринг & Телекоммуникации» (Москва, МФТИ, 2021).

Основные теоретические и практические результаты диссертационной работы опубликованы в 14 научных трудах, из них по теме диссертационной работы 14, среди которых 4 публикации в ведущих рецензируемых изданиях из перечня рекомендованных ВАК Минобрнауки РФ, 4 публикации, индексируемых в международной базе данных Scopus/Web of Science. Имеется 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад

Основные результаты, представленные в диссертационной работе, получены автором лично. Постановка цели и задач, обсуждение планов исследований и полученных результатов выполнены совместно с научным руководителем. Во всех совместных публикациях соискатель принимал активное участие и внес существенный вклад на всех этапах работы начиная от постановки задачи и заканчивая обработкой экспериментальных данных и формированием выводов по результатам исследования. Алгоритмы создания

моделей, анализа и синтеза параметров сигналов и компьютерного моделирования ИНСМ разработаны автором лично.

Соответствие паспорту научной специальности

Проблематика, исследованная в диссертации, соответствует пунктам 4, 5, 11 паспорта специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика».

Структура и объем диссертации

Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав с выводами и заключения. Диссертационная работа изложена на 120 страницах машинописного текста и содержит 40 рисунков, 18 таблиц, 2 приложений общим объемом 6 страниц. Список литературы состоит из 115 источника.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснованы актуальность работы, сформулированы цели и задачи исследования, определены объект и предмет исследования, методы исследования, а также излагаются основные положения, выносимые на защиту.

Первая глава диссертационной работы посвящена описанию современных методов оценки ФК ИНСМ и обоснованию задач исследования. Основываясь на анализе рассматриваемых методов и их ограничений, была выдвинута гипотеза: для повышения степени точности результатов оценки ФК ИНСМ на этапе исследовательского проектирования необходимо учитывать взаимосвязь между параметрами сигнала задания сопротивления МУ F , результатами экспериментов по заданию сопротивлений R , значениями весов синапсов W ИНСМ и значениями метрики оценки ФК ИНСМ L (рисунок 1). Сопротивления R могут быть заданы только с определенной погрешностью ΔR , в результате чего возникают погрешности весов ΔW , в результате которых в свою очередь возникают изменения значений метрики оценки ФК ΔL .

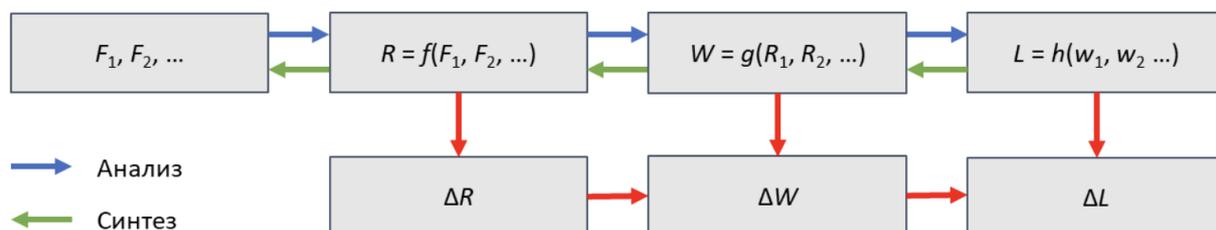


Рисунок 1 – Взаимосвязь между ФК и параметрами ИНСМ

В соответствии с ГОСТ Р 59898-2021, при оценке функциональной корректности систем ИИ выбор метрик должен осуществляться в зависимости от типа решаемых задач. Для задач классификации и обнаружения в качестве

базовых метрик можно использовать долю правильных исходов (accuracy), точность (precision), чувствительность (recall), избирательность (specificity) и F-мера и др. При решении задачи регрессии – среднюю квадратичную ошибку и среднюю абсолютную ошибку. Предлагаемые алгоритмы и модели позволяют выполнять моделирование для различных метрик ФК.

Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1-4].

Вторая глава диссертационной работы посвящена разработке моделей и алгоритмов, позволяющих установить данную взаимосвязь.

Модель 1. Модель зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов его задания

$$R = f(F_1, \dots, F_e), \quad (1)$$

$$\sigma_R = k(F_1, \dots, F_e), \quad (2)$$

$$\sigma_R = s(R), \quad (3)$$

$$R = N(R, \sigma_R^2), \quad (4)$$

где F – это параметр сигнала задания сопротивления R МУ (например, напряжение, длительность или количество импульсов);

R – выборочное среднее сопротивления R МУ;

σ_R – среднее квадратическое отклонение (СКО) сопротивления R МУ;

e – индекс параметра сигнала задания сопротивления R МУ;

$f()$ – функция зависимости R от F , получаемая в результате интерполяции;

$k()$ – функция зависимости σ_R от F , получаемая в результате интерполяции;

$s()$ – функция зависимости σ_R от R ;

R – сопротивление МУ;

$N()$ – нормальный закон распределения.

Функции $f()$, $k()$ и $s()$ можно получить путем интерполирования соответствующих экспериментально полученных значений R . Функция $s()$ необходима для того, чтобы при моделировании весов синапсов W ИНСМ сохранить взаимосвязь между сопротивлением R , разбросом его значений σ_R и параметрами сигнала задания сопротивления F . Сопротивление R в данном случае будет являться случайной величиной.

Алгоритм 1. Алгоритм моделирования зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов его задания (рисунок 2):



Рисунок 2 – Алгоритм 1

Шаг 1. Вводятся исходные данные: параметры сигнала записи сопротивления (факторы) F , влияющие на сопротивление мемристора R и уровни их значений.

Шаг 2. Выполняется формирование плана эксперимента (таблица 1).

Шаг 3. Проверяется условие $i \leq N$, где N – количество экспериментов. Если данное условие выполняется, то i увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 4, иначе выполняется переход к шагу 8.

Шаг 4. Проверяется условие $j \leq M$, где M – количество параллельных опытов. Если данное условие выполняется, то j увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 5, иначе выполняется переход к шагу 7.

Шаг 5. Выполняется подача на мемристор сигнала с параметрами F , соответствующими данному опыту.

Шаг 6. Накапливаются получаемые значения сопротивлений R мемристора, рассчитываемые из значений АЦП по формуле (11). Переход к шагу 4.

Шаг 7. Выполняется расчет выборочного среднего R и СКО σ_R для полученных значений сопротивлений. Переход к шагу 3.

Шаг 8. После завершения цикла выполняется интерполяция зависимости выборочного среднего R и СКО σ_R сопротивления мемристора от параметров сигнала F , изменяющего его сопротивление.

Шаг 9. Выполняется вывод значений параметров модели зависимости сопротивления R МУ от параметров сигналов его задания F .

Таблица 1 – Пример плана эксперимента

Номер эксперимента	Амплитуда импульса, В	Количество импульсов	Длительность импульса, мс	Результат эксперимента
1	u_1	n_1	t_1	R_1
2	u_2	n_2	t_1	R_2
...
N	u_N	n_N	t_N	R_N

Дополнительно можно делать интерполяцию функции, обратной функции $s()$. Таким образом, полученные с применением данного алгоритма модели могут быть использованы как для определения того, какое сопротивление R будет у МУ в результате подачи сигнала с выбранными значениями параметров F , так и для определения требуемых значений данных параметров F сигнала программирования для достижения конкретного значения сопротивления R .

Модель 2. Модель зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса

$$w = g(R), \quad (5)$$

$$\sigma_w = u(w), \quad (6)$$

$$w = N(w, \sigma_w^2), \quad (7)$$

где $g()$ – функция зависимости веса синапса нейрона W от сопротивления R , берущаяся из схемотехники;

w – выборочное среднее веса синапса нейрона;

σ_w – СКО веса синапса нейрона;

$u()$ – функция зависимости СКО веса синапса нейрона σ_w от его выборочного среднего w , получаемая в результате интерполяции;

$N()$ – нормальный закон распределения;

W – вес синапса нейрона (случайная величина).

Функцию $u()$ можно получить путем интерполирования экспериментально полученных значений. Она необходима для того, чтобы при оценке ФК ИНСМ сохранить взаимосвязь между весом синапса W , разбросом его значений σ_w и сопротивлением R МУ. Вес W в данном случае будет являться случайной величиной.

Алгоритм 2. Алгоритм моделирования зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса (рисунок 3):



Рисунок 3 – Алгоритм 2

Шаг 1. Вводятся исходные данные: уровни значений сопротивлений мемристора R , для которых будет выполняться моделирование веса.

Шаг 2. Выполняется формирование плана эксперимента.

Шаг 3. Проверяется условие $i \leq N$, где N – количество экспериментов. Если данное условие выполняется, то i увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 4, иначе выполняется переход к шагу 8.

Шаг 4. Проверяется условие $j \leq M$, где M – количество параллельных опытов. Если данное условие выполняется, то j увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 5, иначе выполняется переход к шагу 7.

Шаг 5. Проводится моделирование весового коэффициента W в соответствии с формулой (5), описывающей функционирование выбранной типовой схемы, и моделью мемристора по формуле (4), с параметром R , соответствующим данному опыту.

Шаг 6. Накапливаются получаемые значения весов W . Переход к шагу 4.

Шаг 7. Выполняется расчет выборочного среднего w и СКО σ_w для

полученных значений весов. Переход к шагу 3.

Шаг 8. После завершения цикла выполняется интерполяция зависимости выборочного среднего w и СКО σ_w веса синапса нейрона.

Шаг 9. Выполняется вывод значений параметров модели зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства.

Дополнительно можно делать интерполяцию функции, обратной функции $g()$. Таким образом, полученные с применением данного метода модели могут быть использованы как для определения того, какой вес W будет у синапса нейрона при заданном сопротивлении R , так и для определения требуемого значения сопротивления R для записи конкретного значения веса синапса нейрона W .

Алгоритм 3. Алгоритм оценки ФК ИНСМ (рисунок 4):

Шаг 1. Вводятся исходные данные: веса W и параметры архитектуры ИНС.

Шаг 2. Проверяется условие $i \leq N$, где N – количество экспериментов. Если данное условие выполняется, то i увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 3, иначе выполняется переход к шагу 12.

Шаг 3. Проверяется условие $j \leq L$, где L – количество слоев ИНС. Если данное условие выполняется, то j увеличивается на 1, и выполняется переход к шагу 4, иначе выполняется переход к шагу 11.

Шаг 4. Проверяется условие: если данный слой имеет синапсы, реализованные на базе мемристоров, то переходим к шагу 5, иначе переходим к шагу 3.

Шаг 5. Выполняется умножение входных данных X на коэффициент K , для масштабирования.

Шаг 6. Выполняется моделирование веса W синапса нейрона по формуле (7).

Шаг 7. Выполняется матричное умножение входных данных X на значения весов синапсов W .

Шаг 8. Выполняется деление результата матричного умножения на коэффициент K .

Шаг 9. Выполняется функция активации нейронов слоя.

Шаг 10. К выходу нейронов применяется пороговая функция (8) со значением порога T , Выполняется Переход к шагу 3.

Шаг 11. Выполняется расчет метрики оценки L ФК ИНСМ для данного эксперимента. Переход к шагу 2.

Шаг 12. Выполняется вывод значений метрики оценки L ФК ИНСМ.

$$y_{i,j} = \begin{cases} y_{i,j}, & y_{i,j} \leq T \\ T, & y_{i,j} > T \end{cases} \quad (8)$$

где $y_{i,j}$ – выход i слоя j нейрона;

T – максимально допустимое рабочее напряжение, подаваемое на вход кроссбар-массива мемристивных устройств.

Расчет масштабирующего коэффициента K выполняется аналитически или экспериментально. Для аналитического расчета K необходимо выполнить следующее:

1) Масштабировать тестовую выборку X до диапазона максимального рабочего напряжения мемристоров T по формуле

$$V_{in} = \frac{x}{\max(x)} T, \quad (9)$$

где X – данные тестовой выборки;

$\max(X)$ – максимальное значение в тестовой выборке.

2) Выполнить компьютерное моделирование работы ИНСМ по алгоритму 3, сохраняя выходные данные с каждого слоя модели отдельно.

3) Для сохраненных выходных данных нужно найти максимальное значение $\max(y_{out}^{L-1})$ по слоям и рассчитать K_L для соответствующего слоя L по формуле (10).



Рисунок 4 – Алгоритм 3

$$K_L = \frac{\max(y_{out}^{L-1})}{T}, \quad (10)$$

где K_L – коэффициент масштабирования выхода L -го слоя.

Если при введении в модель аналитически рассчитанного значения коэффициента масштабирования K ухудшилось значение метрики ФК ИНСМ при ее аппаратной реализации, то это значение можно подобрать экспериментально. Это связано с тем, что для слишком низких значений сопротивлений соотношение сигнал/шум уменьшается и шумы, присутствующие в обрабатываемых сигналах, начинают оказывать большее влияние на погрешность матричного умножения. Для определения коэффициента масштабирования K с применением методов теории планирования эксперимента необходимо выполнить следующее:

- 1) Задать диапазон значений и уровни масштабирующего коэффициента K .
- 2) Сформировать план эксперимента.

3) Выполнить компьютерное моделирование работы ИНСМ для разных значений масштабирующего коэффициента K с применением пороговой функции (8) и оценить ФК ИНСМ в соответствии с выбранной метрикой L .

4) Выбрать то значение масштабирующего коэффициента K , для которого используемая метрика ФК ИНСМ имеет наилучшее значение.

Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1-14].

Третья глава посвящена описанию разработанного программно-аппаратного комплекса (ПАК) (рисунок 5), который с одной стороны необходим для сбора экспериментальных данных для создания модели 1 в соответствии с алгоритмом 1, с другой стороны может быть использован для экспериментальной верификации предложенных моделей и алгоритмов.

Аппаратная часть ПАК содержит микроконтроллер, цепи формирования сигнала задания и измерения сопротивления R , контактирующее устройство УК64-4С с 64 контактами для подключения кроссбар-массива МУ. В данной работе исследовались металл-оксидные мемристивные устройства на основе диоксида циркония, объединенные в кроссбар-массивы размером 32x8 ячеек 1Т1R, разработанные лабораторией мемристорной нейроэлектроники НОЦ ФТНС ННГУ им. Н.И. Лобачевского.

Для создания модели 1 сопротивление МУ пересчитывается из цифрового кода АЦП по формуле

$$R_m = \frac{K_g \times R_l \times V_r \times 2^{14}}{DOC \times V_{ra}} - R_s - R_l, \quad (11)$$

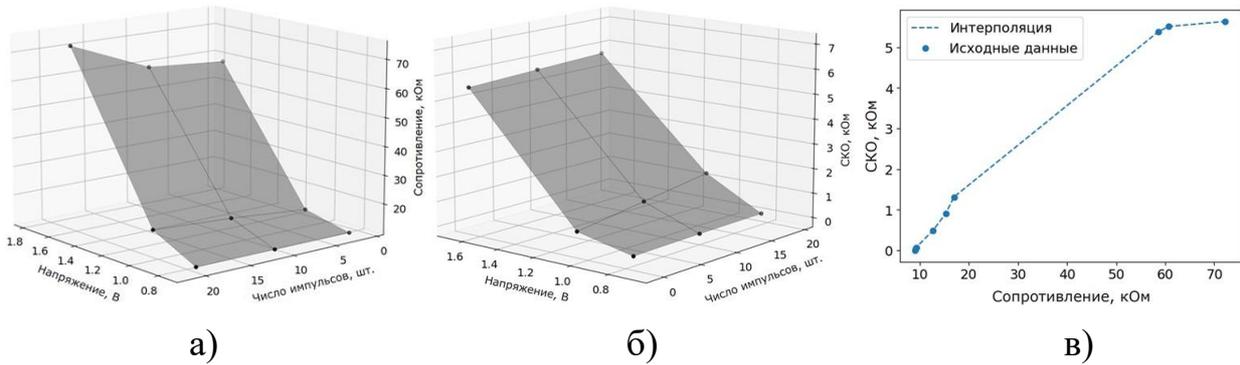


Рисунок 6 – Модель 1 для исследуемого кроссбар-массива: а) функция

$$R = f(F_1, \dots, F_e); \text{ б) функция } \sigma_R = k(F_1, \dots, F_e); \text{ в) функция } \sigma_R = s(R)$$

На основе полученной модели 1 и алгоритма 2, создана модель зависимости веса синапса нейрона W от сопротивления R МУ и схемы формирования веса с применением кусочно-линейной интерполяции (рисунок 7). В данном случае вес синапса w рассчитан по формуле

$$w = \frac{R_l}{R_l + Rm}. \quad (12)$$

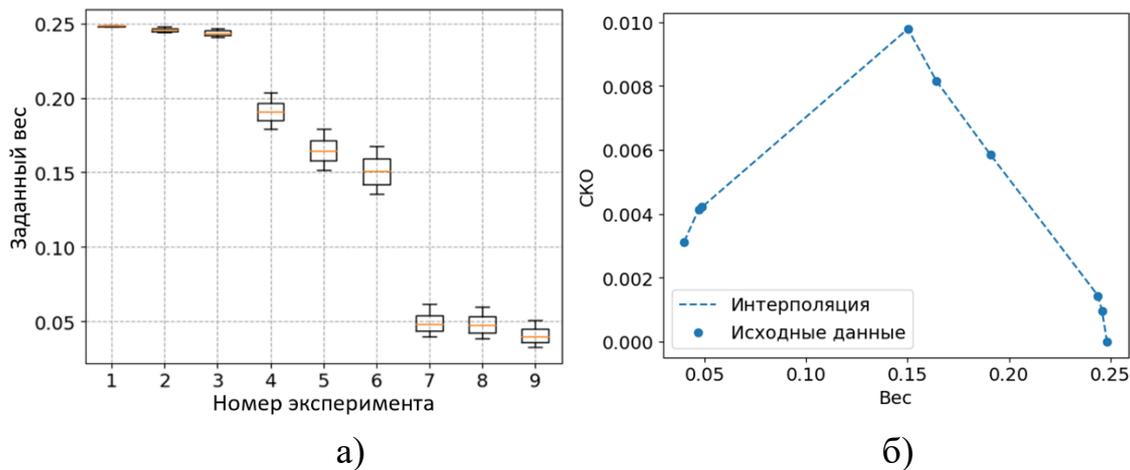


Рисунок 7 – Модель 2 для используемой схемы синапса нейрона: а) функция

$$w = g(R); \text{ б) функция } \sigma_w = u(w)$$

На основе полученной модели 2 и алгоритма 3 выполнена оценка ФК разных архитектур ИНСМ, обученных решению задачи классификации, результаты которых представлены в сводной таблице 2. В соответствии с ГОСТ Р 59898-2021 метрикой оценки ФК в задачах классификации может являться доля правильных исходов (A), рассчитываемая по формуле

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (13)$$

где TP – количество истинно положительных исходов;

TN – количество истинно отрицательных исходов;

FP – количество ложно положительных исходов;

FN – количество ложно отрицательных исходов.

В таблице 2 представлены расчеты доли правильных исходов для программной ИНС (A_S) и аппаратной ИНСМ (A_H), полученной путем задания сопротивлений в кроссбар-массив МУ с помощью, разработанного ПАК. Доля правильных исходов для ИНСМ также оценена с помощью компьютерного моделирования: через модель ВАХ и с помощью предложенных моделей и алгоритмов. Далее найдена относительная ошибка оценки данной метрики по формуле (14).

$$\delta_M = |A_H - A_M| / A_H \times 100, \quad (14)$$

где A_M – доля правильных исходов для ИНСМ, полученная в результате компьютерного моделирования.

Таблица 2 – Результаты экспериментальных исследований

Задача	Архитектура ИНСМ	A_S	A_H	$\delta_M, \%$	
				Модель ВАХ	Алгоритм 3
Классификация ирисов (Iris Dataset)	Двухслойная сеть прямого распространения	1,000	1,000	0	0
Классификация грибов (Secondary Mushroom Dataset)	Трехслойная сеть прямого распространения	0,939	0,540	24,629	2,407
Классификация элементов гардероба (Fashion MNIST Dataset)	Двухслойная сверточная нейронная сеть	0,867	0,801	6,554	0,125
Выявление болезни Паркинсона (Parkinson Dataset (SST))	Трехслойная рекуррентная нейронная сеть	0,720	0,705	2,178	1,135

Отличие между результатами моделирования и экспериментом составляет не более 3% для предложенного алгоритма и до 25% для существующего метода. Вероятно, существуют и другие неучтенные факторы, влияющие на ФК ИНСМ, которые не рассматривались в рамках данного диссертационного исследования, однако в целом степень точности результатов удалось повысить.

Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 10, 11].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1) Разработана модель и алгоритм моделирования зависимости сопротивления мемристивного устройства от параметров сигналов. Показано, что данная модель применима для расчета сопротивления мемристора в зависимости от значений параметров сигнала, и для расчета значений параметров сигнала для заданного значения сопротивления. На основании проведенного вычислительного эксперимента подтверждено, что результаты моделирования совпадают с экспериментальными данными с доверительной вероятностью 95 %. Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 10, 11].

2) Разработана модель и алгоритм моделирования зависимости веса синапса нейрона от сопротивления мемристивного устройства и схемы формирования веса. Показано, что данная модель применима для расчета веса синапса нейрона в зависимости от значений сопротивления мемристора, и для расчета значений сопротивления мемристора для заданного значения веса синапса нейрона. На основании проведенного вычислительного эксперимента подтверждено, что результаты моделирования совпадают с экспериментальными данными с доверительной вероятностью 95 %. Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 10, 11].

3) Разработан алгоритм оценки ФК ИНСМ с учетом выбранных параметров сигналов задания сопротивлений мемристивных устройств и параметров реально заданных сопротивлений, схемы формирования веса и максимально допустимых напряжений на выходе нейронов. Показано, что применение компьютерного моделирования и предложенного алгоритма позволяют рассчитать значения метрик оценки ФК проектируемой ИНСМ. Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 10, 11].

4) Разработан программно-аппаратный комплекс для сбора и накопления экспериментальных данных с мемристивных устройств в соответствии с планами экспериментов и оценки ФК ИНСМ. В данном комплексе реализован функционал автоматизации процесса построения предлагаемых моделей для кроссбар-массивов МУ 32×8 1T1R. Погрешность измерений сопротивления в диапазоне от 500 Ом до 10 КОм составляет не более 1 %. Данные результаты

получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 8, 9-14].

5) Проведено сравнение результатов компьютерного моделирования с результатами экспериментов. Для этого аппаратно реализованы 4 разных по архитектуре ИНСМ (полносвязная прямого распространения, сверточная, рекуррентная) с применением кроссбар-массивов 32×8 1T1R на основе диоксида циркония. Показано, что отличие между результатами моделирования и экспериментом составляет не более 3% для предложенного алгоритма и до 25% для существующего метода. Данные результаты получены автором лично и были частично опубликованы в соавторстве (вклад автора более 50 %) в [1, 2, 10, 11].

6) Полученные результаты диссертационного исследования и разработанный ПАК в настоящее время применяются для исследования МУ и проектирования ИНСМ в лаборатории разработки систем искусственного интеллекта МИ ВлГУ, лаборатории мемристорной наноэлектроники ННГУ им. Н.И. Лобачевского и в производственном процессе компании ООО «Поликетон», разрабатывающей нейроморфные системы.

7) В будущем планируется разработка моделей, учитывающих большее число параметров сигнала задания сопротивлений. Данная задача направлена на решение ключевой проблемы мемристивной электроники – воспроизводимости и точности установки весовых коэффициентов, которая напрямую влияет на производительность и надёжность нейроморфных систем. Это позволит ускорить цикл исследований и разработки новых материалов и структур мемристоров в интересах отечественной микроэлектроники.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Научные статьи, опубликованные в журналах из перечня ВАК

1. **Борданов, И. А.** Оценка точности работы искусственных нейронных сетей на базе мемристивных устройств на основе теории планирования эксперимента / И. А. Борданов, Л. Я. Королёв, С. А. Щаников, А. Н. Михайлов // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2025. – № 2. – С. 40–52. – Текст: непосредственный.

2. **Борданов, И. А.** Оценка точности работы искусственных нейронных сетей на базе мемристоров с применением моделей на основе данных / И. А.

Борданов, С. А. Щаников // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2024. – № 2 (54). – С. 59–68. – Текст: непосредственный.

3. Данилин, С. Н. Количественное определение отказоустойчивости искусственных нейронных сетей на базе мемристоров / С. Н. Данилин, С. А. Щаников, **И. А. Борданов**, А. Д. Зуев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2020. – Т. 22, № 1. – С. 55–65. – Текст: непосредственный.

4. Борданов, И. А. Современное состояние в области аппаратной реализации искусственных нейронных сетей на базе мемристоров / **И. А. Борданов**, С. А. Щаников, С. Н. Данилин // Телекоммуникации. – 2020. – № 8. – С. 35–48. – Текст: непосредственный.

Научные публикации, индексируемые в международных базах Scopus и/или Web of Science

5. **Bordanov, I. A.** Determining the fault tolerance of memristorsbased neural network using simulation and design of experiments / I. A. Bordanov [et al.] // 2018 Engineering and telecommunication (EnT-MIPT). – IEEE, 2018. – P. 205-209. – Текст : непосредственный. – DOI: 10.1109/EnT-MIPT.2018.00053.

6. **Bordanov, I. A.** High-performance software for memristor-based neural network simulation and optimization / I. A. Bordanov, R. A. Mineev, S. N. Danilin. – Текст: непосредственный // 2021 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T) / MIPT – IEEE, 2021. – P. 1–4.

7. **Bordanov, I. A.** Modeling and hardware implementation of vector-matrix multiplier based on 32x8 1T1R memristive crossbar array / I. A. Bordanov [et al.] // 2023 7th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA). – IEEE, 2023. – P. 249–251. – Текст : непосредственный. – DOI: 10.1109/DCNA59899.2023.10290511.

8. **Bordanov, I. A.** Simulation of calculation errors in memristive crossbars for artificial neural networks / I. A. Bordanov, A. A. Antonov, L. Ya. Korolev // 2023 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM). – IEEE, 2023. – P. 1008–1012. – Текст: непосредственный. – DOI: 10.1109/ICIEAM57311.2023.10139308.

Тезисы докладов конференций и публикации в прочих изданиях

9. **Борданов, И. А.** Исследование влияния погрешностей матрично-векторного умножения на точность работы искусственных нейронных сетей на базе мемристоров / И. А. Борданов, С. Н. Данилин – Текст: непосредственный //

Нейрокомпьютеры и их применение: сборник тезисов XXI Всероссийской научной конференции / Московский государственный психолого-педагогический университет. – Москва, 2023. – С. 156–157.

10. **Борданов, И. А.** Применение методологии имитационного моделирования для оценки точности работы искусственных нейронных сетей на базе мемристивных устройств / И. А. Борданов, С. А. Щаников – Текст: непосредственный // Труды первой школы-конференции с международным участием «Нейроэлектроника и нейротехнологии будущего» / ННГУ. – Нижний Новгород, 2024. – С. 32.

11. **Борданов, И. А.** Оценка точности работы искусственных нейронных сетей на базе мемристоров с применением моделей на основе данных / И. А. Борданов, С. А. Щаников. – Текст: непосредственный // Информационные системы и технологии - 2025: программа и аннотации докладов XXXI Международной научно-технической конференции / НГТУ им. Р. Е. Алексеева. – Нижний Новгород, 2025. – С. 36.

Свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ

12. Свидетельство № 2023666086 Российская Федерация. Программа для моделирования матрично-векторного умножения с учетом погрешностей мемристивных устройств: № 2023665065: заявлено 17.07.2023: опубликовано 26.07.2023 / **Борданов И. А.**, Щаников С. А. – 1 с. – Текст: непосредственный.

13. Свидетельство № 2024619751 Российская Федерация. Программа для оценки точности работы искусственных нейронных сетей на базе мемристоров с учетом погрешности матрично-векторного умножения: № 2024616902: заявлено 02.04.2024: опубликовано 25.04.2024 / **Борданов И. А.**, Щаников С. А. – 1 с. – Текст: непосредственный.

14. Свидетельство № 2019661246 Российская Федерация. Модуль определения точности функционирования искусственных нейронных сетей на базе мемристоров для системы имитационного моделирования: № 2019619978: заявлено 12.08.2019: опубликовано 23.08.2019 / Щаников С. А., **Борданов И. А.**, Данилин С. А., Зуев А. Д. – 1 с. – Текст: непосредственный.

Подписано в печать 04.03.2026 г. Формат 60x84 1/16.

Усл. печ. л. 1. Тираж 100 экз.

ООО «Типография»

602267, Владимирская область, г. Муром, ул. Льва Толстого, д. 27