



Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Том 1, №1/ 2024

КМОП-мемристивные устройства

Перспективы и возможности для интеграции мемристивных структур с управляющими схемами





Нейротехнологии Нейроэлектроника &

Журнал Нейротехнологии & Нейроэлектроника (N&N) публикует результаты теоретических и экспериментальных работ по широкому кругу исследований биологических и искусственных нейронных сетей, математических и вычислительных моделей работы мозга, нейроморфных и нейрогибридных систем, технологий создания и использования мемристивных устройств, микро- и нанoeлектронных технологий регистрации нейронной активности, нейроинтерфейсных технологий и человеко-машинных интерфейсов, нейропротезирования и реабилитационных технологий, экзоскелетонных систем, а также создания биоморфных роботов и робототехнических комплексов.

Цель: N&N принимает к публикации как оригинальные исследовательские статьи (рукописи), так и обзоры современного состояния исследований в вышеперечисленных областях.

N&N является полностью электронным изданием с функционалом электронной подачи публикации и рецензирования. Выпуски журнала с обзорными рукописями публикуются в печатной форме.

N&N принимает и публикует рукописи на русском и английском языках.

Открытый доступ и авторское право:

Все рукописи, опубликованные в N&N, находятся полностью в открытом доступе: их можно свободно читать, скачивать и делиться ими; использование, распространение и воспроизведение разрешены на любом носителе при условии надлежащего цитирования оригинальной работы. Авторское право на любую рукопись, опубликованную в N&N, сохраняется за автором (авторами). Авторы предоставляют N&N сопроводительное письмо на публикацию рукописи, где сообщают о том, что рукопись нигде ранее не публиковалась. Авторы также предоставляют любому третьему лицу право на свободное использование рукописи при условии сохранения ее целостности и указания ее первоначальных авторов, сведений о цитировании и издателя.



СОДЕРЖАНИЕ

04

«Биологические нейронные сети и поведение: достижения и проблемы»

П.М. Балабан

12

«Когнитивные процессы при обработке сенсорной информации и принятии решений: интегративная динамика мозга, нейроинтерфейсы для контроля и улучшения, математические модели»

А.Е. Храмов

44

«Мемристивные наноматериалы и технологии новой элементной базы нейроэлектроники»

А.Н. Михайлов с соавторами

110

«Сравнение методов оптимизации в задаче экстракции параметров ряда компактных моделей мемристора»

Ф. П. Мещанинов с соавторами

Биологические нейронные сети и поведение: достижения и проблемы

П.М. Балабан

Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, Москва, Россия

Наши знания о работе реальных нейронных сетей в мозге крайне ограничены и не позволяют детально воспроизвести работу даже небольших биологических сетей у сравнительно простых животных с нервной сетью, насчитывающей несколько сотен или тысяч нейронов. Последние исследования механизмов поведения у животного всего с 302 нейронами и известным коннектомом показывают только, что синаптические связи необходимы, но не являются определяющими для запуска и управления поведением. Некоторые принципы организации и функционирования нейронных сетей, лежащих в основе поведения хорошо прослеживаются на модельных организмах и в той или иной степени используются у высших животных. В настоящей работе проводится анализ основных принципов управления в простых нервных системах, которые недостаточно детально известны широкой аудитории, на основе обсуждения функциональной специализации нейронов, принципов взаимодействия в нервной сети, пластичности как механизма долговременных изменений в работе нейронной сети.

Биологические нейронные сети и поведение: достижения и проблемы

П.М. Балабан

Институт высшей нервной деятельности и нейрофизиологии РАН, Москва, Россия

Введение

Искусственной нейронной сетью называют математическую модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенную по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Существенно отметить, что наши знания (на 2023 год) о работе реальных нейронных сетей в мозге крайне ограничены и не позволяют детально воспроизвести работу даже небольших биологических сетей у сравнительно простых животных с нервной сетью, насчитывающей

несколько сотен или тысяч нейронов. Последние исследования механизмов поведения у животного всего с 302 нейронами и известным коннектомом показывают только, что синаптические связи необходимы, но не являются определяющими для запуска и управления поведением [7]. Некоторые принципы организации поведения хорошо прослеживаются на модельных организмах и в той или иной степени используются у высших животных. В настоящей работе будет проведен анализ важных принципов управления в простых нервных системах, которые слабо известны широкой аудитории.

Функциональные классы нейронов

В нервной сети легко (по морфологии) выделить сенсорные нейроны, напрямую получающие информацию от рецепторов, моторные нейроны, посылающие аксоны к мышечным волокнам, а все остальные клетки относятся к интернейронам, получающим информацию от нервных клеток и передающим также нервным клеткам. Разнообразие функций интернейронов и разветвленность связей и создают проблемы в понимании принципов регуляции работы нервной сети, лежащей в основе каждого поведенческого акта. Примером сложности могут быть тормозные интернейроны, которые необходимы для работы каждой нейронной сети и установления реципрокных взаимоотношений между функционально разными сетями.

В большинстве случаев информация поступает на рецепторы и передается через сенсорные нейроны дальше в нервную систему через несколько сложным образом (последовательно и параллельно) связанных интернейронов вплоть до моторных нейронов и эффекторов. Представим себе простейшую нервную цепочку из рецептора, непосредственно воспринимающего информацию из внешней среды, подчиненного ему сенсорного нейрона, еще нескольких последовательно соединенных нервных клеток и выходные

элементы нервной системы (моторные нейроны), непосредственно управляющие мышцами [1, 5]. По самой простой логике, получающий информацию (приказ) нейрон является подчиненным, и тогда главным в цепочке является первый элемент, получивший информацию извне, то есть рецепторная клетка. Встает вопрос, действительно ли главнее тот нейрон, который дает информацию, чем тот, который воспринимает? В целом ряде работ на беспозвоночных животных (раки, улитки), в мозге которых всего несколько тысяч нейронов и понять принципы управления легче, было убедительно показано, что не в начале, а в середине подобной цепочки нейронов есть «командные» звенья, которые на основе поступающей к ним информации «принимают решение» о запуске поведенческого акта [11].

На самом деле простейшая и упрощенная схема организации поведенческого акта выглядит как воронка сходящейся сенсорной и интерцептивной информации к командному элементу, который напрямую контролирует подчиненные ему элементы моторной программы поведения, то есть является премоторным по расположению в сети, но потенциально может получать информацию от любого сенсорного входа в сеть. При детальном исследовании роли командных элементов в нервной системе более обычным ока-

зался случай, когда запуск конкретного акта поведения осуществлялся не одним элементом, а группой сходных по функции нейронов, каждый из которых немного отличается от соседей по параметрам сенсорного входа. Наиболее эффективным для запуска целостного поведения оказалось сотрудничество «генералов» (командных элементов нервной системы,). Принцип коллективности особенно явен у высших животных, у которых трудно найти отдельные командные нейроны, но достаточно часто описываются большие группы, обладающие свойствами командных элементов, принимающих решение о реализации конкретной формы поведения. По-видимому, это связано с необходимостью повышения надежности работы всей системы, так как при коллективном выполнении функции больше шансов уцелеть, если часть элементов выйдет из строя [1, 6].

Следует отметить, что принцип работы нервной сети с командным элементом подтвержден в реальных нервных системах только для форм поведения, реализующихся по закону «все или ничего», требующих быстрого запуска. Обычно это элементы пассивно-оборонительной реакции (отдергивание), прямо запускаемые активностью командных элементов [5]. Циклические формы поведения и поведение, требующее сложной координации разных моторных программ, включая активацию центральных генераторов паттерна, управляются не только путем прямой активации групп нейронов через синапсы, а скорее через создание условий для запуска активности той или иной специализированной нейронной сети. В качестве примера можно привести принцип запуска моторной программы пищевого поведения (специализированная нейронная сеть) у наземного брюхоногого моллюска на препарате буккальный ганглий-глотка, на котором сохранены все связи нейронной сети жевания с мышцами. На таком препарате циклические жевательные движения наблюдаются крайне редко, но если добавить в окружающий раствор дофамин в небольшой концентрации (10-6M), то раздражение любого нерва вызовет запуск жевательных движений на десятки секунд [5]. Фактически получается, что, меняя состав нейромедиаторного «коктейля» вокруг нейронов, можно регулировать ВОЗМОЖНОСТЬ запуска моторной программы того или иного поведения, причем триггером может быть любая входная активность.

Подобное явление в начале XX века описано на позвоночных животных А. А. Ухтомским как феномен «доминанты», которое не было детально исследовано на нейронном уровне, но с очевидностью отражает состояние нервной системы, при котором низкий порог нейросети какой-либо моторной программы является основой для запуска именно этой программы на почти любой подходящий стимул [3].

Взаимодействия в нервной сети

Крайне существенно отметить, что электрическая активность одного нейрона может влиять на электрическую активность другого нейрона только через выделение во внешнюю среду определенных химических веществ (медиаторов), обеспечивающих коммуникацию. Быстрые электрические взаимосвязи между нейронами существуют у некоторых беспозвоночных в большом количестве, однако, по-видимому, эффективность такой нервной системы не оптимальная, и у высокоорганизованных млекопитающих нейроны контактируют с помощью химических синапсов. Основным путем влияния одного нейрона на другие является взаимодействие через синаптические контакты, которые являются специализированными местами, где терминалы от одного нейрона выделяют в синаптическую щель химическое соединение, нейротрансмиттер, а рецепторы принимающего информацию нейрона реагируют на этот медиатор. Химическое общение идет путем связывания выделенных веществ специфическими (по принципу ключ-замок) для каждого вещества рецепторами, находящимися в постсинаптической мембране подчиненного нейрона. Связывание медиатора рецепторами вызывает изменения концентрации ионов или метаболизма в подчиненном нейроне, которые и являются электрическим или биохимическим ответом на информационный «приказ» от соседей по сети. Крайне существенными для понимания принципов химического взаимодействия в нервной системе являются факты: 1) информация может передаваться только в одном направлении, от передающего нейрона к принимающему; 2) в синаптических контактах прерывается электрическое взаимодействие, существующее внутри одного нейрона. Скорость передачи информации резко снижается от сравнительно быстрой электрической передачи внутри нейрона до на несколько порядков более медленной химической

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

передачи с помощью молекул, выбрасываемых из пресинаптической терминали в окружающий раствор, диффузию в синаптической щели до рецепторов постсинаптического нейрона, медленно нарастающую (аналоговую) реакцию в виде постсинаптического потенциала, и только после превышения некоторого порога происходит генерация импульсного ответа, который может быстро передаваться в другие отделы нервной сети. Синапсы, по-видимому, и созданы в ходе эволюции для ускорения химической передачи от нейрона к нейрону, так как в них минимизировано расстояние между мембранами двух нейронов, сконцентрированы специализированные рецепторы, синаптическая щель окружена отростками глиальных клеток, что снижает утечку медиатора. В эволюции сначала появились места выброса с везикулами медиатора и лишь значительно позже возникла синаптическая структура, в которой пространственно (с помощью окружающих синапс отростков глии и сближения мембран нейронов, концентрации рецепторов на постсинаптической мембране) ограничена диффузия медиаторов и повышена эффективность передачи информации [2, 15, 9]. Тем не менее уровень взаимодействия с помощью неадресованного выделения медиаторов во внешнюю среду также сохранился и играет существенную роль, модулируя ответы нейронов в другом временном интервале. В последние годы «неадресованный выброс медиатора» все чаще описывают именно как новый принцип управления.

Этот сравнительно необычный принцип управления связан с тем, что набор рецепторов в мембране каждой клетки почти настолько же индивидуален и определен генетически. Такой способ общения можно назвать максимально «демократичным», потому что информационные молекулы медиатора выделяются не кому-либо конкретно, а просто во внешнюю среду и путем обычной диффузии быстро распространяются ко всем пространственно доступным клеткам (обычно в одном пространственном компартменте мозга), но реагируют лишь те клетки, у которых есть «правильные» рецепторы. Этим достигается возможность влияния на большие кластеры элементов сети, даже не имеющие синаптических связей с данным элементом. Этот принцип коммуникации нейронов неприменим в тех случаях, когда для выживания необходима

большая скорость реакции, но скорость спасает не всегда. Иногда необходимо адресовать информацию максимально широкому кругу элементов сети, с которыми нет прямой связи.

Такой принцип управления назван в литературе модуляторным. Суть модуляции заключается в том, что собственно никакой видимой реакции организма не наблюдается при модуляторном воздействии, однако все последующие ответы на внешние стимулы могут быть сильно изменены, то есть изменяется работа всей сети на будущее! Образно выражаясь, клетки-модуляторы напрямую никем не управляют и делают вид, что готовы отдать все, что у них есть, всем и каждому. Однако на практике все получается не так просто. Действительно, формально каждая клетка может получить информацию от модуляторов (полное торжество демократии), однако только небольшая часть клеток мозга реально имеет механизм восприятия для какого-то конкретного медиатора – специальные рецепторы (замки, в которые можно вставить медиатор-ключик). Причем наиболее печально то, что отсутствие рецептора у конкретного нейрона определено его генетикой и не подлежит исправлению, то есть очень большую часть информации в мозге данный нейрон даже никогда и не заметит. Налицо генетическая дискриминация нейронов по этому признаку. Утешает только то, что у каждого нейрона какие-то рецепторы есть обязательно, медиаторов тоже много, поэтому все они включены в реальное обеспечение поведения животного, но каждый на своем месте. Модуляторные нейроны образуют тесное тайное сообщество и исподволь, незаметно определяют работу всей нервной сети. Интересным способом мгновенного создания коалиции модуляторных нейронов является наличие между ними не только обычных химических связей, но и электрических, которые более эффективны и действуют без обычной для химических синапсов задержки. Этим достигается то, что, даже если всего несколько членов сообщества получают информацию об опасности, она мгновенно будет передана всем членам и реакция будет бурной и дружной. Для каждой формы поведения (оборонительное, половое, пищедобывательное, поисковое) характерны свои группы модуляторных нейронов, объединяющие в синергичные ансамбли даже те нейроны, которые не имеют морфологических связей и синапсов.

Классическим примером модуляторных нейронов могут служить серотонинергические и дофаминергические нейроны, которые выделяют медиатор через варикозности (расширения отростков), а не через синапсы, то есть просто во внешнюю среду. Тончайшие отростки таких моноаминергических клеток, которых очень немного в мозге позвоночных, есть в каждой области мозга, то есть потенциально заложена возможность такого управления, а реальность определяется наличием рецепторов в каждом конкретном компартменте сети [13].

При нанесении кратковременного стимула в течение нескольких секунд срабатывают все синапсы, генерируется какой-то выход сети на эффекторы, но влияние моноаминов на эффективность синаптической передачи только запущено и фактически не вносит вклада в ответ сети на первый стимул. Но если следующий стимул последует в интервале нескольких секунд (десятков секунд), то все ответы будут иными, так как выделившиеся моноамины изменили состояние многих нейронов сети. Это и есть принцип нейромодуляции, который является одним из основных в нервной системе, так как, кроме взаимодействия между отдельными клетками, вследствие диффузии медиатора автоматически происходит взаимодействие между клеточными системами. На сегодняшний день убедительно показано, что при активации кластера нейронов омывающая нейроны среда является модулирующим фактором для всех соседних нейронов и глиальных клеток. Понятие компартмента в нервной системе связано именно с объемной медленной передачей сигнала путем диффузии в сети нейронов и астроцитов-соседей в пространственно ограниченном участке нервной ткани.

Если считать, что основной способ быстрой передачи информации в нервной сети связан с импульсами, которые внутри нейрона распространяются сравнительно быстро, то этот способ условно можно назвать дискретным путем передачи информации, тогда как неадресованный выброс медиаторов из моноамин-содержащих клеток можно считать аналоговым способом регуляции. В ряде отделов нервной системы (некоторые слои сетчатки) аналоговый способ взаимодействия является единственным, а у низкоорганизованных животных с незамкнутой кровеносной системой этот способ управления

доминирует. Передача сигнала по всей длине тела животного (например, от выходных элементов коры головного мозга до конечностей) осуществляется дискретным способом с помощью импульсов, однако все виды интеграции информации в нейронной сети являются аналоговыми.

Зачем в нервной системе существуют разные медиаторы? В мозге используется около 40 классических и около 200 пептидных медиаторов. Совершенно очевидно, что это не случайно. Более того, в эволюции даже у организмов, не имеющих нервную систему, уже производится большая часть известных медиаторов и есть рецепторы к ним. Фактически в филогенезе эволюционными механизмами отобраны эффективные нейромедиаторные механизмы взаимодействия и управления эффективностью связей между нейронами из уже существующих (гипотеза полигенеза медиаторов Д. А. Сахарова, рассматривающая множественность медиаторов как следствие гистогенетической разнородности нейронных популяций [2, 14]). На уровне анализа взаимодействия клеток разных медиаторных систем можно выделить несколько принципиальных моментов, характерных для большинства отделов головного мозга.

1. Для каждого медиатора есть набор рецепторов или условий, при которых этот медиатор может вызывать как торможение, так и активацию нейрона в зависимости от набора рецепторов, экспрессируемых реагирующими нейронами. Несмотря на то что глутамат, например, в основном является активирующим (деполяризующим) медиатором, при определенных условиях глутамат может вызвать гиперполяризацию (торможение). ГАМК-ергические нейроны в подавляющем большинстве случаев вызывают торможение, но отмечена и возможность активации (деполяризации нейрона). Возможность одного медиатора вызывать противоположно направленные эффекты является принципом работы нервной системы и необходима для реализации латерального торможения, позволяющего в диффузной нейронной сети выделить и подчеркнуть границу (порог) активации, что необходимо для эффективного кодирования информации.

2. Один и тот же медиатор может вызывать быстрые реакции путем влияния на ионные каналы мембраны и медленные опосредованные реакции через специализированные рецепторы,

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

запускающие внутриклеточные биохимические каскады без значительных изменений электрофизиологических характеристик нейрона. Например, ацетилхолин в нервномышечных синапсах вызывает быструю активацию мышечных волокон, а в зрительной коре является модулятором эффективности глутаматных синапсов (Dannenberg et al., 2016). Такая двойственность принципиально важна для управления работой сети и существенно расширяет эффективность и диапазон взаимодействий, позволяя одновременно запускать быстрые и медленные реакции.

Появление в эволюции химических синапсов резко увеличило «информационную емкость» нервной системы. Появилась возможность регуляции не только на уровне формирования потенциалов действия, но и на уровне восприятия каждого потенциала путем регуляции количества и активности рецепторов. Что добавляет к этой сложной регуляции нервной сети существование разных медиаторов? В настоящее время хорошо известно, что в одном синапсе кроме (обычно) одного классического медиатора выделяются еще и пептидные медиаторы, время реакции на которые обычно на порядки превосходит время реакции на классические медиаторы. Таким образом, в одном и том же синапсе один потенциал действия может запускать разные реакции, разворачивающиеся на разных временных шкалах. Если частота пресинаптических спайков существенно меняется, то существенно меняется и реакция сети. Кроме синергичного выделения разных медиаторов в одном синапсе, фактически каждый функциональный класс нейронов обладает собственным набором медиаторов и рецепторов. Хорошо известно, что ГАМК в подавляющем большинстве случаев является тормозным медиатором, а моноамины скорее модулируют работу нервной сети, чем опосредуют собственно реакцию эффекторов. Под нейромодуляцией понимают действие на сеть, которое вызывает не немедленную реакцию элементов сети, а изменение реакции всей сети на любые стимулы впоследствии. Например, основой сенситизации поведенческих ответов является выделение на первый стимул медиаторов (серотонин, дофамин и др.), которые существенно меняют реакцию элементов сети на последующие стимулы в течение длительного времени. Именно поэтому поведенческие реакции так плохо предсказуемы,

поскольку очень многое зависит от наличного уровня медиаторов, то есть от предыстории активности данной сети в целом.

В нервной системе есть защита от перевозбуждения из-за обилия положительных обратных связей, которая обычно выражается в том, что при активации любой системы одновременно включается система с противоположным действием. Но как осуществить такой баланс в поляризованном (проведение только в одну сторону!) химическом синапсе? Создается твердое впечатление, что прошедшая через синапс информация может вернуться на предыдущие уровни только через нейросеть, через вставочные тормозные или возбуждающие нейроны. Такой путь регуляции существует и эффективно работает, однако природа предусмотрела и еще один путь, не зависящий от сети и абсолютно четко локализованный.

Оказывается, при сильной активации синапса в постсинаптическом нейроне достаточно локально, в области активированного синапса, синтезируются и выделяются в экстраклеточное пространство биологически активные вещества, названные ретроградными медиаторами, потому что могут вызвать изменения в пресинапсе активированного синапса. Прежде всего, это оксид азота и оксид углерода, которые активно диффундируют вокруг синапса и регулируют много биохимических систем в течение короткого периода времени. Кроме этого, оказалось, что в каждой клетке в той или иной мере синтезируются вещества, химически подобные действующим веществам марихуаны. Активация синтеза и выброса этих веществ, названных эндоканнабиноиды, происходит только при значительном повышении внутриклеточного кальция в постсинапсе, то есть в тех ситуациях, когда запускаются пластические процессы, приводящие к долговременным изменениям в синапсах [12]. Таким образом, сильно активируемый нейрон как бы тормозит собственные возбуждающие входы, прерывая цепь положительной обратной связи, не допуская перевозбуждения. При этом существует избирательность – чем сильнее активирован синаптический вход, тем сильнее он будет заторможен.

Пластичность как основа для изменения результата работы нервной сети

Легче всего, оказывается, можно изменить эффективность связей в нервной системе путем

непрестанного упражнения. При этом всегда есть всего два варианта изменения сетевого выхода: либо уменьшение, либо увеличение реакции на входные сигналы. Усиление ответов происходит при активации нейронов «системы состояния», тогда как ослабление (привыкание) – при сравнительно слабой активации и включении только элементов прямой цепочки от рецептора к эффектору [10].

Для длительного изменения связей в сети необходимым условием является подключение модуляторных систем, которые и создают условия для долговременных изменений в работе нервной системы, то есть образования памяти. Существенно, что эти модуляторные нейроны необходимы только во время образования новых навыков, но не нужны потом, когда мозг уже сформировал всю систему связей. Это было доказано путем избирательного подавления работы модуляторных нейронов до и после обучения [5]. Это говорит о том, что вряд ли именно модуляторные нейроны изменяют диапазон своих входных связей как результат обучения, хотя и может измениться их эффективность. Какие же нервные клетки обладают возможностью значительно расширять количество (и качество) своих связей? Даже из самых общих соображений ясно, что максимально выгодно изменять эффективность входных связей командных нейронов, так как при этом не изменяется ни рецепторная часть, ни исполнительная (моторная) часть нервной системы, что подтверждается экспериментальными данными. Расширение диапазона входных связей командных нейронов или изменение их эффективности не изменяет существующие формы поведения, но позволяет в случае необходимости быстро реагировать на воздействия, которые ранее не вызывали никакой реакции.

Цель работы нервной сети – принятие решения. Один из самых главных вопросов в физиологии нервной системы и при анализе работы нервных сетей – где происходит принятие решения? Ведь если нервная система в результате опыта о том, что запах определенной пищи ассоциируется с болевыми ощущениями, принимает решение не приближаться к источнику запаха и запускать пищевое поведение, а принимает решение удалиться как можно дальше, то это означает, что в ответ на тот же, что и до обучения, сенсорный пищевой стимул активировалась програм-

ма оборонительного поведения и затормозилась программа пищевого поведения. На сравнительно простой нервной системе наземной улитки аверзивное обучение на пищевой стимул выражается в появлении эффективных синаптических входов в командных нейронах оборонительного поведения, что и приводит к запуску этой формы поведения, с одновременным торможением в мотонейронах пищевого поведения (Balaban, 2002). Крайне существенно подчеркнуть, что синаптические входы от сенсорных нейронов, запускающих пищевое поведение у виноградной улитки, морфологически существуют, но не проявляются функционально. Это выявляется в экспериментах на сытых животных, которые в поведенческих экспериментах активно уползают от еды, а в нейрофизиологических опытах в ответ на пищевой сенсорный стимул наблюдается сильная синаптическая активация командных нейронов оборонительного поведения, точно такая же, как и после аверзивного обучения на пищевой стимул. Более того, оказалось, что увеличение количества глюкозы в омывающий препарат изолированной ЦНС улитки вызывает активацию серотонергических нейронов и через несколько минут существенное увеличение ВПСП от сенсорных нейронов в командных нейронах улитки [5]. По сути, эти результаты говорят о том, что имеющиеся в нервной системе синаптические связи модулируются в широком диапазоне и могут включаться в различные функциональные нервные сети. Вопрос о том, какие нейроны принимают решение после обучения, полностью ясен – командные нейроны оборонительного поведения. Иная ситуация в нейронных сетях, лежащих в основе пищевого поведения, так как для этой сети не обнаружены отдельные командные нейроны, но отчетливо продемонстрировано, что циклическая моторная программа жевания запускается дофаминергическим входом от сенсорных нейронов и локомоция модулируется активностью небольшой группы серотонергических нейронов церебрального ганглия, тогда как локомоция избегания активируется работой серотонергических нейронов педального ганглия.

Таким образом, в этой простой системе реализуется 2 принципа запуска поведения: (1) командными нейронами, которые можно назвать детекторами опасности, которые в фоне не активны, но очень быстро и с большой надежно-

стью реагируют на опасные стимулы и запускают стереотипные поведенческие реакции; (2) с помощью изменения состояния.

У любого животного, человека в каждый данный момент времени реализуется только одна форма поведения, вовлекающая только синергичные механизмы. Вы не можете одновременно сжать и распрямить кулак, этому противоречит вся структура нервной системы и наличие реципрокных тормозных связей на премоторном и моторном уровнях.

На основании проведенного анализа можно сделать достаточно обоснованный вывод о том, что в эволюции активно используются одни и те же молекулярные механизмы, но сетевые решения обусловлены конкретной структурой нервной системы и иногда значительно отличаются.

Выводы

1. В нервной системе существует функциональная специализация нейронов.

2. В нервной системе есть центры (нейроны), принимающие решение о реализации только одной моторной программы (или комплекса синергичных программ, имеющих одну биологическую цель) в каждый данный момент.

3. Химическое аналоговое управление является основой взаимодействия и управления в нервной сети.

4. Нейроны центров принятия решений о реализации моторной программы (поведения) являются ключевыми для формирования долговременной ассоциативной памяти.

Информация о финансировании: работа выполнена в рамках государственного задания Министерства образования и науки Российской Федерации.

Информация об авторе: Балабан Павел Милославович, главный научный сотрудник ИВНД и НФ РАН, академик РАН, тел. 8-903-713-57-08.

Цитированная литература

1. Балабан П.М., Захаров И.С. Обучение и развитие: общая основа двух явлений. М.: Наука. 1992. 150 с.

2. Сахаров Д.А. Генеалогия нейронов. М.: Наука. 1974.

3. Ухтомский А. А. Доминанта. - М.; Л., 1966

4. Экклс Дж. Физиология синапсов. М.: Мир.

1966.

5. Balaban P.M. Cellular mechanisms of behavioral plasticity in terrestrial snail. *Neurosci Biobehav Rev.* 2002. V. 26. №5. P. 597–630.

6. Balaban, P., A “general” or “general assembly”? On command neuron systems. *The Behavioral and Brain Sciences*, 1978, 1(1), pp. 12-13.

7. Dag U, Nwabudike I, Kang D, Gomes MA, Kim J, Atanas AA, Bueno E, Estrem C, Pugliese S, Wang Z, Towlson E, Flavell SW. Dissecting the functional organization of the *C. elegans* serotonergic system at whole-brain scale. *Cell.* 2023 Jun 8;186(12):2574-2592.e20. doi: 10.1016/j.cell.2023.04.023

8. Daghfous G., Green W.W., Alford S.T., Zielinski B.S., Dubuc R. Sensory Activation of Command Cells for Locomotion and Modulatory Mechanisms: Lessons from Lampreys. *Front Neural Circuits.* 2016. Mar. 22. № 10. P. 18.

9. Garthwaite J. From synaptically localized to volume transmission by nitric oxide. *J. Physiol.* 2016. V. 594. № 1. P. 9–18. doi: 10.1113/JP270297.

10. Groves PM, Thompson RF. Habituation: a dual-process theory. *Psychol Rev.* 1970, 77(5):419-50. doi: 10.1037/h0029810.

11. Kupfermann, I., Weiss K., The command neuron concept. *The Behavioral and Brain Sciences*, 1978, 1, 3-39

12. Lemak MS, Bravarenko NI, Bobrov MY, Bezuglov VV, Ierusalimsky VN, Storozhuk MV, Malyshev AY, Balaban PM. Cannabinoid regulation in identified synapse of terrestrial snail. *Eur J Neurosci.* 2007 Dec;26(11):3207-14. doi: 10.1111/j.1460-9568.2007.05945.x.

13. Meunier CN, Chameau P, Fossier PM. Modulation of Synaptic Plasticity in the Cortex Needs to Understand All the Players. *Front Synaptic Neurosci.* 2017. Feb 1. V. 9. № 2. Published online PMID: PMC5285384. doi: 10.3389/fnsyn.2017.00002

14. Moroz LL, Kohn AB. 2016 Independent origins of neurons and synapses: insights from ctenophores. *Phil. Trans. R. Soc. B*, 371: 20150041. <http://dx.doi.org/10.1098/rstb.2015.0041>

15. Sakharov DA. 1974 Evolutionary aspects of transmitter heterogeneity. *J. Neural Transm. Suppl.* 11, 43–59. (doi:10.1007/978-3-7091-8341-0_3)

Когнитивные процессы при обработке сенсорной информации и принятии решений: интегративная динамика мозга, нейроинтерфейсы для контроля и улучшения, математические модели

А.Е. Храмов

Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия

Обработка сенсорной информации является одной из основных функций головного мозга, которая отвечает за наше взаимодействие с окружающей средой. Понимание того, как головной мозг обрабатывает сенсорную информацию, позволят расширить наше понимание фундаментальных механизмов работы мозга, определяющих механизмы сенсомоторной интеграции, принятия решений на основе недостаточной информации и т.д. Более того, исследование когнитивных процессов при обработке сенсорной информации и принятии решений позволяет предложить новые методы и подходы к диагностике нормальной и патологической нейронной активности, в частности, полученные результаты могут быть использованы для диагностики заболеваний

центральной нервной системы. Известно, что нарушения сенсорной обработки наблюдаются при дисфункции сенсорной интеграции, синдроме дефицита внимания и гиперактивности, аутизме, шизофрении, возрастной деградации. Помимо этого, понимание особенностей нейронных механизмов принятия решений в условиях неоднозначности позволит разработать системы мониторинга и контроля когнитивного состояния человека в процессе принятия таких решений, предсказать и минимизировать риск возникновения ошибок в таких сферах деятельности, как, например, пилотирование самолета или управление атомной электростанцией. Решение таких задач возможно путем создания различных интерфейсов мозг-компьютер.

Таким образом, в предлагаемом обзоре планируется рассмотреть следующие вопросы.

1. Исследование вопросов восприятия и интерпретации визуальной сенсорной информации в условиях неоднозначности внешних стимулов на основе ЭЭГ и МЭГ сигналов.
2. Анализ изменений структуры сигналов активности мозга и перестройки функциональных сетей мозга в ходе адаптации нейронной сети головного мозга к восприятию неоднозначной визуальной информации.
3. Математические модели, описывающие процессы восприятия неоднозначной информации, построенные на основе психофизических данных.
4. Интерфейсы мозг-компьютер для диагностики состояния оператора при обработке больших объемов сенсорной информации.

Биологические нейронные сети и поведение: достижения и проблемы.

Садовская Ю. Е. и др. Нарушения сенсорной обработки у детей //Лечебное дело. – 2010. – №. 4. – С. 24-28.

Lim C. G. et al. A randomized controlled trial of a brain-computer interface based attention training program for ADHD //PLoS One. – 2019. – Т. 14. – №. 5. – С. e0216225.

Абугова Т. Д. Проблемы зрения при заболеваниях аутистического спектра //The EYE ГЛАЗ. – 2021. – Т. 23. – №. 4. – С. 43-50.

Киренская А. В. и др. Особенности тормозных процессов, связанных с фильтрацией сенсорной информации, у больных шизофренией с аномальным сексуальным поведением //Российский психиатрический журнал. – 2011. – №. 4. – С. 59-67.

Третьякова В. Д. Возрастные изменения в мозге и факторы, влияющие на них //Бюллетень науки и практики. – 2022. – Т. 8. – №. 7. – С. 151-191.

Dehais F. et al. Dual passive reactive brain-computer interface: A novel approach to human-machine symbiosis //Frontiers in Neuroergonomics. – 2022. – Т. 3. – С. 824780.

Kim J. H. et al. Development of an information security-enforced EEG-based nuclear operators' fitness for duty classification system //IEEE Access. – 2021. – Т. 9. – С. 72535-72546.

Hramov, A. E., Maksimenko, V. A., & Pisarchik, A. N. (2021). Physical principles of brain-computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states. Physics Reports, 918, 1-133.

Когнитивные процессы при обработке сенсорной информации и принятии решений: интегративная динамика мозга, нейроинтерфейсы для контроля и улучшения, математические модели

А.Е. Храмов

Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия

Введение

Обработка сенсорной информации является одной из основных функций головного мозга, которая отвечает за наше взаимодействие с окружающей средой. Люди и животные получают информацию от сенсорных входов различных модальностей (тактильных, зрительных, слуховых и т. д.), обрабатывают ее и используют в процессе принятия решений, называемом перцептивным принятием решений, которое может быть оценено по ряду характеристик, например по скорости ответа или времени реакции, правильности решения и т. д. [1]. Понимание того, как головной мозг обрабатывает сенсорную информацию, позволяет расширить наше понимание фундаментальных механизмов работы мозга, определяющих механизмы сенсомоторной интеграции, принятия решений на основе недостаточной информации и т. д.

Современные нейрофизиологические исследования подчеркивают ведущую роль функциональной связности мозга в познании и поведении человека [2]. Сетевая активность целого мозга формируется за счет взаимодействия нескольких функциональных подсетей как в состоянии покоя, так и при выполнении перцептивных или когнитивных задач [3]. К таким функциональным подсетям мозга относятся дорсальная сеть внимания, фронтопариетальная сеть, сеть исполнительного контроля, сеть режима по умолчанию и т. д. [4]. Хотя функциональные сети мозга имеют различное анатомическое расположение, они взаимодействуют друг с другом и перекрываются при выполнении перцептивных или когнитивных задач [5]. Работоспособность и нейронная активность при обработке сенсорных сигналов

зависят от внутреннего состояния человека, степени его внимания, когнитивного утомления и т. д. В частности, по функциональным сетям мозга в состоянии покоя можно предсказать способность испытуемого поддерживать устойчивое внимание при выполнении сложных когнитивных задач [6]. Еще больше возможностей функциональные сети покоя дают для диагностики различных неврологических заболеваний, включая расстройства аутистического спектра [7,8], депрессивные расстройства [9,10], эпилепсию [11,12], болезни Альцгеймера [13,14] и т. д. Обычно неврологические расстройства приводят к снижению общей связанности функциональных сетей мозга, снижению возможностей обмена информацией между различными подсетями функциональной сети мозга и, как следствие, нарушениям функционирования мозга. Интересно, что усталость также приводит к изменению структуры функциональной сети мозга, в результате чего области мозга становятся более изолированными, а их взаимодействие менее эффективным [15]. Повышение когнитивной нагрузки приводит к снижению модульности функциональной сети; сеть режима по умолчанию увеличивает связи с другими сетями, в то время как связность внутри самой сети по умолчанию снижается [16].

Существуют различные модели и парадигмы исследования когнитивных процессов, связанных с перцептивным принятием решений. Здесь мы рассмотрим подход, связанный с рассмотрением вопросов принятия решений на основе неоднозначной сенсорной информации. Наиболее просто такую парадигму можно реализовать при мультистабильном восприятии, которое возникает, когда один физический стимул вызывает чередование

различных субъективных интерпретаций этого стимула. Например, человеческий мозг впадает в определенное замешательство, когда получает противоречивые представления о визуальном мире. В повседневной жизни нам обычно удается избежать неоднозначности восприятия благодаря предыдущему опыту или введению дополнительной информации. Однако при длительном просмотре неоднозначных изображений или, как их еще называют, оптических иллюзий их интерпретация спонтанно переключается, меняясь в случайные моменты времени. Такое чередование может быть объяснено как нейронной адаптацией, так и шумом мозга. Следует отметить, что мультистабильное восприятие возможно не только при визуальном, но и при аудиальном, тактильном и даже обонятельном восприятии [17,18]. Однако мы дальше будем говорить только о визуальном восприятии неоднозначных стимулов как наиболее часто встречающемся при нашем взаимодействии с окружающим миром.

Почему в контексте исследования перцептивного принятия решений интересно изучение мультистабильного восприятия? Мультистабильность позволяет заглянуть в сознание, поскольку дает естественную и уникальную диссоциацию между объективными свойствами стимула и субъективными ощущениями: свойства стимула постоянны, а ощущения динамически меняются. Как следствие, мы можем рассмотреть ситуацию принятия перцептивных решений в условиях недостатка сенсорной информации. Традиционная концепция мультистабильного зрительного восприятия предполагает, что спонтанные перцептивные переключения интерпретаций стимулов являются следствием мозговых процессов нижнего уровня, основанных на антагонистической нейронной активности в зрительной системе [19,20].

В настоящее время можно сделать вывод, что перцептивное восприятие в значительной степени определяется высокоуровневыми механизмами мозга, осуществляющими активный отбор и интерпретацию сенсорной информации, и их взаимодействием с низкоуровневыми процессами, которые более непосредственно связаны с обработкой свойств сенсорных стимулов [21]. Интерес к

исследованию неоднозначных изображений определяется уникальной возможностью анализа процессов обработки сенсорной информации в мозге по принципу «снизу вверх» (восходящие потоки обработки информации, англ. bottom-up) и «сверху вниз» (нисходящие потоки, англ. top-down). Такие неоднозначные стимулы могут разделять экзогенные (например, качество или полнота сенсорной информации) и эндогенные (состояние человека, его мотивация, усталость, предыдущий опыт и т. д.) факторы, влияющие на их обработку и восприятие. Восходящие потоки информации в мозге отвечают за обработку сенсорных данных, которые могут быть интерпретированы однозначно, а нисходящие информационные потоки возникают в мозге при необходимости привлечения к интерпретации сенсорных данных нашего опыта, памяти и т. д., т. е. эндогенных факторов.

Как следствие, интерес к изучению мультистабильного восприятия возрос с появлением современных методов нейровизуализации мозга с хорошим пространственным разрешением, таких как функциональная магнитно-резонансная томография (фМРТ) и магнитоэнцефалография (МЭГ). Часто также в таких когнитивных исследованиях используют ЭЭГ-измерения, которые, несмотря на более низкое пространственное разрешение, обладают важными достоинствами: (1) простота и дешевизна оборудования и (2) компактность оборудования, что позволяет проводить исследования в относительно естественных условиях для испытуемого в отличие от МРТ и МЭГ машин. Интерес к использованию различных методов нейровизуализации связан с тем, что мультистабильные стимулы позволяют отличить нейронную активность, связанную с осознанным восприятием, от активности, связанной с физическими характеристиками стимула. Более того, мультистабильное восприятие может помочь нам понять конструктивные нейронные процессы, порождающие единое и целостное субъективное восприятие мира, даже если имеющаяся информация часто фрагментарна, противоречива или даже неоднозначна. Основываясь на этих экспериментальных результатах, Леопольд и Логотетис [22] предположили, что «реорганизация активности

в зрительной коре одновременно с изменением восприятия инициируется высшими, в значительной степени несенсорными мозговыми центрами». С тех пор на основе поведенческих данных появились гибридные теоретические предложения, в которых мультстабильное восприятие рассматривается как результат взаимодействия низкоуровневых (сенсорных) и высокоуровневых (когнитивных) процессов [21]. Другими словами, мультстабильное восприятие можно рассматривать как продукт непрерывного взаимодействия между «низкоуровневыми» (сенсорными) и «высокоуровневыми» (лобными и теменными) долями мозга.

Используя записи ЭЭГ/МЭГ, можно оценить процессы интеграции в функциональных сетях мозга при восприятии и интерпретации неоднозначных изображений. Согласно нейрофизиологическим исследованиям ритмы электрической активности мозга способствуют координации активности нейронов в удаленных друг от друга областях мозга [23,24]. Низкочастотный θ -ритм модулирует высокочастотную электрическую активность мозга в γ диапазоне электрокортикограмм [25]. Помимо θ -диапазона, согласно работе [23], низкочастотные α и β -ритмы в зрительной коре контролируют нейронную активность в γ -диапазоне. Функциональные связи между нейронными ансамблями обуславливают синхронизацию регистрируемых сигналов ЭЭГ в разных частотных диапазонах [23,24,26].

В статье [27] отмечается, что популяции нейронов в удаленных друг от друга областях мозга по-разному взаимодействуют в разных частотных диапазонах.

В процессе восприятия зрительных стимулов нейронные популяции в зрительной коре взаимодействуют на частотах в объединенных диапазонах $\alpha + \beta$ (8-30 Гц) и γ (50-70 Гц) [28,29]. Более того, анализ функциональной связности в теменно-затылочной коре показывает иную структуру связей в разделенных α - и β -диапазонах [26,30,31]. Напротив, функциональная связность в β -диапазоне зависит от сложности зрительной информации [32]. Наряду с нейронными связями в зрительной коре интерпретация зрительных стимулов требует также связи между удаленными друг от

друга областями коры [33]. Так, при обработке зрительной информации низкочастотная δ -активность в лобной области и α -активность в теменно-затылочной области функционально связаны и совместно направляют зрительное восприятие на интеграцию сенсорных данных в соответствии с условиями решаемой задачи [34]. Во время поддержания устойчивого внимания функциональная связь на большом расстоянии между различными участками фронтально-париетальной сети характеризуется активностью в θ -диапазоне, а связь внутри этих областей обеспечивается высокочастотной γ -активностью [35]. Связанная с вниманием функциональная связность также присутствует во фронтально-теменной коре в различных частотных диапазонах [36,37].

Таким образом, в когнитивной науке накоплена достаточная информация о том, что динамика активности нейронных популяций как на анатомически ранних, так и на более поздних этапах обработки зрительных сигналов тесно коррелирует с восприятием и интерпретацией стимулов. Такие флуктуации активности могут возникать из разных источников, включая нисходящую модуляцию, мнемонические процессы, адаптацию и шумовые процессы в мозге. В то же время высокоуровневые фронтально-париетальные процессы постоянно переоценивают текущую интерпретацию сенсорного сигнала и инициируют изменения в субъективном восприятии, приводящие к формированию мультстабильного восприятия, в частности приводят к изменению интерпретации неоднозначных изображений.

Исследования мультстабильного восприятия позволяют расширить наше понимание фундаментальных механизмов работы мозга, определяющих механизмы сенсомоторной интеграции, принятия решений в условиях недостаточной информации и т. д. Более того, исследование когнитивных процессов при обработке сенсорной информации и принятии решений позволяет предложить новые методы и подходы к диагностике нормальной и патологической нейронной активности, в частности полученные результаты могут быть использованы для диагностики

заболеваний центральной нервной системы. Известно, что нарушения сенсорной обработки наблюдаются при дисфункции сенсорной интеграции, синдроме дефицита внимания и гиперактивности [39], расстройствах аутистического спектра [40], шизофрении [41], возрастной нейродегенерации [42,43] и т. д. Помимо этого, понимание особенностей нейронных механизмов принятия решений в условиях неоднозначности позволит разработать системы мониторинга и контроля когнитивного состояния человека в процессе принятия таких решений, предсказать и минимизировать риск возникновения ошибок во многих сферах деятельности. Последнее возможно путем создания интерфейсов мозг-компьютер (ИМК) для мониторинга когнитивных состояний человека [44], так называемых пассивных нейроинтерфейсов [45]. Интеллектуальные системы ИМК требуют современных методов обработки и диагностики в реальном времени состояний мозга, которые все чаще основываются на методах машинного обучения и искусственного интеллекта, в частности глубоком обучении, основанном на моделях в виде искусственных нейронных сетей (ИНС), а следовательно, интересен вопрос о возможности диагностики соответствующих состояний, связанных с перцептивным принятием решений, с использованием больших нейрофизиологических данных и методов машинного обучения.

Таким образом, в предлагаемом обзоре рассмотрены следующие вопросы.

1. Исследование вопросов восприятия и интерпретации визуальной сенсорной информации в условиях неоднозначности внешних стимулов на основе ЭЭГ и МЭГ сигналов.

2. Анализ изменений структуры сигналов активности мозга и перестройки функциональных сетей мозга в ходе адаптации нейронной сети головного мозга к восприятию неоднозначной визуальной информации.

3. Методы искусственного интеллекта для диагностики состояний головного мозга при обработке неоднозначной сенсорной информации.

4. Интерфейсы мозг-компьютер и мозг-мозг для диагностики состояния оператора при обработке больших объемов сенсорной информации.

I. Восприятие и интерпретация визуальной сенсорной информации в условиях неоднозначности внешних стимулов

В данном разделе обзора основное внимание уделено анализу ЭЭГ/МЭГ данных, регистрируемых в процессе принятия перцептивных решений человеком, при различных условиях проведения когнитивных экспериментов (рис. 1(а)). ЭЭГ эксперименты проводились в лаборатории нейронауки Университета Иннополис (Казань), НИИ нейронаук Лобачевского университета (Н. Новгород) и Балтийском центре нейротехнологий и искусственного интеллекта Балтийского федерального университета им. И. Канта (Калининград). МЭГ эксперименты проводились в Центре биомедицинских исследований Мадридского политехнического университета (Мадрид, Испания).

А. ЭЭГ эксперименты.

Рассмотрим результаты частотно-временного анализа ЭЭГ/МЭГ данных в процессе принятия перцептивного решения, которое требует устойчивого внимания. Под устойчивым вниманием понимается сосредоточение внимания на соответствующих стимулах с повторным предъявлением в течение длительных периодов времени.

Следуя [46], задачи на устойчивое внимание обычно включают длинные серии демонстрации целевых и нецелевых стимулов, когда участники должны реагировать на цели и воздерживаться от реакции на нецелевые стимулы. В нашей экспериментальной парадигме была рассмотрена перцептивная задача принятия решений, подразумевающая бинарную классификацию большого количества последовательно представленных неоднозначных визуальных стимулов (кубов Неккера) с разной степенью неоднозначности [47-49]. Набор стимулов показан на рисунке 1(б). Кубы Неккера можно интерпретировать как «левоориентированные» или как «правоориентированные».

Качество обработки каждого стимула,

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

измеряемое временем реакции и точностью интерпретации, зависит от внимания испытуемого в момент его предъявления [50]. Если стимулы предъявляются повторно с коротким интервалом, субъект должен постоянно поддерживать высокий уровень внимания, чтобы реагировать и правильно интерпретировать стимулы. Обычно перцептивное принятие решений не рассматривается как классическая когнитивная область, такая как внимание или память. В то же время это в основном верно для стимулов, близких к пороговым, или однозначных стимулов, когда испытуемому приходится выбирать между двумя разными стимулами [51], а итогом эксперимента является построение психометрических функций [52]. В рассматриваемой нами парадигме эксперимента неоднозначные стимулы вызывают неопределенность в принятии решений, когда неоднозначность высока, а их интерпретация оказывается процессом когнитивного принятия решений [53,54].

Интерес к выбору такого объекта исследования, как неоднозначное изображение с различной степенью сложности задачи (степени неоднозначности), определяется уникальной возможностью анализа в рамках одной парадигмы восходящих и нисходящих процессов обработки визуальной информации в головном мозге. Такие неоднозначные стимулы могут расщеплять экзогенные и эндогенные факторы, влияющие на их обработку и восприятие. Восходящие потоки ответственны за обработку визуальных сенсорных данных, которые могут быть интерпретированы однозначно, в то время как нисходящие потоки информации возникают в случае необходимости привлечения к интерпретации изображения нашего опыта, памяти и т. д., то есть эндогенных факторов.

Вернемся к исследуемым визуальным стимулам – кубам Неккера с различной степенью неоднозначности α , где $\alpha \in [0,1]$ представляет собой нормализованную яркость внутренних граней куба Неккера в палитре серого цвета (рис. 1(б)). Степень неоднозначности α показывает, насколько сложно определить правильную ориентацию куба. Если при $\alpha \approx 1$ и $\alpha \approx 0$ кубики Неккера легко классифицируются как лево- или правоориентированные, то при $\alpha \approx 0,5$ задача классификации усложняется, поскольку мы имеем дело с весьма неоднозначным изображением.

Рисунок 1(б) иллюстрирует, что близкие

к однозначным кубы (LA = low ambiguity), ориентированные влево и вправо, имеют разную структуру ребер. В стимулах, ориентированных влево, наблюдатель видит три средних края, центрированных в правом верхнем углу, а в стимулах, ориентированных вправо, видит в основном те, которые сосредоточены в левом нижнем углу. Напротив, в кубах с высокой степенью неоднозначности (HA = high ambiguity), ориентированных влево и вправо, все внутренние края имеют одинаковый контраст, и наблюдатель видит их все одновременно. Очевидно, что классификация кубиков, принадлежащих первому подмножеству, является более простой задачей и поэтому рассматривается как задача низкой сложности (LA), в то время как классификация кубиков из второго подмножества требует больших когнитивных усилий и поэтому называется задачей высокой сложности (HA). Можно сформулировать гипотезу, что восприятие LA стимулов в основном опирается на восходящие, а восприятие HA – на нисходящие потоки информации в мозге.

Дизайн эксперимента с электрофизиологическими экспериментами показан на рисунке 1 (а, сверху), а его подробное описание можно найти в работах [54,55]. Эксперимент включал в себя предъявление 400 стимулов, при этом каждый стимул с определенной неоднозначностью α предъявлялся 50 раз. i -й стимул предъявлялся в течение промежутка времени τ_i , которое варьировалось в пределах $0.5 \div 0.7$. Небольшая длительность предъявления стимула также необходима для уменьшения эффекта стабилизации. Известно, что вероятность сохранения перцептивной конфигурации до последующего предъявления стимула сильно зависит от того, как долго она наблюдалась до удаления стимула [56]. Только в тех случаях, когда перцептивная конфигурация постоянно наблюдалась в течение относительно длительного времени до исчезновения стимула, существовала высокая вероятность того, что она сохранится до следующего предъявления стимула. Поскольку время, необходимое для последовательного наблюдения куба Неккера, составляет около 1с [56], предъявление стимула в течение более короткого времени уменьшало эффект такой перцептивной памяти. Чтобы

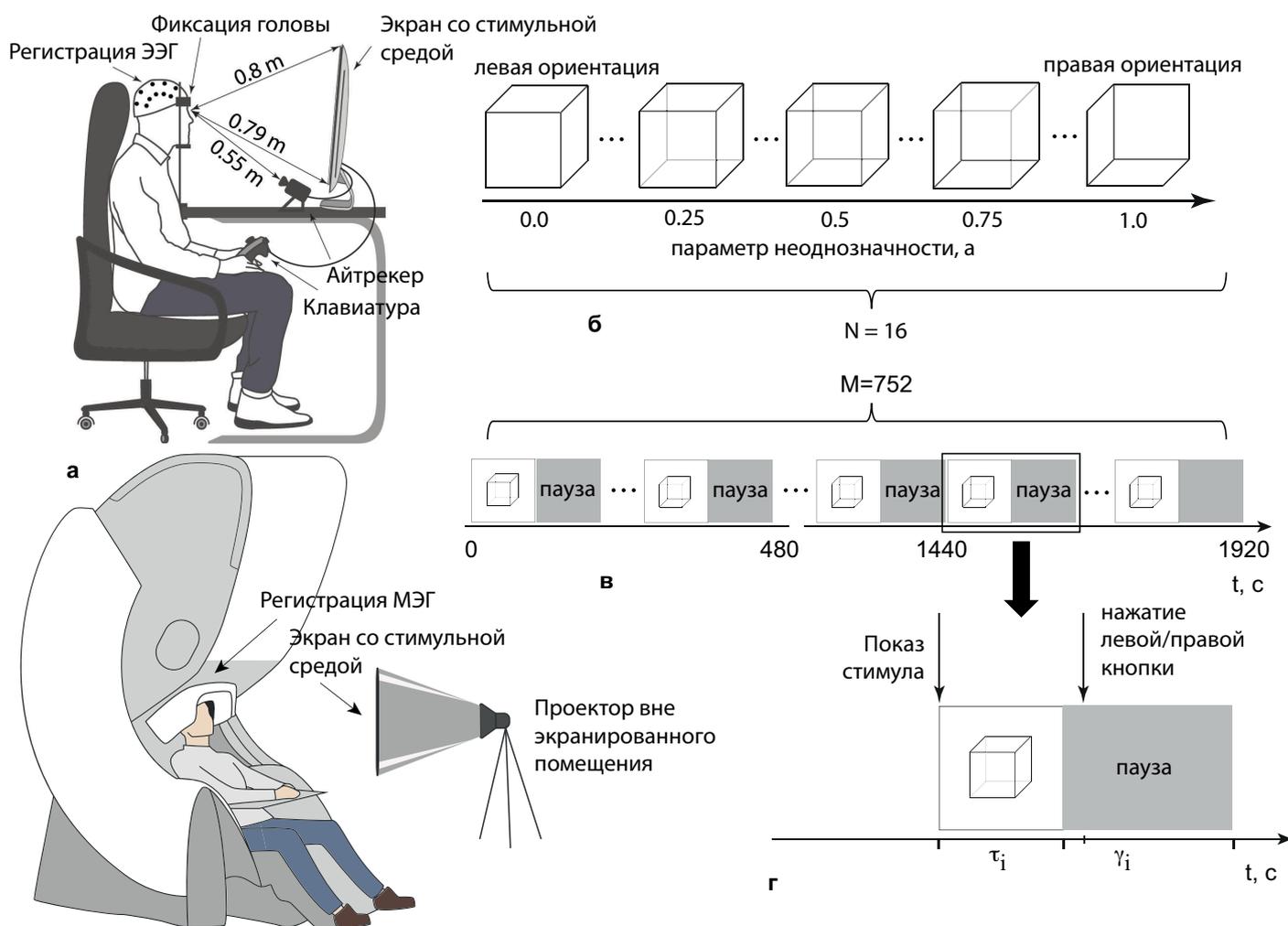


Рис.1. Схема экспериментального исследования с ЭЭГ/МЭГ измерениями. (а) Положение испытуемого во время ЭЭГ (сверху) и МЭГ (снизу) экспериментов. (б) Визуальные стимулы (кубы Неккера) с различными значениями параметра контрастности α , определяющего ориентацию и неоднозначность. (в) Протокол эксперимента, включающий предъявление 400 стимулов, чередующихся с паузами. Общая продолжительность эксперимента составляет 32 минуты, в течение которых испытуемому $M = 752$ раз предъявляются изображения кубов Неккера, причем каждый из $N=16$ кубов Неккера (с фиксированным параметром контрастности α) предъявляется 47 раз. (г) Детальная иллюстрация одного предъявления стимула. Во время паузы абстрактная демонстрировалась картинка. Показ куба начинается в момент предъявления и длится τ_i в течение $[0,5, 0,7]$ с. Время паузы γ_i варьируется от 1.5 до 2 с.

отвлечь внимание наблюдателя и сделать восприятие следующего стимула независимым от предыдущего, между демонстрациями стимулов показывались абстрактные картинки в течение промежутка времени $\gamma_i = 1.5 \div 2$ с. Случайная последовательность кубов Неккера с разными значениями управляющего параметра α также предотвращала появление стабилизации восприятия.

В эксперименте фиксировались поведенческие реакции человека, а именно время отклика (RT) – временной интервал между появлением стимула

и нажатием клавиши – определяет скорость обработки стимула и время принятия решения об ориентации куба, и точность ответа (ER) отражает соответствие фактической ориентации стимула и реакции испытуемого.

В работах [33, 54, 55, 57-59] было проведено исследование процесса принятия перцептивных решений, связанных с интерпретацией куба Неккера в условиях длительного воздействия на испытуемого. Задача испытуемого заключалась в правильной классификации кубиков Неккера с различной степенью неоднозначности α . Следует

отметить, что в данном случае мы всегда имеем правильную интерпретацию предъявляемого изображения, поскольку абсолютно симметричный истинно неоднозначный куб с $\alpha = 0.5$ не использовался в этой серии экспериментов в качестве визуального стимула.

Некоторые из результатов этих исследований представлены на рисунке 2. Следует отметить, что представленные данные основаны на сравнении мощности ЭЭГ и поведенческих оценок между четырьмя временными отрезками, каждый из которых длился 10 мин при общей продолжительности эксперимента 40 мин. Поэтому описанные эффекты могут быть связаны с медленными изменениями состояния испытуемого в течение 10 мин. Анализ поведенческих реакций показал, что RT уменьшалось с увеличением времени выполнения задания для стимулов HA и LA (рис. 2(а)). В то же время испытуемые улучшили правильность интерпретации стимулов HA, но не LA (см. рис. 2(б)). Правильность интерпретации контролируется с помощью коэффициента ошибок (ER) путем сравнения реальной ориентации стимула с ответом испытуемого. Нами было сделано предположение, что мощность предстимульной ЭЭГ отражает изменения в состоянии человека. Это состояние, в свою очередь, влияет на эффективность обработки текущего зрительного стимула. Для подтверждения этой гипотезы была рассчитана мощность ERSР предстимульной ЭЭГ как спектральное возмущение, связанное с событием (англ. event-related spectral power = ERSР) на уровне сенсоров, и мощность SP источника мозговой активности на уровне источника (англ. spectral power = SP). В последнем случае для решения обратной задачи и локализации источников нейронной активности по данным ЭЭГ в каждой из заданных точек (вокселей) в объеме мозга используется прецизионная электромагнитная томография мозга низкого разрешения (eLORETA) [60]. В результате, как видно на рисунках 2 (в) и (г), высокая предстимульная мощность ЭЭГ 9--11 Гц предсказывала более быстрое время принятия решения и большую точность. В то же время предстимульная мощность ЭЭГ отрицательно коррелировала со временем принятия решения по стимулам LA (рис.3(а)) и количеством ошибочных ответов по стимулам HA (рис.3(б)).

Снижение RT обусловлено нейронной адаптацией, которая возникает при многократном предъявлении одного и того же зрительного стимула в течение короткого интервала времени и вызывает снижение нейронного ответа на повторяющийся стимул по сравнению с неповторяющимся. Считается, что нейронная адаптация может возникать, по крайней мере, из-за двух типов нейронной активности. Одно из объяснений состоит в том, что только часть, принадлежащая ансамблю нейронов, чувствительна к распознаванию стимула. Таким образом, нейроны, не являющиеся критическими для распознавания стимула, снижают свои ответы при повторном появлении стимула, а популяции нейронов, несущие важную информацию, наоборот, продолжают давать устойчивый ответ. В результате средняя частота спайковой активности уменьшается из-за многократного повторения стимула [61]. Другое возможное объяснение состоит в том, что повторение стимулов снижает реакцию во временной области [62]. Согласно этой теории, нейронная сеть, обрабатывающая сенсорную информацию, быстрее реагирует на повторяющийся стимул, чем на новый, т. е. формируется устойчивая реакция. Сетевые связи, участвующие в формировании ответа, были усилены предыдущим предъявлением того же стимула [63]. Увеличение мощности предстимульной ЭЭГ (рис. 2) отражает предварительную активацию сенсорных нейронов, и нейронный ансамбль демонстрирует меньшую активацию в ответ на стимул в этом предуготовленном предстимульном состоянии.

Одновременно увеличение мощности колебаний в диапазоне 9-11 Гц коррелирует с повышением эффективности обработки информации. Следует отметить, что роль α -диапазона во многом зависит от области мозга, где они наблюдаются. Например, α -активность в правой височной области играет важнейшую роль в подавлении привычных режимов мышления, тем самым развивая творческое познание [64]. Авторы работы [65] показали, что наблюдение за кубиком Неккера может улучшить последующее решение творческой задачи. Согласно этим работам, увеличение мощности 9-11 Гц в правой височной области отражает развитие способности к торможению очевидных ассоциаций. Последнее может быть биомаркером

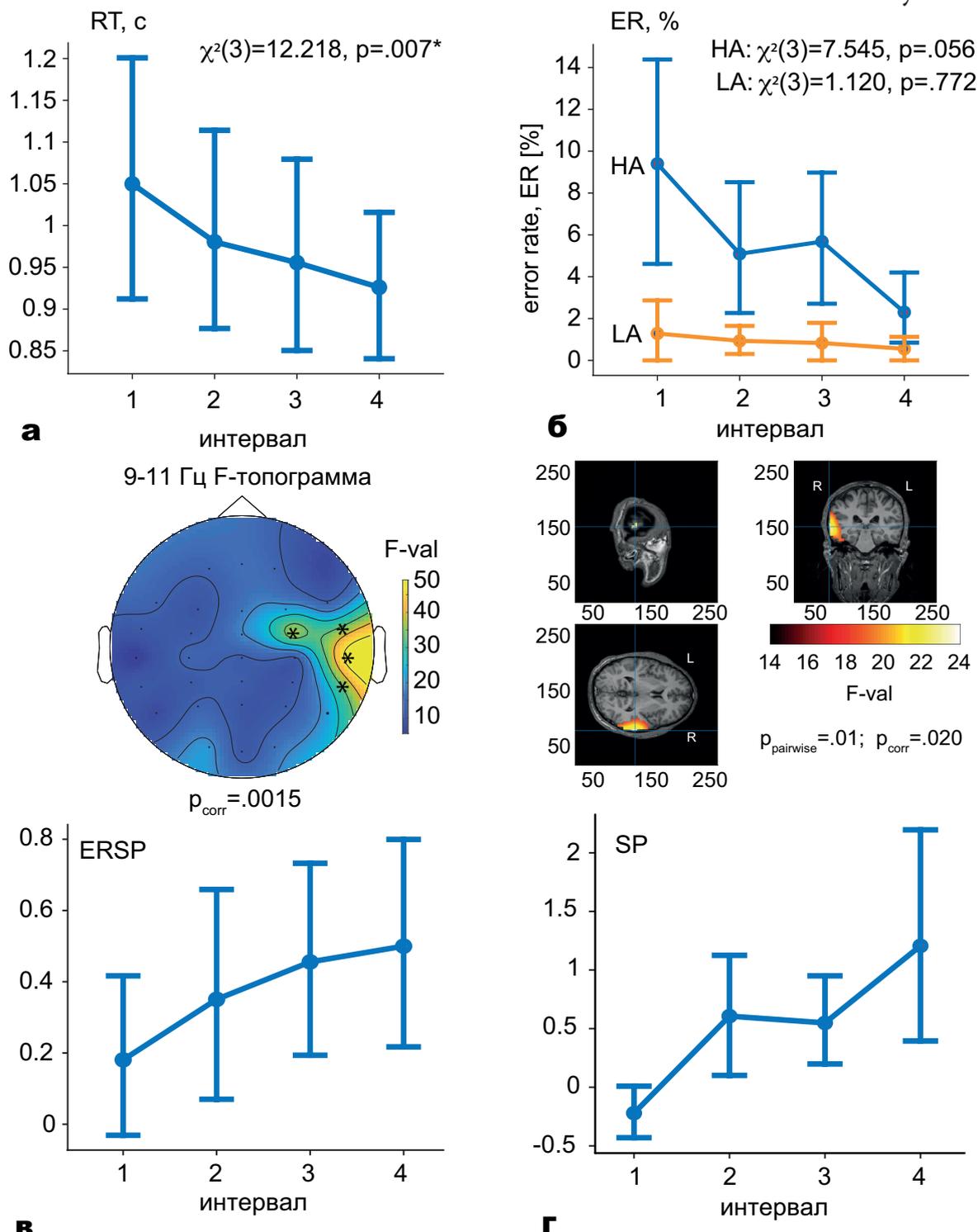


Рис.2.(а, б) Результаты анализа поведенческих данных: медиана RT (среднее по группе $\pm 95\%$ CI) на четырех интервалах длительностью 10 минут ($*p = 0.007$ по тесту Фрийдмана, без коррекции) и процент ER на стимулы HA и LA ($*p = 0.001$ по тесту Вилкоксона, без коррекции), соответственно. (в) Результаты анализа ЭЭГ на сенсорном уровне: (вверху) топограмма распределения F-статистики и кластер каналов ЭЭГ, демонстрирующий значимое изменение ERSP между четырьмя интервалами ($*p = 0.0015$ по F-тесту; кластерная коррекция множественных сравнений (англ. cluster-based correction for multiple comparisons)), и (внизу) изменение ERSP в этом кластере с течением времени от первого к четвертому интервалу. (г) Результаты анализа данных ЭЭГ в пространстве источников: (сверху) на графике источников показано F-значение, отражающее значимое изменение SP между четырьмя интервалами на предстимульном интервале (F-тест, коррекция на основе перестановок (англ. permutation-based correction)); (снизу) изменение SP кластера на четырех интервалах.

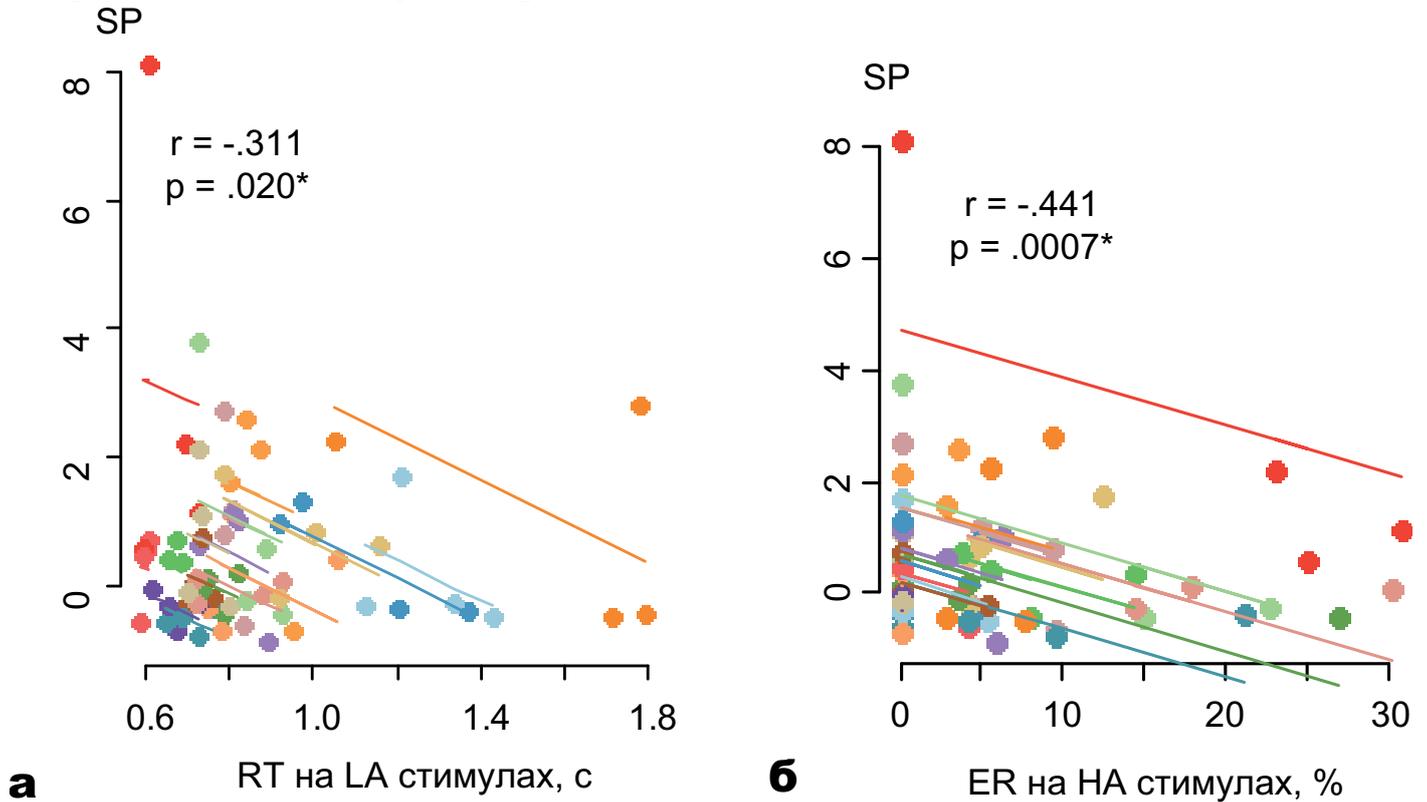


Рис. 3. Результаты корреляционного анализа: регрессионные графики иллюстрируют связь между SP и RT на стимулы LA (а); SP и ER на стимулы HA. (б) Цветные точки соответствуют данным каждого участника; линии имеют одинаковый наклон, оцененный для этих участников с помощью корреляционного анализа с повторными измерениями (англ. repeated measure correlations).

нейронных процессов, способствующих решению творческих задач.

Учитывая вышеописанные результаты, можно предложить возможное применение полученных результатов в пассивных ИМК для мониторинга состояния человека и прогнозирования скорости и ошибок принятия решений в визуальных многостабильных задачах принятия решений [44,45]. Некоторые пилотные исследования в этом направлении представлены в разделе IV, где обсуждаются результаты разработки ИМК на основе мультостабильного восприятия. В будущем можно ожидать появления нейроинтерфейсов, которые могли бы не только отслеживать состояние человека во время выполнения рутинной задачи, но и корректировать его, учитывая соответствующие биомаркеры мозговой активности ошибки интерпретации, обнаруженной при восприятии куба Неккера.

В. МЭГ эксперименты.

Наряду с ЭЭГ магнитоэнцефалография (МЭГ) широко используется для измерения

активности мозга в биомедицине и нейронауке [44, 66, 67]. Это безопасный неинвазивный метод визуализации мозга, позволяющий получать важную информацию об активности нейронов в живом человеческом мозге с высоким временным (около 1 мс) и пространственным (около 1-2 мм) разрешением. В то время как ЭЭГ отличается простотой, компактностью и дешевизной измерительного оборудования, она имеет относительно низкое (около 2 см) пространственное разрешение, в том числе и за счет эффекта распространения поля (англ. field spread). В то же время МЭГ, имея значительно более хорошее пространственное разрешение по сравнению с ЭЭГ, требует более сложной аппаратуры, экранированного от магнитных полей помещения и методов измерения из-за крайне низких магнитных полей, генерируемых нейронным ансамблем мозга.

Магнитное поле регистрируется с помощью магнитометра, известного как сверхпроводящий квантовый интерференционный прибор (SQUID) [68], размещаемого вблизи поверхности головы. SQUID может обнаруживать сверхслабые

магнитные поля, намного меньше одной миллиардной силы магнитного поля Земли. Массив SQUID устанавливается в плотно прилегающем шлеме и охлаждается жидким гелием. SQUID-массив используется в сочетании со сверхпроводящими приемными катушками, выполняющими роль антенн.

МЭГ-система Vectorview (Elekta AB, Стокгольм, Швеция), на которой были проведены представленные в этой главе эксперименты [69-72], содержит 306 датчиков, покрывающих всю поверхность головы. Эти датчики включают 102 магнитометра, измеряющих магнитное поле напрямую, и градиометры – 102 пары планарных магнитометров, расположенных на небольшом расстоянии друг от друга и измеряющих разность магнитных полей между двумя точками их расположения. Эта разница позволяет вычестить крупные и удаленные источники магнитного шума (например, магнитное поле Земли), оставаясь чувствительным к локальным источникам магнитных полей (например, излучаемых мозгом). Благодаря своему расположению магнитометры и градиометры дают достаточно полную информацию о направлении и амплитуде магнитных полей мозга. В экспериментах испытуемый сидит в комфортном кресле, голова помещена в плотно прилегающий шлем, в котором располагается SQUID-массив, как иллюстрирует рисунок 1(а, снизу).

Первые эксперименты с восприятием куба Неккера на основе МЭГ практически копировали ЭЭГ-исследования, описанные в предыдущем разделе. Структура экспериментальной сессии для каждого испытуемого была следующей. В течение примерно 20 мин предъявлялся набор кубов Неккера с различными яркостями α граней. В данном эксперименте мы использовали 15 кубов Неккера со случайно выбранными параметрами контраста из $\alpha \in \{0,1, 0,15, 0,3, 0,4, 0,47, 0,48, 0,49, 0,5, 0,51, 0,52, 0,53, 0,6, 0,7, 0,85, 0,9\}$. Каждый контраст предъявлялся 15 раз. МЭГ-данные, зарегистрированные в этом эксперименте, использовались для обучения системы искусственного интеллекта для классификации МЭГ-данных [53], соответствующих восприятию бистабильных зрительных стимулов с различной степенью неоднозначности (см. раздел III). Наряду с классификацией состояний мозга, связанных

с интерпретацией бистабильных изображений, в случае значительной неоднозначности ИНС может выявлять неопределенное состояние, когда наблюдатель сомневается в интерпретации изображения [53]. Таким образом, существует возможность использования МЭГ-данных и искусственного интеллекта для выявления бистабильной активности мозга, связанной с трудностями в процессе принятия решений.

В ряде работ [69-71] изучалось восприятие ритмически мерцающего мультистабильного куба Неккера с целью анализа соответствующих зрительных вызванных электрических потенциалов (англ. visual evoked potentials = VEP) или зрительных вызванных магнитных полей (англ. visual evoked fields = VEF) – электрических или магнитных нейронных ответов, регистрируемых с поверхности головы с помощью ЭЭГ или МЭГ. Эти ответы фиксируются при повторном предъявлении зрительного стимула. Если частота стимулов достаточно быстрая, чтобы вызванная нейронная активность не возвращалась в состояние базового состояния, то вызванный ответ является непрерывным и в случае регистрации МЭГ называется устойчивым зрительным вызванным полем (англ. steady-state visual evoked field = SSVEF).

В нашей работе [71] был проведен простой эксперимент по оценке шума мозга [73] по отклику МЭГ на ритмическую зрительную стимуляцию. В качестве визуального стимула использовалось изображение серого квадрата на черном фоне, формируемое с частотой кадров 60 Гц и проецируемое цифровым проектором обработки света на полупрозрачный экран в МЭГ-камеру. Яркость пикселей изображения куба Неккера модулировалась синусоидальным или прямоугольным сигналом с частотой $f_1 = 6,67$ Гц (60/9) или $f_2 = 8,57$ Гц (60/7). Эти частоты модуляции были выбраны в предварительных экспериментах с другими возможными частотами мерцания – целыми долями кадровой частоты 60 Гц (т. е. 60/2, 60/3, 60/4, 60/5, 60/6, ...) – как частоты, вызывающие наибольший ответ в мозге на тех же частотах и их вторых гармониках.

Другой, более сложный эксперимент был направлен на изучение произвольного и непроизвольного внимания, сфокусированного на различных интерпретациях неоднозначных изображений [70]. В этом эксперименте,

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

как показано на рисунке 4(а), зрительным стимулом служил куб Неккера с синусоидально модулированной интенсивностью пикселей на передней и задней гранях с частотами $f_1=6,67$ Гц (60/9) и $f_2=8,57$ Гц (60/7), соответственно. Эксперимент состоит из двух частей. В первой части испытуемых просили контролировать свое внимание, стараясь интерпретировать ориентацию куба как только левую или только правую. Соответственно, наблюдалось доминирование соответствующего спектрального компонента – 6,67 Гц или 8,57 Гц, и измерялась эффективность произвольного внимания. Во второй части испытуемых просили сфокусировать взгляд на красном маркере в центре изображения куба (см. рис.4 (а)), не прилагая усилий для его интерпретации. Чередуя доминирующих спектральных энергий на вторых гармониках частот стимуляции трактовалось как изменение ориентации куба. На основе результатов первого экспериментального этапа и использования вейвлет-анализа [74] для распознавания доминирующих спектральных компонент была разработана методика идентификации воспринимаемой в данный момент ориентации куба и расчета эффективности внимания [70]. Последняя, обозначаемая как μ , характеризует способность испытуемого ориентироваться на заданную ориентацию куба и является индивидуальной характеристикой для каждого человека. Подробности ее расчета на основании экспериментальных данных можно найти в работе [70] или монографии [18].

По результатам второго этапа эксперимента, когда испытуемые спонтанно переключали внимание на любую из ориентаций куба, нами было показано, что время наиболее вероятного модалного доминирования для левой ориентации куба $T_m^L = 2,275$ с значительно выше, чем для правой $T_m^R = 0,424$ с. Это свидетельствует о смещении восприятия двух ориентаций куба, т. е. испытуемый легче и чаще интерпретирует один и тот же стимул как левоориентированный, чем правоориентированный. Возможная причина предпочтения левой ориентации куба может заключаться в том, что в повседневной жизни мы чаще видим кубические конструкции, ориентированные влево, и поэтому перцептивная стабильность левой ориентации куба выше [75]. Такая форма внимания при перцептивной

селекции, не зависящая от глазных, пространственных или признаковых механизмов, а зависящая исключительно от репрезентативного объекта, которому он соответствует, называется объектным вниманием и, как было показано, определяет доминирование в бистабильном восприятии (модалное доминирование) [76]. Это подтверждается анализом локализации активности источников мозга с помощью расчета когерентности, связанной с событиями (англ. event-related coherence = ERC) [69]. ERC рассчитывалась по всем 15 004 источникам мозга на обеих частотах f_1 и f_2 , а затем усреднялась для получения окончательной карты локализации источника. На рисунке 4(б) показана локализованная активность мозга в зрительной коре одного из испытуемых. Хорошо видно более сильную активацию в правом полушарии, которое соответствует левому зрительному полю. Эти результаты согласуются с предпочтительностью ориентации на левый куб.

На рисунке 4(б) показано среднее время модалного доминирования

$$T_m = (T_m^L + T_m^R)/2$$

в зависимости от эффективности внимания μ . Видно, что более высокая эффективность внимания приводит к сокращению времени доминирования. Это согласуется с гипотезой о том, что при повышенном внимании для обработки информации и принятия решения требуется большая нейронная сеть, что, в свою очередь, увеличивает нейронный шум, поскольку задействовано большее количество синапсов и нейронов [73]. В то же время более сильный шум мозга приводит к более частому переключению между перцептивными состояниями [48] и, следовательно, к сокращению времени доминирования.

Для проверки этой гипотезы шум мозга оценивался по методике, основанной на фазовой синхронизации [71,77]. В отдельной серии экспериментов с мерцанием только одной грани куба измерялся эксцесс распределения вероятностей разности фаз между второй гармоникой мерцающего сигнала с частотой f_1 и реакцией мозга в зрительной коре в затылочной доле мозга. На рисунке 4(б) показано среднее время доминирования T_m в зависимости от шума мозга (в единицах обратного эксцесса).

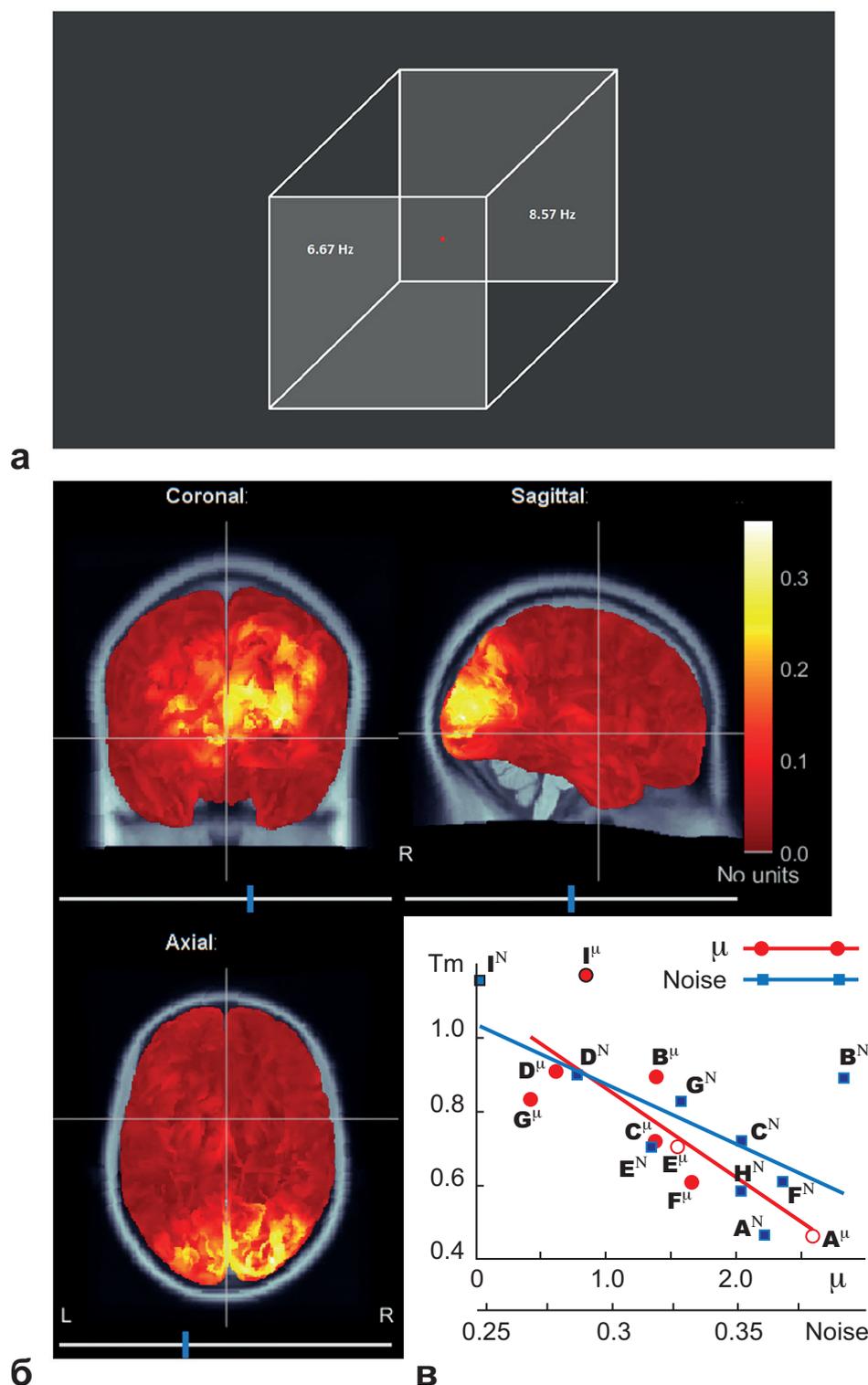


Рис. 4. (а) Куб Неккера с мерцающими левой и правой гранями с частотой 6.67 и 8.57 Гц соответственно. Испытуемых просили фиксировать взгляд на центральной красной точке. (б) Типичная карта локализации источников с использованием средней когерентности, связанной с событиями, которая рассчитывается и усредняется для обеих частот стимуляции для выявления источников мозга, активных во время спонтанного переключения между состояниями зрительного восприятия. Источники локализованы в зрительной коре правого полушария. (в) Связь времени доминирования T_m с производительностью внимания μ и шумом мозга. Красная линия с кружками соответствует экспериментальной зависимости T_m от μ и ее линейной аппроксимации ($\sigma^2 = 0.168$; F-statistics $p = 5.7$; $p = 0.048$). Синяя линия с квадратами соответствует экспериментальной зависимости T_m от интенсивности шума мозга и ее линейной аппроксимации ($\sigma^2 = 0.147$; F-statistics = 8.95; $p = 0.0242$).

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Эти две кривые не только имеют сходный нисходящий тренд, но и у испытуемых с более высоким уровнем произвольного внимания шум мозга также выше (индивидуальные данные испытуемых обозначены соответствующими одинаковыми буквами на рис. 4(б)). Тем не менее можно предположить, что испытуемый с более высоким (испытуемый А) или более низким произвольным вниманием (испытуемый I) в ходе последующего эксперимента по измерению шума мозга проявлял одинаковый уровень внимания. Как и ожидалось, эти значения антикоррелируют, что подтверждает нашу гипотезу о том, что более высокие показатели внимания связаны с более сильным шумом мозга, поскольку в обработке информации участвует более крупная нейронная сеть. Этот результат согласуется с теорией Биалек и Де Вессе [78], которые высказали предположение, что «мозг всегда находит статистически оптимальную интерпретацию поступающих сенсорных данных».

II. Реконфигурация функциональных сетей мозга при принятии решений в условиях неоднозначной сенсорной информации

Одновременно с рассмотренным ранее формированием преактивированной зоны в коре мозга при восприятии неоднозначных изображений наблюдаются реконфигурация функциональных сетей мозга и вовлечение дополнительных областей мозга в результате интеграции сенсорной обработки с другими когнитивными процессами, прежде всего с принятием решений [33]. Так, обработка зрительного стимула начинается с синхронизации нейронной активности между теменной и затылочной областями мозга. Процесс принятия решения – классификация куба Неккера – начинается позже и характеризуется активацией лобной и префронтальной коры с установлением между ними мощных функциональных связей [79].

Для описания этого процесса авторы работы Ref. [33] рассмотрели формирование функциональной связности при восприятии и интерпретации бистабильного куба Неккера. Для реконструкции функциональных связей рассчитывались изменения мощности ЭЭГ в β -диапазоне. Затем из полученных значений

с помощью рекуррентной меры условной зависимости [80] реконструировались функциональные связи. При этом учитывалось изменение интенсивности связей между областями мозга по сравнению с предстимульным периодом ЭЭГ, так что реконфигурация функциональной сети может быть описана отношением R между количеством увеличивающихся и уменьшающихся связей в полученной функциональной сети мозга.

Анализ структуры функциональных связей выявил ряд особенностей, связанных с принятием решений. Было обнаружено, что за 0.3с. до нажатия кнопки происходит усиление нейронных связей в β -диапазоне, что описывается увеличением доли функциональных связей R , которые возрастают в процессе восприятия зрительного стимула (рис. 5 (а)). Детальный анализ структуры сети был проведен путем вычисления степеней узлов по исходящим связям k_i^{out} . Было показано, что на временном интервале, предшествующем принятию решения, наблюдается увеличение значения k_i^{out} с течением времени (рис. 5(б)), причем наибольшее значение степеней узлов достигается в лобной коре. Анализ структуры функциональных связей показал, что увеличение значения k_i^{out} связано как с увеличением плотности связей внутри лобной коры, так и с большим количеством исходящих связей, направленных в сторону затылочной области (рис. 5(б)) в момент времени t_3). Это означает, что высокоуровневые процессы, связанные с обработкой сенсорной информации, ее интерпретацией и последующим принятием решений, реализуются через активацию фронтопариетальной функциональной сети мозга. Ведущая роль в этой сформированной функциональной сети, определяющей перцептивное принятие решения, отводится лобным областям.

Вместе с тем, как мы обсуждали в разделе IA, большую роль в обработке мультистабильной сенсорной информации и принятии соответствующих перцептивных решений играют также другие частотные диапазоны биоэлектрической активности мозга. В работе [26] нами был проведен анализ согласованной динамики функциональных сетей мозга в различных частотных диапазонах

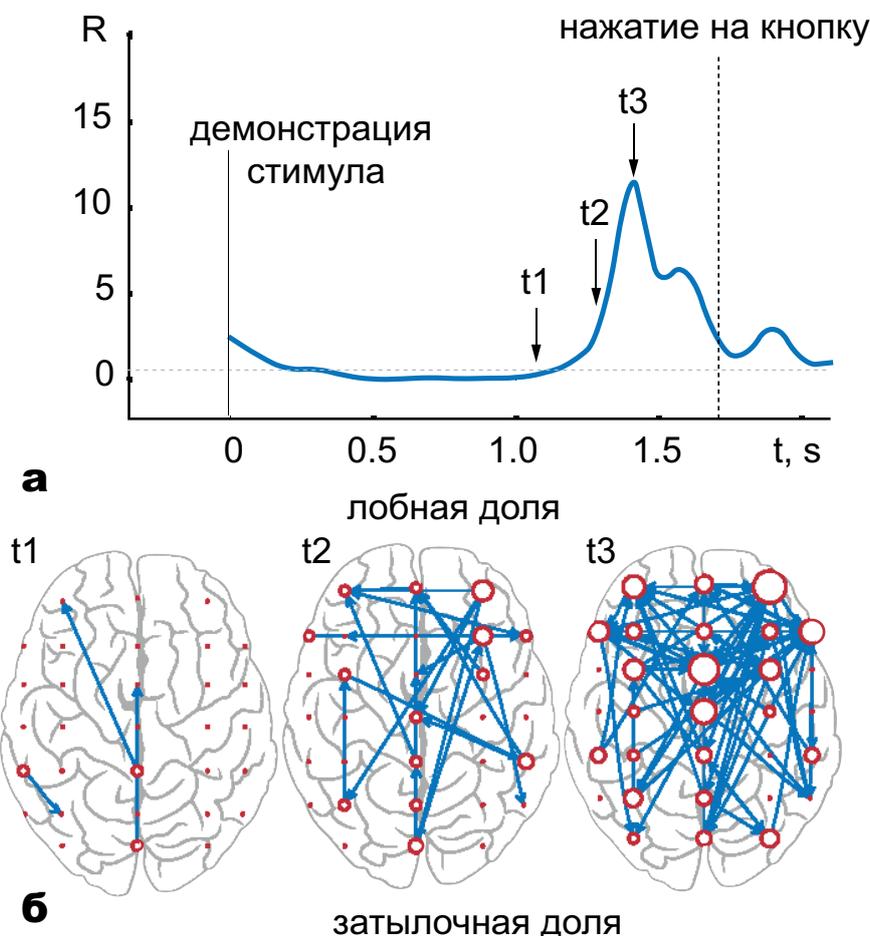


Рис.5.(а) Доля функциональных связей R , которые увеличиваются при восприятии зрительного стимула. Вертикальная пунктирная линия соответствует времени реакции испытуемого (нажатие кнопки); (б) Структура функциональной сети мозга в характерные моменты времени $t_{1,2,3}$ реконфигурации функциональной сети. Показаны только статистически значимые связи. Размер узла сети характеризует его степень k_i^{out} по исходящим связям.

с использованием подхода на основе многослойных сетей, который в последнее время привлекает особое внимание в нейронауке как перспективная модель для описания динамики мозга путем согласования его активности в различных частотных диапазонах или модальностях сигналов. Особое внимание в этом исследовании было уделено реконфигурации функциональной сети при обработке мозгом неоднозначной сенсорной информации в течение продолжительного эксперимента, то есть нас интересовал вопрос выявления адаптивных механизмов мозга в течение решения длительной рутинной задачи.

Как и в предыдущем рассмотрении, используя рекуррентный анализ, были восстановлены матрицы смежности, которые представляли собой взвешенные трехслойные мультиплексные графы мозга, описывающие как внутрочастотные,

так и кросс-частотные взаимодействия между областями мозга в интересующих нас частотных диапазонах: θ (4-8 Гц), α (8-12 Гц) и β (15-30 Гц). Отметим, что под кросс-частотной связью в терминах рекуррентности следует понимать увеличение вероятности возвращения траектории более высокочастотного (быстрого) колебания в предыдущие состояния при модуляции медленной электрической активности.

Статистика, основанная на сетях (англ. network-based statistics = NBS), выявила положительный кластер престоимой многослойной функциональной сети, то есть многослойный подграф, ребра которого демонстрировали значительное увеличение связи от начала к концу длительного задания, связанного с классификацией неоднозначных стимулов. Соответствующая матрица смежности и структура сети показаны на рисунках 6(а) и (б).

Во-первых, рекуррентный подход выявил

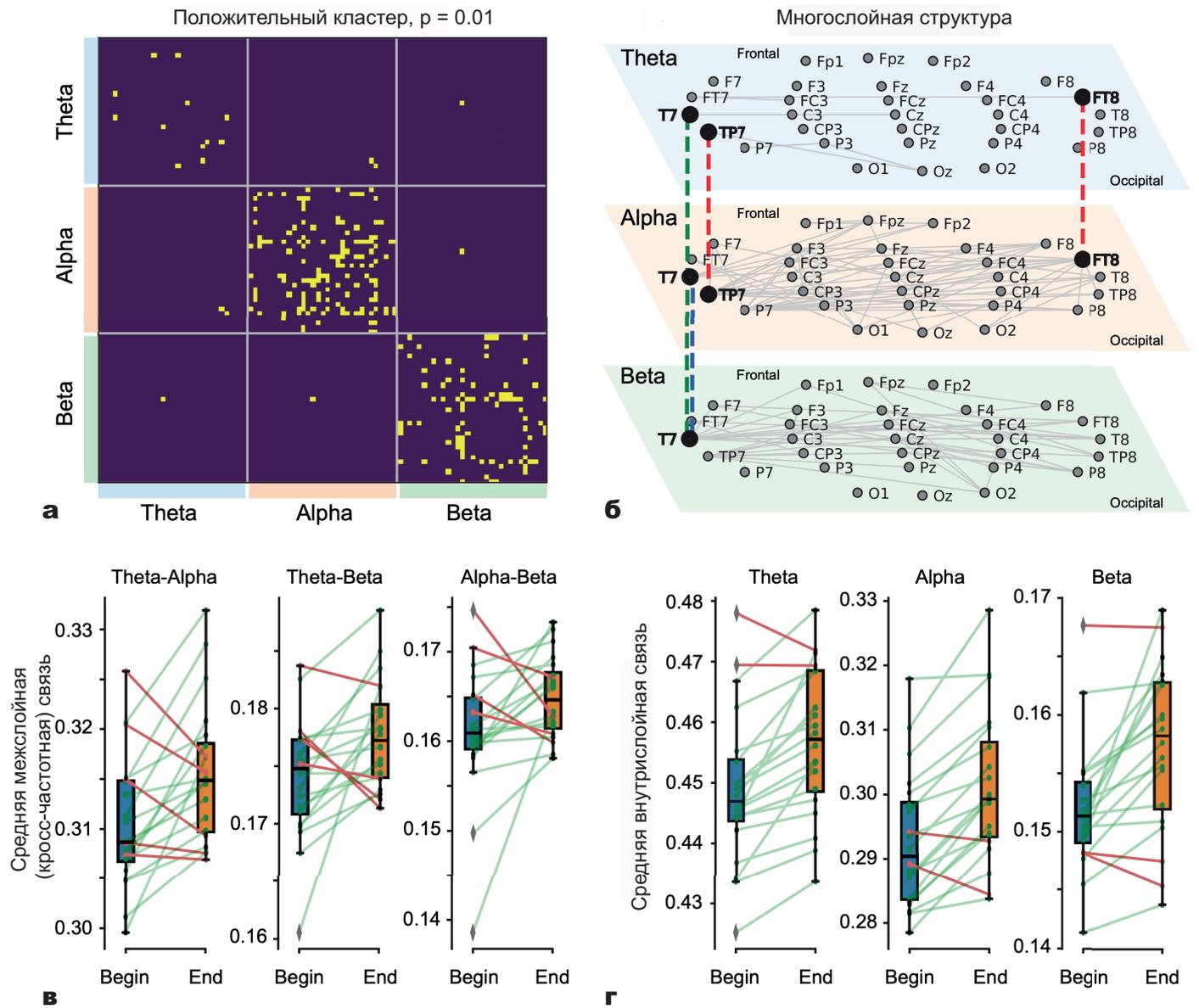


Рис. 6. Анализ многослойного графа функциональной сети мозга. (а) Матрица смежности, представляющая функциональные связи, демонстрирующие положительные значимые изменения индекса синхронизации, определенного на основе рекуррентного метода, между концом и началом эксперимента ($p = 0.01$ по NBS). (б) Структура многослойной функциональной сети. Здесь тонкими серыми линиями показаны внутрислойные связи, а пунктирными цветными линиями выделены межслойные связи: $\theta \longleftrightarrow \beta$ (зеленый), $\theta \longleftrightarrow \alpha$ (красный) и $\alpha \longleftrightarrow \beta$ (синий). Сравнение средних весов межслойных (в) и внутрислойных (г) связей между испытуемыми с помощью метода ANOVA с повторными измерениями (англ. repeated measures ANOVA) с учетом факторов начало/конец эксперимента и частотный диапазон. Хорошо видна значительная разница между началом и концом эксперимента с $p < 0.001$. Показаны также все индивидуальные данные испытуемых: прозрачными зелеными линиями отмечены испытуемые, демонстрирующие эффект, а жирными красными линиями – те, кто его не демонстрирует.

несколько усиливающихся межслойных связей, поддерживающих локальную кросс-частотную связь в отдаленных областях мозга – лобно-височной и височно-теменной. В частности, усиление $\theta \longleftrightarrow \alpha$ связи было обнаружено в лобно-теменном FT8 и височно-

теменном TP7 отведениях, а $\theta \longleftrightarrow \beta$ связь наблюдалась в височном датчике T7, который также продемонстрировал рост $\alpha \longleftrightarrow \beta$ связи. Взаимодействие между слоями через локальные кросс-частотные взаимодействия характеризуется различными значениями

средней межслойной связи (рис. 6(в)). Наиболее сильное взаимодействие было обнаружено между θ - и α -слоями, в то время как средние значения $\theta \longleftrightarrow \beta$ и $\alpha \longleftrightarrow \beta$ связей были значительно ниже.

Во-вторых, мы обнаружили, что средняя сила связи внутрислойной функциональной связности варьирует от слоя к слою (рис. 6(г)), что свидетельствует о том, что более сильная синхронизация низкочастотных колебаний вносит больший вклад в крупномасштабную коммуникацию между удаленными областями мозга, чем высокочастотная активность.

Наконец, был проведен анализ корреляции между временем реакции RT и весами ребер многослойного графа. С этой целью был использован расчет корреляции повторных мер (англ. repeated measure correlation) для изучения взаимосвязи между двумя рассматриваемыми переменными, контролируя при этом дисперсию между участниками эксперимента [81]. Было показано, что RT отрицательно коррелирует со средними внутрислойными весами всех слоев мультислойного графа, при этом самая высокая корреляция наблюдается в θ -слое. Что касается межслойной связи, то только веса кросс-частотной $\theta \longleftrightarrow \beta$ связи отрицательно коррелируют с временем реакции RT.

Таким образом, анализ многослойной функциональной сети, которая учитывает кросс-частотные связи, показал, что веса ребер графа увеличиваются в ходе эксперимента и отрицательно коррелируют с временем реакции. Также показано, что, в то время как высокочастотная активность развивается в направлении синхронизации удаленных локальных областей, низкочастотная связность имеет тенденцию к формированию крупномасштабной сети. Высокочастотная активность приводит к синхронизации удаленных локальных областей, а низкочастотная – к установлению крупномасштабной связи между ними.

Анализируя эволюцию реконфигурации престаимульных функциональных связей всей головы во время выполнения длительной когнитивной задачи с точки зрения многослойного графа, в котором учтены кросс-частотные взаимодействия, мы пришли к выводу, что сокращение времени реакции во время выполнения задачи классификации

визуальных стимулов сопровождается усилением престаимульных функциональных взаимодействий. Мы также обнаружили, что усиление престаимульного $\theta \longleftrightarrow \beta$ взаимодействия в левой височной области положительно коррелирует со временем реакции. Мы предполагаем, что сильная престаимульная $\theta \longleftrightarrow \beta$ связь в областях обработки высокого уровня свидетельствует об увеличении зависимости текущей интерпретации стимула от эндогенных процессов, таких как рабочая память и предыдущий опыт, то есть включает в себя активацию нисходящих механизмов обработки информации.

III. Методы искусственного интеллекта для диагностики состояний головного мозга при обработке неоднозначной сенсорной информации

При достаточно длительном наблюдении за неоднозначным объектом испытуемый демонстрирует индивидуальные особенности переключений между различными восприятиями, например ваза Рубина попеременно воспринимается как две грани и ваза; куб Неккера может быть интерпретирован как левосторонний или правосторонний куб. Согласно существующей гипотезе, переключения в восприятии обусловлены как адаптационными механизмами, так и стохастическими процессами в нейронной сети мозга, связанными со спонтанной нейронной активностью, случайной генерацией мембранных потенциалов и случайными синаптическими связями [82-85]. Адаптация и случайная фоновая нейронная активность играют решающую роль в интерпретации неоднозначных образов и других задачах перцептивного принятия решений, особенно в случае стимулов, близких к порогу восприятия. В последнем случае большую роль начинает играть эффект когерентного резонанса в нейронной сети мозга [86]. Базируясь на адаптации и учете влияния шума, восприятие неоднозначных объектов было описано математически с помощью ряда стохастических моделей [48, 75, 85, 87]. Очевидно, что описание и классификация состояний мозга в процессе принятия решений открывают широкие перспективы для более глубокого понимания механизмов, ответственных за зрительно-пространственное восприятие в мозге человека, а

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

также возможности управления восприятием.

В контексте бистабильного восприятия анализ ЭЭГ/МЭГ данных позволяет выявить специфические особенности перцептивного процесса. В частности, Корнмайер и др.[88] обнаружили два типа ЭЭГ-признаков: связанные со стимулом (низкоуровневые) и связанные с восприятием (высокоуровневые) при восприятии куба Неккера. Признаки, ассоциирующиеся с переверотом куба Неккера, были обнаружены в γ - и δ -частотных диапазонах. Таким образом, различные состояния мозга проявляются в виде специфических осцилляторных паттернов в сигналах ЭЭГ, характеризующихся определенной временно-частотной структурой. Это дает нам возможность выявлять и классифицировать состояния мозга путем обработки пространственно-временных данных биоэлектрической активности мозга [89].

В нашей работе [90] для классификации различных состояний мозга человека, связанных с визуальным восприятием неоднозначных изображений, мы использовали искусственную нейронную сеть (ИНС) для анализа многоканальной ЭЭГ. Классификатор, использующий все 19 каналов ЭЭГ и построенный на основе многослойного перцептрона, достигал средней точности по группе 12 испытуемых $82.6 \pm 10.7\%$ при классификации паттернов ЭЭГ, соответствующих двум различным интерпретациям куба Неккера. Обучение классификатора осуществлялось индивидуально для каждого испытуемого. При этом точность распознавания для каждого испытуемого варьировалась от 68% до 98% для разных испытуемых.

Важной особенностью нашего классификатора является то, что, обученный на одном испытуемом, он может быть использован для классификации ЭЭГ-сигналов других испытуемых. В этом случае при использовании для обучения данных от одного «оптимального» испытуемого удалось повысить среднюю точность до $94.8 \pm 4.3\%$. Этот результат позволяет предположить наличие общих черт в структуре ЭЭГ, связанных с различными интерпретациями бистабильных объектов.

В работе [91] была проведена процедура анализа наиболее значимых признаков, основываясь на знаниях о нейрофизиологических процессах,

лежащих в основе перцептивного принятия решений. Было показано, что особенности ЭЭГ, лежащие в основе различных интерпретаций неоднозначных стимулов, определяются сетевыми свойствами формируемых функциональных сетей мозга. Поэтому, в результате анализа функциональных нейронных взаимодействий, была определена область мозга, в которой архитектура нейронной сети имеет различия для разных классов классифицируемых изображений. Эта область мозга ассоциирована с первичной зрительной корой, которой соответствуют ЭЭГ отведения O1 и O2. Выявленная локализация признаков, связанных с восприятием, позволила достичь точности около 95% при уменьшении числа каналов с 19 до 2. На основании этого исследования был сделан вывод, что так как когнитивная деятельность поддерживается распределенной функциональной сетью мозга, то ее топологические свойства необходимо учитывать при выборе оптимальных признаков для классификации состояний мозга по ЭЭГ/МЭГ данным.

Суммируя вышесказанное, подход на основе глубокого обучения к анализу электрофизиологических данных нейровизуализации можно описать следующим образом. На вход нейронной сети поступает набор ЭЭГ/МЭГ сигналов, который преобразуется в дискретный выходной сигнал, соответствующий идентифицируемому классам. Обученная на некотором известном наборе данных и узнавшая особенности входных данных, связанных с определенным состоянием мозга, нейронная сеть становится способной выделять подобные состояния из большого количества неизвестных входных данных. В этом заключается преимущество нейронных сетей при обнаружении высоковоспроизводимых событий в мозге человека, например двигательной активности, эпилептических припадков и т. д.

С другой стороны, применение глубокого обучения в случаях, когда мозг не может выбрать какое-либо стабильное долговременное состояние и демонстрирует многократные резкие переключения между различными состояниями, является гораздо более сложной задачей. Такая ситуация характерна для процессов принятия решений, когда человеку не хватает информации и, как следствие, он сомневается, колеблется в

принятом решении [92].

В этом случае возникают два интересных вопроса: (1) Как искусственная нейронная сеть, обученная определять состояния мозга, связанные с твердо принятыми решениями, обнаруживает состояние сомнений при принятии такого же решения? (2) Как можно применить нейронную сеть для обнаружения сомнений человека при принятии решений по ЭЭГ/МЭГ сигналам? Ответы на эти вопросы важны для понимания фундаментальных аспектов когнитивной деятельности мозга и практического использования инструментов искусственного интеллекта и глубокого обучения, направленных на разработку ИМК, для улучшения качества работы человека при принятии решений.

Рассмотрим, следуя работе [72], МЭГ-данные, регистрируемые при восприятии неоднозначных зрительных стимулов (куб Неккера). Напомним, что уровень неопределенности в интерпретации кубов Неккера значительно возрастает при $\alpha \approx 0.5$ из-за сильной неоднозначности изображения. Мы предполагаем, что искусственная нейронная сеть, обученная определять состояния мозга, связанные с левосторонней и правосторонней интерпретацией визуального стимула, способна описать процесс принятия перцептивного решения и определить степень неопределенности. Это позволит выявлять сомнения в процессе принятия решения.

Для решения данной задачи мы обучали ИНС классифицировать лево- и правоориентированное восприятие куба Неккера на МЭГ данных испытуемых, наблюдавших кубы с низким уровнем неопределенности $\alpha < 0.35$ и $\alpha > 0.65$. Обозначим через $y_n^\alpha(t)$ ответ нейронной сети в течение наблюдения куба Неккера с параметром неопределенности α , при этом целевое значение выхода сети «0» соответствовало левоориентированному и «1» – правоориентированному кубу.

Временные ряды на рисунке 7(а, в, д) показывают типичные ответы ИНС $y(t)$ на отдельные МЭГ-испытания при предъявлении куба с различной неоднозначностью. На рисунке 7(а, в) видно, что в случае легко интерпретируемых изображений, ориентированных влево или вправо, кривая отклика ИНС после короткого переходного процесса сходится к устойчивому

состоянию «0» или «1», соответственно. Такое поведение отклика ИНС свидетельствует об уверенности в принятии решения, поскольку нейронная сеть справляется с идентификацией устойчивых состояний мозга, связанных с интерпретацией лево- или правоориентированных кубов. Напротив, наблюдение неоднозначного изображения с $\alpha \approx 0.5$ характеризуется постоянными переключениями между значениями «0» и «1» (рис. 7(д)). Последнее мы интерпретируем как неопределенность нейронной сети, которая является следствием сомнений в принятии решений человеком.

Мы можем охарактеризовать процесс классификации ИНС для каждого испытуемого, наблюдающего изображение куба с параметром α , как усредненный по N экспериментальным предъявлениям данного куба, ответ сети $\langle y^\alpha \rangle$ и соответствующее стандартное отклонение $\sigma^\alpha(t)$:

$$\langle y^\alpha \rangle(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n^\alpha(t),$$

$$\sigma^\alpha(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n^\alpha(t) - \langle y^\alpha \rangle(t))^2}.$$

Стандартное отклонение ответов ИНС показано на рисунке 7(б, г, е). Если в первом случае стандартное отклонение распределено в широком диапазоне от 0 до 0.5, то во втором случае стандартное отклонение локализовано в узком диапазоне выше порогового значения σ_{tr} до 0.5, что свидетельствует о неопределенности принятия решения. Как следствие, мы можем предложить стандартное отклонение σ в качестве меры сомнений при принятии решений.

Мы предполагаем, что процесс интерпретации идентичных изображений должен протекать примерно одинаково. Тогда МЭГ-сигналы, соответствующие определенным решениям об интерпретации наблюдаемого изображения, должны характеризоваться малым разбросом отклика искусственной нейронной сети в разных экспериментах. Напротив, большой разброс

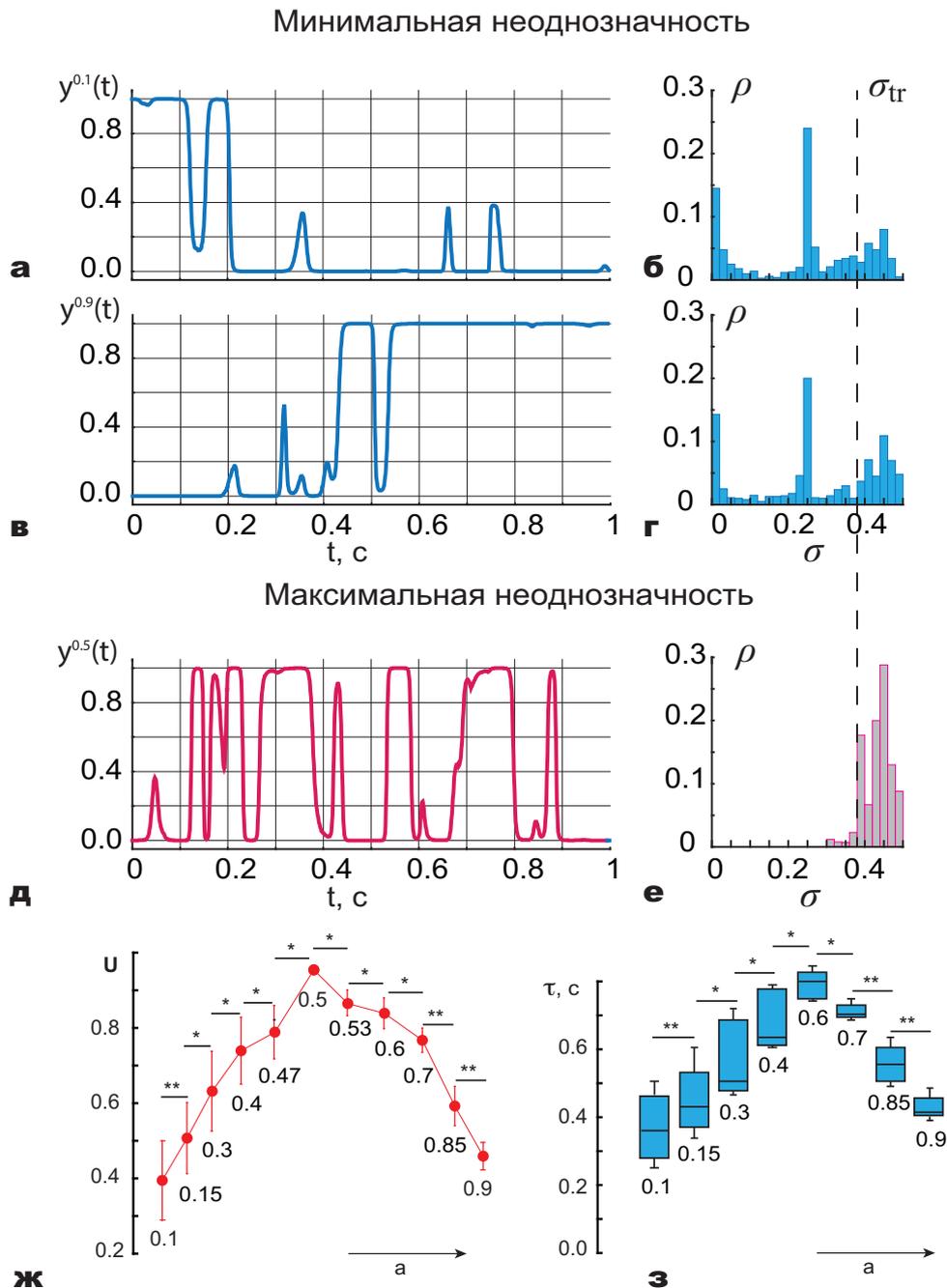


Рис. 7. (а,в,д) Динамика ответов нейронной сети $y_{\alpha}(t)$ и (б, г, е) распределение вероятностей стандартного отклонения $\rho(\sigma)$. На панелях (а, б) и (в, г) показаны ответы нейронной сети на интерпретацию близких к однозначным лево- и правоориентированных кубов Неккера с $\alpha=0.1$ и 0.9 , соответственно. Панели (д, е) иллюстрируют ответ нейронной сети на интерпретацию полностью неоднозначного куба с $\alpha=0.5$. Вертикальной пунктирной линией обозначен порог стандартного отклонения σ_{tr} . (ж, з) Мера сомнений $U(\alpha)$ (2) и временные задержки $\tau(\alpha)$ принятия решений для различных параметров α . Звездочки «*» и «**» указывают на статистическую значимость $p < 0.05$ и $p < 0.001$, соответственно. Значения ρ рассчитывались с помощью парного t-теста.

мгновенных откликов нейронной сети в разных экспериментах должен быть присущ сигналам, соответствующим высокой степени сомнений при принятии решений. Таким образом, можно ввести пороговое значение σ_{tr} , при превышении

которого можно судить о том, что мозг не уверен в принятии решения в момент времени t_i рассматриваемого временного интервала.

Чтобы определить порог σ_{tr} и выделить состояние сомнений в принятии решений,

рассчитаем стандартное отклонение выхода ИНС при наблюдении неоднозначного куба Неккера с $\alpha=0.5$. Наблюдение этого изображения не может дать определенного решения об ориентации куба, поскольку все грани имеют одинаковый контраст. Действительно, типичный ответ нейронной сети, соответствующий восприятию этого изображения, характеризуется множественными нерегулярными переключениями между «0» и «1» (см. рис. 7(в)). Стандартное отклонение, рассчитанное по уравнению (1), и его распределение $\rho(\sigma)$ имеют значения $\sigma^{0.5} \geq 0.3$. Исходя из этого, определим пороговое значение σ_{tr} как 5%-ный перцентиль распределения $\sigma^{0.5}$. Значения $\sigma^l(t)$ с $\alpha \neq 0,5$ сравниваются с пороговым значением σ_{tr} . Если $\sigma^a(t) < \sigma_{tr}$ то мы утверждаем, что испытуемый обычно уверен в интерпретации куба, тогда как $\sigma^a(t) \geq \sigma_{tr}$ указывает на состояние неопределенности в принятии решения. На основании этого мы можем ввести меру сомнений $U(\alpha)$, характеризующую индивидуальный уровень неопределенности принятия решения при наблюдении бистабильного изображения с параметром α :

$$U(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Theta(\sigma^a(t_i) - \sigma_{tr}),$$

где N – число наборов МЭГ данных, соответствующих наблюдению и интерпретации куба Неккера с параметром α , $\Theta(\bullet)$ – функция Хевисайда.

На рисунке 7 показаны меры сомнений $U(\alpha)$ и временной лаг $\tau(\alpha)$ в принятии решения, который соответствует времени переходного процесса временного отклика ИНС к целевым значениям «0» или «1». Данные усреднялись по группе участников. Из рисунка 7(ж) видно, что $U(\alpha)$ растет по мере увеличения неоднозначности и имеет хорошо выраженный пик при $\alpha=0,5$ (наибольшая неоднозначность). Рисунок 7(з) также демонстрирует явную тенденцию к увеличению времени τ , необходимого мозгу для восприятия и интерпретации демонстрируемого изображения. Следует отметить, что обе зависимости $U(\alpha)$ и $\tau(\alpha)$ асимметричны относительно $\alpha=0,5$, что свидетельствует о меньшей неопределенности в принятии решения при восприятии левоориентированных изображений куба Неккера, что мы уже отмечали

выше.

Выявленные с помощью средств искусственного интеллекта особенности процесса принятия решения, а именно длительность восприятия образа τ и мера неопределенности U , помогли нам отличить четкую интерпретацию зрительных стимулов от состояния неопределенности, причем без анализа прямых ответов испытуемого, а исключительно по его мозговой активности. Изучая механизмы принятия перцептивных решений, Хикерен и др. [1] отмечали, что «во время дождя сенсорный вход более шумный, и поэтому приходится дольше смотреть, чтобы собрать больше сенсорных данных для принятия решения о человеке на свету и соответствующей поведенческой реакции». Используя описанный подход, можно оценить, сколько времени займет процесс принятия решения в условиях недостаточности сенсорных данных. Наконец, следует отметить, что представленные меры способны указать на разницу в интерпретации лево- и правоориентированных представлений куба Неккера и что последнее вызывает более высокий уровень сомнений при принятии решений, что уже ранее отмечалось в [93-95].

Вышебыли рассмотрены вопросы диагностики состояний головного мозга, соответствующие принятию того или иного перцептивного решения. Однако можно поставить вопрос по-другому. В работе [96] был проведен эксперимент с 30 испытуемыми, в котором испытуемых просили точно идентифицировать кубы как лево- или правоориентированные, и для каждого участника рассчитывался процент ошибок ER как процент ошибочных ответов. Правильность каждого ответа оценивалась путем сравнения фактической ориентации стимула на основании контрастности граней куба Неккера с ответом испытуемого. Показатель ER варьировался от 0.54% до 83% в группе участников ($M = 13\%$, $SD = 14\%$). Из рассмотрения были исключены четыре участника, у которых ER был ниже 2.1% (5 перцентиль) и выше 28.6% (95 перцентиль).

На основании этих данных ИНС была обучена различать правильные и ошибочные ответы в задаче принятия перцептивных решений, используя 32 канала ЭЭГ. Входные данные ИНС были представлены в виде двумерной матрицы, где вертикальное измерение (y -координата) отражало

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

количество каналов ЭЭГ, а горизонтальное (x -координата) – количество временных выборок. Мы сосредоточились на выделении реакций до их поведенческого проявления, поэтому использовали сегменты ЭЭГ, предшествующие поведенческой реакции.

Таким образом, исходные данные для обучения ИНС включали в себя набор матриц размером ($m \times n$), где каждая матрица соответствует одному предъявлению стимула. Матрицы содержали значения амплитуды ЭЭГ по каждому из $m=32$ каналов в интервале 1.5 с ($n=375$ отсчетов при частоте дискретизации АЦП электроэнцефалографа 250 Гц), включая $\tau_1=1$ с предстимульный и $\tau_2 = 0.5$ с постстимульный временные сегменты. Отметим, что поведенческие реакции наблюдали в среднем через 1 с после предъявления стимула. Эта матрица служила входом для процедуры свертки. Мы предположили, что предстимульный сегмент содержит информацию о состоянии участника, включая его усталость и внимание. Эти процессы влияют на активность нейронов независимо от задачи, но могут тем не менее оказывать сильное влияние на точность принятия перцептивного решения. В соответствии с данными работы [54] было предположено, что нейронная активность в постстимульном сегменте отражала сенсорную обработку. В рамках одной из гипотез возможно предположить, что сенсорная обработка преобладает в течение короткого времени после предъявления стимула, в то время как принятие решения длится в течение длительного времени и доминирует по длительности над поведенческой реакцией. В то же время существует мнение, что принятие перцептивных решений – это итеративный процесс, поэтому даже на ранних стадиях мозг сопоставляет сенсорные данные с внутренними шаблонами для принятия решения. Таким образом, нейронная активность в постстимульном сегменте может также влиять на точность принятия решения. Возникает вопрос:

возможно ли классифицировать правильные и ошибочные ответы, используя данные ЭЭГ на престаимульном τ_1 и постстимульном τ_2 сегментах.

Для работы с двумерными входными данными ИНС включала сверточную процедуру, преобразующую вышеописанную двумерную матрицу ($m \times n$) в одномерный вектор признаков. Были введены три типа свертки, включая одномерные свертки по осям x и y и двумерную свертку по обеим осям.

1. 1D-свертка (ось y) – свертка выполняется только по каналам ЭЭГ (направление y) при фиксированном времени (направление x). В данном случае мы усредняли амплитуду ЭЭГ по всем каналам в каждый момент времени. В результате ($m \times n$)-матрица была сведена к m -мерному вектору признаков, где m отражает длину временного интервала (τ_1, τ_2 или $\tau_1 + \tau_2$);

2. 1D-свертка (ось x) – свертка выполняется только по временному измерению (направление x), в то время как каналы фиксированы. В данном случае сигнал ЭЭГ был усреднен по времени для всех каналов.

В результате ($m \times n$) матрица входных данных была сведена к m -мерному вектору признаков, где $m = 32$ отражало количество каналов ЭЭГ;

3. 2D-свертка (оси x и y) – свертка «скользит» как по каналам, так и по времени. Сначала усреднение амплитуды ЭЭГ по всем каналам приводит к получению m -мерного вектора признаков, где m – длина интервала. Определив длину полученного вектора признаков k , мы сегментировали временной интервал на k равных частей. Наконец, усреднение амплитуды ЭЭГ в каждом сегменте формирует k -мерный вектор признаков.

Таблица 1 показывает величину F_1 оценки точности классификации ошибочных ответов в зависимости от типа свертки и сегмента ЭЭГ. Обобщив ее результаты, можно сделать вывод, что ИНС дает точность около 85-90%. Манипуляции с входными данными, включая длину сегмента

Таблица 1. F_1 -оценки точности классификации ошибочных ответов в зависимости от типа свертки и сегмента ЭЭГ

Тип свертки	сегмент τ_1	сегмент τ_2	сегмент $\tau_1 + \tau_2$
1D (направление x)	88%±0.2%SD	87.9%±0.2%SD	87.9%±0.2%SD
1D (направление y)	87.9%±0.05%SD	87.8%±0.1%SD	87.8%±0.1%SD
2D (направление x и y)	87.9%±0.2%SD	87.9%±0.1%SD	88.1%±0.3%SD

ЭЭГ и тип свертки, приводят к незначительным вариациям точности. Эти результаты подтверждают, что ИНС может предсказывать ошибки восприятия по сигналам ЭЭГ. Отметим, что из-за небольшого количества перцептивных ошибок имел место дисбаланс классов. Мы решали проблему дисбаланса класса, уменьшая выборку правильных ответов. Важным является факт, что недостаточная выборка снижает качество классификации. Отсюда следует вывод, что редкий характер ошибок может быть их отличительной особенностью, необходимой для классификации.

IV. Интерфейсы мозг-компьютер для диагностики состояния оператора при обработке больших объемов сенсорной информации

А. Нейроинтерфейсы для мониторинга и контроля внимания

Активное внимание (или бдительность) человека – это состояние повышенного внимания, характеризующееся высокой сенсорной чувствительностью, готовность к встрече с опасностью или чрезвычайной ситуацией, быстрота восприятия и действия. Противоположностью активному вниманию является сонливость – состояние сильного желания спать. Такое состояние может быть опасно при выполнении задач, требующих постоянного внимания, например при управлении автомобилем, пилотировании самолета, наблюдении за воздушным движением и т. д., и поэтому очень важно уметь эффективно контролировать состояния внимания и сонливости в определенных типах профессий и типах деятельности [97-99].

Уже более 50 лет известно, что в задачах, требующих устойчивого внимания, люди не могут поддерживать активное внимание на определенном постоянном уровне [100]. Известно также, что изменения степени концентрации внимания находят отражение в особенностях сигналов активности мозга. В настоящее время предложен ряд подходов для мониторинга и управления различными видами внимания в реальном времени, основанных на выбранных особенностях электрической активности мозга с помощью ЭЭГ [101-106] и гемодинамического ответа мозга с помощью функциональной

спектроскопии в ближней инфракрасной области [107-110]. Первая попытка обнаружить характеристики мозга в состоянии активного внимания в режиме реального времени была предпринята в 1994 году исследователями из Naval Health Research Center (США), которые продемонстрировали систему мониторинга бдительности человека, основанную на оперативном определении спектральных свойств ЭЭГ с помощью простого перцептрона [101]. Такой нейроинтерфейс позволяет восстановить или улучшить производительность человека при решении различных задач, включая принятие перцептивных решений на основе получаемой

визуальной информации. Данная задача требует обмена информацией между мозгом и компьютером. Информация, поступающая от мозга к компьютеру, позволяет непрерывно отслеживать состояние мозга и генерировать управляющие команды. Информация, возвращаемая оператору, используется либо непосредственно им самим для самоконтроля мозговой активности, либо компьютером для непосредственного воздействия на мозг, например с помощью транскраниальной магнитной стимуляции. Такой обмен информацией между мозгом и компьютером известен как биологическая обратная связь. Биологическая обратная связь является ключевым компонентом различных ИМК, позволяя контролировать психофизиологические состояния, особенно связанные с высшими психическими функциями.

Активное внимание человека может быть оценено в реальном времени в процессе продолжительного выполнения рутинных когнитивных задач. В контексте темы обзора эффективным способом оценки состояния внимания является использование визуальных стимулов и анализ реакции нейронной сети мозга на стимул в зонах мозга, связанных с вниманием. В работе [106] мы предложили экспериментальную парадигму для мониторинга внимания человека в реальном времени при выполнении длительной задачи по классификации зрительных стимулов и реализовали нейроинтерфейс для контроля активного внимания. Схема разработанного ИМК показана на рисунке 8(а).

В ходе эксперимента кубы Неккера с различной степенью неоднозначности предъявлялись испытуемым в течение коротких временных

интервалов, как уже было описано в разделе III. ЭЭГ регистрировали с помощью пяти электродов (O1, O2, P3, P4, Pz по международной системе 10-20[111]), расположенных в затылочной и теменной областях, как показано на рисунке 8(б). Известно, что восприятие неоднозначного изображения связано с повышением электрической активности нейронов в затылочной доле [112,113]. Этот эффект объясняется существованием зрительных зон в затылочной доле и зон внимания в теменной доле [114,115].

Для количественной оценки зрительного внимания в реальном времени мы оценивали спектральные характеристики ЭЭГ в реальном времени с помощью вейвлет-преобразования [74] и сравнивали их в 1-секундных интервалы до и после предъявления стимула. Зрительное внимание связано с активацией центра внимания в теменной коре, который характеризуется активностью на частотах 15-30 Гц, то есть активное внимание активирует β -активности в теменной коре. Кроме того, обработка зрительных стимулов усиливает связь между затылочной и теменной областями в α и β частотных диапазонах, вызывая рост β -активности в затылочной коре. Наконец, зрительное внимание вызывает связанное с восприятием увеличение β -активности с сопутствующим уменьшением α -активности. Таким образом, уровень внимания во время обработки визуального стимула можно количественно оценить как увеличение β -активности во время обработки i -го сенсорного стимула по сравнению с предстимульным состоянием и соответствующее уменьшение α -активности

$$I(t_i) = \frac{1}{2} (\bar{A}_i^1 - \bar{A}_i^2 + \bar{B}_i^2 - \bar{B}_i^1),$$

где $\bar{A}_i^{1,2}$ и $\bar{B}_i^{1,2}$ определяют нормированные индексы мощности соответственно α - и β -активности в предстимульном «1» и постстимульном «2» временных интервалах (подробнее см. в работе [106]), усредненных по шести предыдущим событиям ($i-6, \dots, i$). Такое усреднение выполняется, поскольку субъект часто демонстрирует низкое внимание I во время одного события, даже демонстрируя в целом высокое внимание в течение всего эксперимента. $I(t_i)$ достигает высоких положительных значений в

состоянии повышенного внимания испытуемого, когда $\bar{A}_i^1 > \bar{A}_i^2$ и $\bar{B}_i^2 > \bar{B}_i^1$, то есть α -активность уменьшается, а β -активность увеличивается. Напротив, $I(i)$ достигает минимального отрицательного значения, когда $\bar{A}_i^1 < \bar{A}_i^2$ и $\bar{B}_i^2 < \bar{B}_i^1$, что является биомаркером снижения концентрации активного внимания.

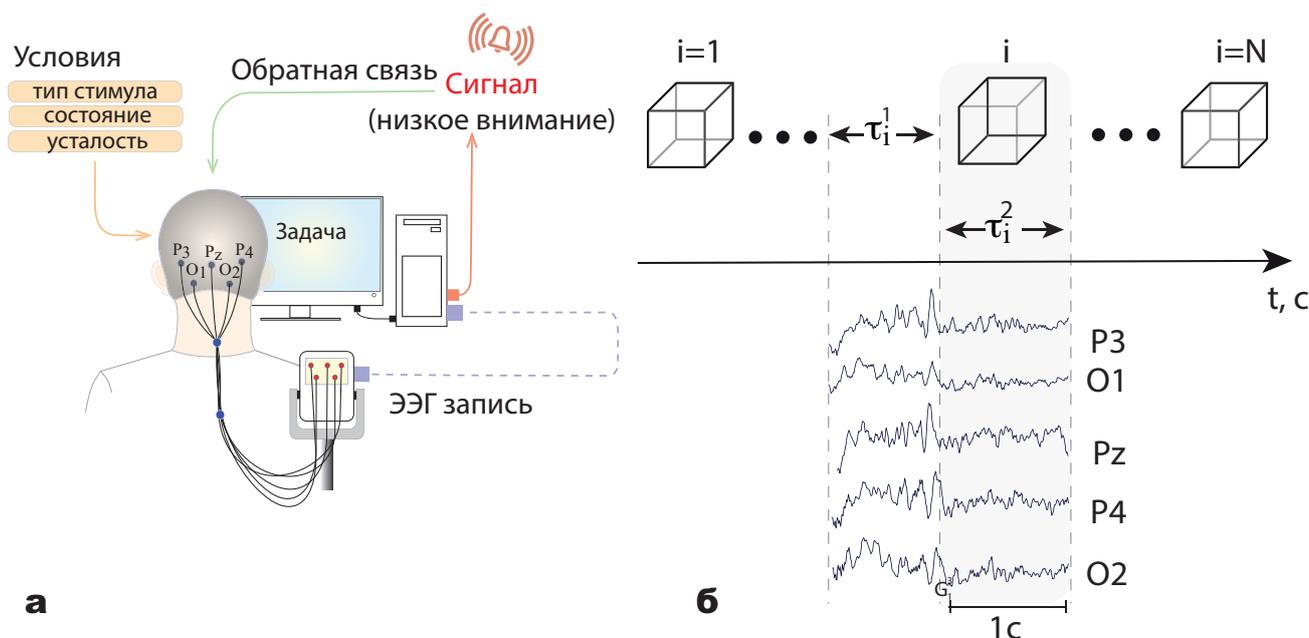
Биологическая обратная связь была организована как короткий звуковой сигнал после обработки стимула, каждый раз, когда I была ниже некоторого порогового значения I_{th} , которое подбиралось индивидуально для каждого испытуемого. Испытуемый был ранее проинструктирован, чтобы связать это звуковое сообщение с состоянием низкого уровня своего внимания.

Разработанный нейроинтерфейс был апробирован в различных условиях. На первом этапе мы проверили работоспособность системы выявления биомаркера снижения активного внимания без подключения биологической обратной связи. Во-первых, было проанализировано влияние мотивации испытуемых на поддержание высокого уровня активного внимания. Для этого были сформированы две группы испытуемых по 10 человек в каждой. В группу 1 вошли материально мотивированные испытуемые, которые приходили на эксперимент в удобное для них время, а в группу 2 – немотивированные испытуемые, время эксперимента выбиралось случайным образом. Перед участниками групп была поставлена задача как можно правильнее определить ориентацию всех кубов Неккера. Сплошные круги на рисунке 8(в) показывают среднее время, в течение которого участники эксперимента поддерживали высокую концентрацию внимания, для группы 1 (левый круг) и группы 2 (правый круг). Видно, что время, в течение которого испытуемый поддерживал высокое внимание, варьировалось от 73% до 87% в группе 1 и от 47% до 77% в группе 2, а усредненные показатели составили 81% и 62% соответственно. Хорошо видно, что дополнительная мотивация в первой группе повышает средний уровень внимания.

Во втором условии рассматривалось влияние сложности задачи на уровень активного внимания. Испытуемые принимали участие в двух сессиях. Дизайн этих сессий был практически одинаковым,

но параметр контрастности a кубов Неккера был разным. В одной сессии предъявлялись только кубы с низкой неоднозначностью ($\alpha = 0,15$ и $\alpha = 0,85$), а в другой – только кубы с высокой неоднозначностью ($\alpha = 0,4, 0,5, 0,6$). Как видно из рисунка 8(г), во второй сессии наблюдалось повышение внимания испытуемого, оцениваемое по среднему времени нахождения в состоянии высокого внимания.

Далее были проверены эффект биологической обратной связи и работоспособность ИМК [57]. Испытуемые были разделены на две группы: экспериментальную (группа 1) и контрольную (группа 2). Для каждого испытуемого экспериментальная процедура состояла из двух сеансов. Испытуемые из контрольной группы принимали участие в первом и втором сеансах без контроля обратной связи, тогда как испытуемые из



Среднее время, в течении которого участники поддерживали высокий уровень внимания, с

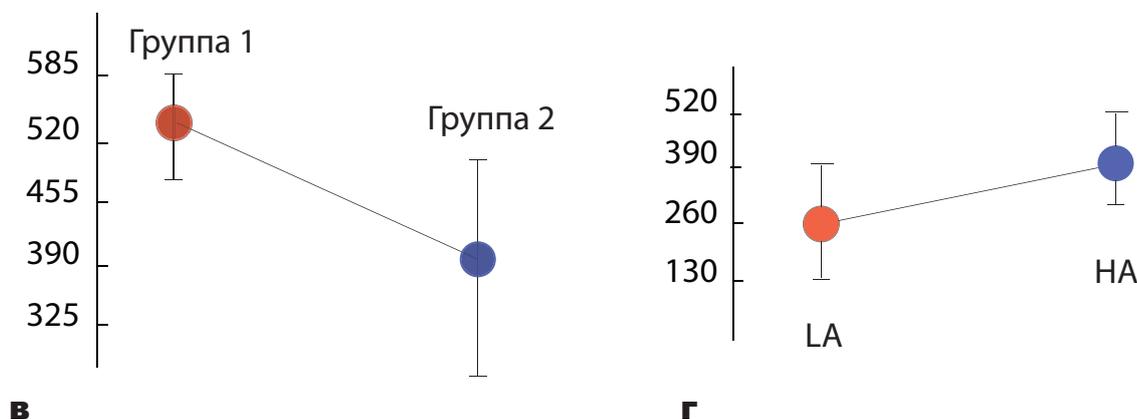


Рис. 8.(а) ИМК для мониторинга и управления вниманием человека в реальном времени при выполнении длительной задачи классификации визуальных стимулов.

(б) Временная схема предъявления i -го зрительного стимула, разделенная на два временных интервала $\tau_i^1 = 1$ и $\tau_i^2 = 1$ с, предшествующих предъявлению стимула и следующих непосредственно за моментом появления стимула, и типичные сигналы ЭЭГ, зарегистрированные в затылочной области в интервалах τ_i^1 и τ_i^2 .

(в) Иллюстрация влияния мотивации. Среднее время с высоким уровнем внимания, усредненным по участникам, относящимся к группе 1 (высокая мотивация; левый круг) и группе 2 (низкая мотивация; правый круг). (г) Иллюстрация эффекта неоднозначности куба. Среднее время с высоким уровнем внимания, наблюдавшимся в сессиях с низкой (левый красный круг) и высокой (правый синий круг) неоднозначностью стимулов, в среднем по всем участникам.

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

экспериментальной группы участвовали в первом сеансе без контроля обратной связи и во втором сеансе с контролем обратной связи. На рисунке 9(а) показано изменение значения внимания I для одного испытуемого из контрольной группы во время первой (красная линия) и второй (синяя линия) экспериментальных сессий в условиях, когда $I > 0$.

Исследования показали, что средняя разница между I_I и I_{II} в контрольной и экспериментальной группах статистически не различима (рисунке 9(б)), то есть изменения среднего уровня зрительного внимания между первой и второй сессиями в обеих группах незначительны. Этот результат оказался неожиданным для экспериментальной группы. Причину такой динамики можно понять, если предположить, что когнитивный ресурс для поддержания устойчивого внимания в течение длительного времени ограничен, поэтому субъекту необходимо отдыхать, чтобы восстановить свой ресурс.

Вернемся к рисунку (а), из которого видно, что величина внимания I колеблется со средним периодом $T \approx 150$ с. За этот промежуток времени испытуемый обрабатывает около 20 визуальных стимулов. Для каждого такого интервала мы вычисляли его длину δ и среднее значение I как

$$\gamma(\delta) = \int_{t \in \delta} I(t') dt'$$

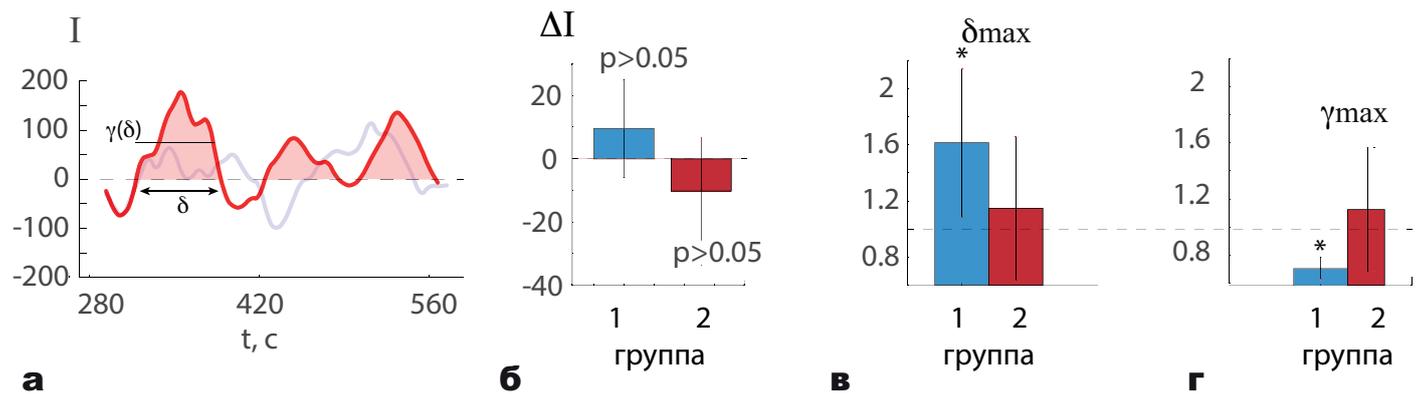


Рис. 9. (а) Типичная эволюция концентрации внимания во время первой (красный) и второй (синий) экспериментальных сессий для одного испытуемого из контрольной группы. Также иллюстрируется определение коэффициентов δ – длина временного интервала, на котором $I > 0$, и $\gamma(\delta)$ – среднее значение I на этом интервале. (б) Изменение среднего значения внимания I во время первой и второй сессий для испытуемых экспериментальной (черный) и контрольной (белый) групп. (в, г) Соотношения между значениями δ_I^{\max} и δ_{II}^{\max} (в) и γ_I^{\max} и γ_{II}^{\max} (г), полученные во время первой и второй сессий для испытуемых экспериментальной (черный) и контрольной (белый) групп ($*p < 0.05$, критерий Вилкоксона).

Статистический анализ максимальных изменений значений δ^{\max} и $\gamma^{\max}(\delta)$, рассчитанных для первого и второго сеансов в обеих группах, представлен на рисунке 9(в,г). Видно, что соотношение $\delta_I^{\max}/\delta_{II}^{\max}$ для испытуемых из экспериментальной группы выше, чем для испытуемых из контрольной группы (рис. 9(г)). Это свидетельствует о том, что контроль с биологической обратной связью увеличивал максимальную продолжительность состояния повышенного внимания у испытуемых экспериментальной группы. Одновременно, при увеличении максимальной длительности временного интервала, на котором $I > 0$ при наличии обратной связи, максимальное среднее значение I , которое было достигнуто на этом интервале, статистически значимо уменьшилось для экспериментальной группы. Это снижение внимания демонстрируется соотношением $\gamma_{II}^{\max}/\gamma_I^{\max}$ на рисунке (г).

В. Нейроинтерфейс «мозг-мозг» для повышения работоспособности группы людей за счет динамического распределения когнитивной нагрузки

Описанный в предыдущем разделе нейроинтерфейс можно модифицировать на случай взаимодействия между операторами ИМК и создать интерфейс мозг-мозг, который будет распределять когнитивную нагрузку между двумя

операторами за счет прямого взаимодействия между их мозгами для увеличения степени их внимания во время эксперимента[116]. Схематическое изображение предложенного интерфейса мозг-мозг приведено на рисунке 10.

Два участника были подвергнуты длительному (около 40 мин) заданию на классификацию мультстабильных зрительных стимулов с различной степенью неоднозначности. Весь набор неоднозначных стимулов был разделен на два подмножества: изображения со слабой степенью неоднозначности и изображения с высокой степенью неоднозначности. Классификация слабо неоднозначных изображений оценивалась как задача низкой сложности, в то время как классификация изображений с высокой степенью неоднозначности рассматривалась как задача высокой сложности.

В ходе сессии для каждого участника оценивалась степень активного внимания с использованием описанного в предыдущем разделе биомаркера. Параметр I рассматривался как фактор, характеризующий когнитивную производительность человека в данной задаче классификации изображений. Задания распределялись между двумя партнерами в зависимости от индивидуальных оценок их

производительности; партнер с более высоким значением I получал изображения более высокой сложности, а его партнер – часть меньшей сложности.

Было проведено два эксперимента для шести пар. В первом эксперименте задание распределялось в зависимости от мгновенного значения $I(t)$ участников, которое вычислялось как (3). Во втором эксперименте была предусмотрена задержка между испытуемыми, заключающаяся в том, что партнер с более высоким $I(t)$ получал более сложные задания только тогда, когда разница в $I(t)$ между испытуемым 1 и испытуемым 2 становилась больше 10%.

Для того чтобы оценить влияние распределения когнитивной нагрузки на когнитивную деятельность, было рассчитано среднее внимание $\langle I \rangle$ путем усреднения $I(t)$ по всей экспериментальной сессии. Рисунок 10(б) демонстрирует сравнение средних значений $\langle I \rangle$ в двух экспериментах для обоих испытуемых, работающих в паре. В ходе эксперимента 1 среднее значение $\langle I \rangle$ было близко к нулю, в то время как в ходе эксперимента 2 среднее значение $\langle I \rangle$ статистически значимо увеличилось во всех парах. Детальный анализ динамики $I(t)$ в течение эксперимента показал, что

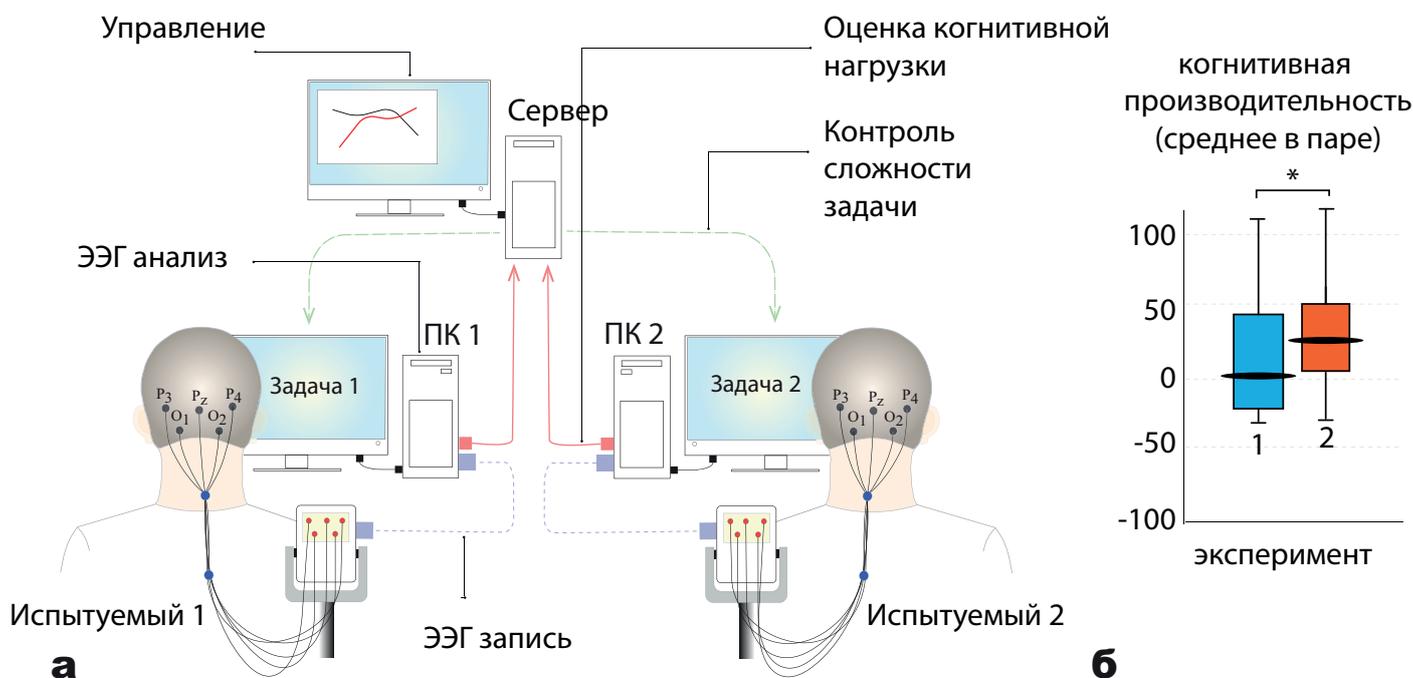


Рис. 10.(а) Интерфейс мозг-мозг для распределения когнитивной нагрузки между двумя испытуемыми в соответствии с их текущим уровнем когнитивных способностей, оцениваемых по сигналам ЭЭГ. (б) Средние значения когнитивной производительности человека (усредненное в паре испытуемых) в двух проведенных экспериментах.

задержка в эксперименте 2 привела к более оптимальному режиму перераспределения задач. $I(t)$ колеблется с характерным периодом, который определяется индивидуальными особенностями когнитивных процессов испытуемых в каждой паре. Следовательно, выполнение общей задачи рабочей группой может быть улучшено, если распределять задание между членами команды в соответствии с их мозговыми ритмами. В противном случае это приводило к большому количеству дополнительных переключений, нарушающих синхронизацию между колебаниями внимания $I(t)$ каждого партнера в паре.

V. Заключение

Каждый день мы принимаем решения на основе доступных нам сенсорных данных в ходе процесса, называемого перцептивным принятием решений. Электро- и магнитоэнцефалографические исследования восприятия неоднозначных изображений показали, что скорость и правильность перцептивных решений зависят как от полноты сенсорных данных (эндогенные факторы), так и внутреннего состояния человека (экзогенные факторы). В частности, неоднозначная сенсорная информация требует большего времени для обработки, большего внимания и увеличивает вероятность ошибки правильной интерпретации таких данных. Анализ активности мозга выявил биомаркеры повышенной концентрации внимания при восприятии визуальных стимулов, которые имеют отражение как в частно-временном домене активности мозга, так и в особенностях функциональных сетей мозга. Более того, существует возможность классификации состояний мозга, в том числе и соответствующих ошибочным интерпретациям, с использованием методов искусственного интеллекта. Наконец, были созданы и апробированы нейроинтерфейсы мозг-компьютер, которые могут контролировать внимание и управлять им с помощью обратной связи. С использованием такого нейроинтерфейса было показано, что ресурс мозга ограничен, мозг не способен поддерживать внимание в течение продолжительного периода на постоянном уровне – интервалы повышенного внимания чередуются с периодами восстановления. Основанный на этом эффекте интерфейс мозг-мозг позволяет

распределять когнитивную нагрузку между двумя операторами, чтобы максимизировать их общее внимание во время совместной работы над одной общей задачей.

Работа поддержана программой «Приоритет-2030» Министерства образования и науки РФ.

Список литературы

1. H.R. Heekeren, S. Marrett, P.A. Bandettini, L.G. Ungerleider, *Nature* 431(7010), 859 (2004)
2. S. Smith, *Nat. Neurosci.* 19(1), 7 (2016)
3. A.E. Hramov, N.S. Frolov, V.A. Maksimenko, S.A. Kurkin, V.B. Kazantsev, A.N. Pisarchik, *Phys.-Uspekhi* 64(6), 584 (2021)
4. M.P. Van Den Heuvel, H.E.H. Pol, *Eur. Neuropsychopharmacol.* 20(8), 519 (2010)
5. J. Xu, M.N. Potenza, V.D. Calhoun, *Front. Neurosci.* 7, 154 (2013)
6. M.D. Rosenberg, E.S. Finn, D. Scheinost, X. Papademetris, X. Shen, R.T. Constable, M.M. Chun, *Nat. Neurosci.* 19(1), 165 (2016)
7. K.A. Doyle-Thomas, W. Lee, N.E. Foster, A. Tryfon, T. Ouimet, K.L. Hyde, A.C. Evans, J. Lewis, L. Zwaigenbaum, E. Anagnostou, et al., *Annals of neurology* 77(5), 866 (2015)
8. S. Kurkin, N. Smirnov, E. Pitsik, M.S. Kabir, O. Martynova, O. Sysoeva, G. Portnova, A. Hramov, *The European Physical Journal Special Topics* 232(5), 683 (2023)
9. J. Brakowski, S. Spinelli, N. D'orig, O.G. Bosch, A. Manoliu, M.G. Holtforth, E. Seifritz, *Journal of psychiatric research* 92, 147 (2017)
10. O.E.N. Pitsik, V.A. Maximenko, S.A. Kurkin, A.P. Sergeev, D. Stoyanov, R. Paunova, S. Kandilarova, D. Simeonova, A.E. Hramov, *Chaos, Solitons & Fractals* 167, 113041 (2023)
11. E. van Diessen, S.J. Diederens, K.P. Braun, F.E. Jansen, C.J. Stam, *Epilepsia* 54(11), 1855 (2013)
12. R.B. Yaffe, P. Borger, P. Megevan, D.M. Groppe, M.A. Kramer, C.J. Chu, S. Santaniello, C. Meisel, A.D. Mehta, S.V. Sarma, *Clinical Neurophysiology* 126(2), 227 (2015)
13. H.I. Jacobs, J. Radua, H.C. Lučkmann, A.T. Sack, *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 37(5), 753 (2013)
14. S. Zhang, H. Zhao, W. Wang, Z. Wang, X. Luo, A. Hramov, J. Kurths, *Neurocomputing* 552, 126512

- (2023)
15. J. Li, J. Lim, Y. Chen, K. Wong, N. Thakor, A. Bezerianos, Y. Sun, *Front. Hum. Neurosci.* 10, 304 (2016)
16. K. Finc, K. Bonna, M. Lewandowska, T. Wolak, J. Nikadon, J. Dreszer, W. Duch, S. Kuřhn, *Hum. Brain Mapp.* 38(7), 3659 (2017)
17. J.L. Schwartz, N. Grimault, J.M. Hup'e, B.C. Moore, D. Pressnitzer, *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 367(1591), 896 (2012)
18. A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, in *Multistability in Physical and Living Systems: Characterization and Applications* (Springer, 2022), pp. 327–397
19. F. Attneave, *Sci. Am.* 225(6), 62 (1971)
20. R. Blake, *Psychol. Rev.* 96(1), 145 (1989)
21. P. Sterzer, A. Kleinschmidt, G. Rees, *Trends Cogn. Sci.* 13(7), 310 (2009)
22. D.A. Leopold, N.K. Logothetis, *Trends Cogn. Sci.* 3(7), 254 (1999)
23. P. Fries, *Neuron* 88(1), 220 (2015)
24. J.E. Lisman, O. Jensen, *Neuron* 77(6), 1002 (2013)
25. R.T. Canolty, E. Edwards, S.S. Dalal, M. Soltani, S.S. Nagarajan, H.E. Kirsch, M.S. Berger, N.M. Barbaro, R.T. Knight, *Science* 313(5793), 1626 (2006)
26. N. Frolov, V. Maksimenko, A. Hramov, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 30(12) (2020)
27. V.A. Maksimenko, A. Lu'ttjohann, V.V. Makarov, M.V. Goremyko, A.A. Koronovskii, V. Nedaivozov, A.E. Runnova, G. van Luijelaar, A.E. Hramov, S. Boccaletti, *Phys. Rev. E* 96(1), 012316 (2017)
28. G. Michalareas, J. Vezoli, S. Van Pelt, J.M. Schoffelen, H. Kennedy, P. Fries, *Neuron* 89(2), 384 (2016)
29. E.A. Buffalo, P. Fries, R. Landman, T.J. Buschman, R. Desimone, *Proc. Nat. Acad. Sci.* 108(27), 11262 (2011)
30. A.N. Pisarchik, V.A. Maksimenko, A.V. Andreev, N.S. Frolov, V.V. Makarov, M.O. Zhuravlev, A.E. Runnova, A.E. Hramov, *Sci. Rep.* 9(1), 1 (2019)
31. N.S. Frolov, V.A. Maksimenko, M.V. Khramova, A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, *Eur. Phys. J.: Spec. Top.* 228(11), 2381 (2019)
32. V.A. Maksimenko, A.E. Runnova, N.S. Frolov, V.V. Makarov, V. Nedaivozov, A.A. Koronovskii, A. Pisarchik, A.E. Hramov, *Phys. Rev. E* 97(5), 052405 (2018)
33. V.A. Maksimenko, N.S. Frolov, A.E. Hramov, A.E. Runnova, V.V. Grubov, J. Kurths, A.N. Pisarchik, *Front. Behav. Neurosci.* 13, 220 (2019)
34. R.F. Helfrich, M. Huang, G. Wilson, R.T. Knight, *Proc. Nat. Acad. Sci.* 114(35), 9457 (2017)
35. K.K. Sellers, C. Yu, Z.C. Zhou, I. Stitt, Y. Li, S. Radtke-Schuller, S. Alagapan, F. Fro'hlich, *Cell Rep.* 16(11), 2864 (2016)
36. M. Scolari, K.N. Seidl-Rathkopf, S. Kastner, *Curr. Opin. Behav. Sci.* 1, 32 (2015)
37. M.S. Clayton, N. Yeung, R.C. Kadosh, *Trends Cogn. Sci.* 19(4), 188 (2015)
38. A.N. Pisarchik, I.A. Bashkirtseva, L.B. Ryashko, *Phys. Lett. A* 383, 1571 (2019)
39. U. Niutanen, T. Harra, A. Lano, M. Mets'aranta, *Acta Paediatrica* 109(1), 45 (2020)
40. S.C. Bodison, L.D. Parham, *The American Journal of Occupational Therapy* 72(1), 7201190040p1 (2018)
41. D.C. Javitt, R. Freedman, *American Journal of Psychiatry* 172(1), 17 (2015)
42. D.J. Goble, J.P. Coxon, N. Wenderoth, A. Van Impe, S.P. Swinnen, *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 33(3), 271 (2009)
43. R.L. Albin, S. van der Zee, T. van Laar, M. Sarter, C. Lustig, M.L. Muller, N.I. Bohnen, *Progress in brain research* 269(1), 345 (2022)
44. A.E. Hramov, V.A. Maksimenko, A.N. Pisarchik, *Physics Reports* 918, 1 (2021)
45. T.O. Zander, C. Kothe, *Journal of neural engineering* 8(2), 025005 (2011)
46. N. Miodrag, R.M. Hodapp, in *International review of research in developmental disabilities*, vol. 41 (Elsevier, 2011), pp. 127–161
47. J.R.R. Pisarchik, A. N. andj, C.D.A. Magallo'n-Garc'ia, C.O. Castillo-Morales, *Biol. Cybern.* 108(4), 397 (2014)
48. A.E. Runnova, A.E. Hramov, V.V. Grubov, A.A. Koronovskii, M.K. Kurovskaya, A.N. Pisarchik, *Chaos Soliton. Fract.* 93, 201 (2016)
49. A.E. Hramov, V.A. Maksimenko, N.S. Frolov, S.A. Kurkin, V.V. Grubov, A.A. Badarin, A.V. Andreev, V.B. Kazantsev, S.Y. Gordleeva, E.N. Pitsik, et al., *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics* 29(4), 603 (2021)
50. R.N. Denison, W.T. Adler, M. Carrasco, W.J. Ma, *Proceedings of the National Academy of Sciences*

115(43), 11090 (2018)

51. N. Weisz, A. Wu"hle, G. Monittola, G. Demarchi, J. Frey, T. Popov, C. Braun, *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111(4), E417 (2014)

52. J.I. Gold, L. Ding, *Progress in neurobiology* 103, 98 (2013)

53. A.E. Hramov, N.S. Frolov, V.A. Maksimenko, V.V. Makarov, A.A. Koronovskii, J. Garc'ia-Prieto, L.F. Ant'on-Toro, F. Maestu', A.N. Pisarchik, *Chaos* 28(3), 033607 (2018)

54. V.A. Maksimenko, A. Kuc, N.S. Frolov, M.V. Khramova, A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, *Frontiers in Behavioral Neuroscience* 14, 95 (2020)

55. V. Maksimenko, A. Kuc, N. Frolov, S. Kurkin, A. Hramov, *Scientific Reports* 11(1), 1 (2021)

56. D.A. Leopold, M. Wilke, A. Maier, N.K. Logothetis, *Nat. Neurosci.* 5, 605 (2002)

57. V.A. Maksimenko, A.E. Hramov, V.V. Grubov, V.O. Nedaivozov, V.V. Makarov, A.N. Pisarchik, *Nonlinear Dynamics* 95(3), 1923 (2019)

58. A.K. Kuc, S.A. Kurkin, V.A. Maksimenko, A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, *Applied Sciences* 11(23), 11544 (2021)

59. A. Kuc, V. Maksimenko, A. Savosenkov, N. Grigorev, V. Grubov, A. Badarin, V. Kazantsev, S. Gordleva, A. Hramov, *Frontiers in Psychology* 14 (2023)

60. M.A. Jatoi, N. Kamel, A.S. Malik, I. Faye, T. Begum, *Biomedical Signal Processing and Control* 11, 42 (2014)

61. C.L. Wiggs, A. Martin, *Current opinion in neurobiology* 8(2), 227 (1998)

62. R. Henson, M. Rugg, *Neuropsychologia* 41(3), 263 (2003)

63. R.N. Henson, C.J. Price, M.D. Rugg, R. Turner, K.J. Friston, *Neuroimage* 15(1), 83 (2002)

64. C.D.B. Luft, I. Zioga, N.M. Thompson, M.J. Banissy, J. Bhattacharya, *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115(52), E12144 (2018)

65. R.E. Laukkonen, J.M. Tangen, *Consciousness and cognition* 48, 198 (2017)

66. H. Stefan, E. Trinka, *Seizure* 44, 121 (2017)

67. S. Supek, C.J. Aine, *Magnetoencephalography* (Springer, 2016)

68. J.E. Zimmerman, P. Thiene, J.T. Harding, J. *Appl. Phys.* 41(4), 1572 (1993)

69. P. Chholak, S.A. Kurkin, A.E. Hramov, A.N. Pisarchik, *Applied Sciences* 11(1), 375 (2021)

70. P. Chholak, V.A. Maksimenko, A.A. Andreev, A.E. Hramov, A.N. Pisarchik, *Front. Hum. Neurosci.* 14, 555 (2020)

71. A.N. Pisarchik, V.A. Maksimenko, A.V. Andreev, V.V. Makarov, M.O. Zhuravlev, N.S. Frolov, A.E. Runnova, A.E. Hramov, *Scientific Report* 9, 18325 (2019)

72. A.E. Hramov, N.S. Frolov, V.A. Maksimenko, V.V. Makarov, A.A. Koronovskii, J. Garcia-Prieto, L.F. Ant'on-Toro, F. Maestu', A.N. Pisarchik, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science* 28(3), 033607 (2018)

73. A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, *Phys. Usp* 193(12), DOI: 10.3367/UFNe.2022.12.039309 (2023)

74. A.E. Hramov, A.A. Koronovskii, V. Makarov, V. A. Maksimenko, A.N. Pavlov, E. Sitnikova, *Wavelets in Neuroscience* (2nd edition (Springer, Heidelberg, 2021)

75. P. Chholak, A.E. Hramov, A.N. Pisarchik, *Nonlinear Dyn.* 100, 3695 (2020)

76. J.F. Mitchell, G.R. Stoner, J.H. Reynolds, *Nature* 429(6990), 410 (2004)

77. S. Boccaletti, A.N. Pisarchik, I. del Genio, A. Amann, *Synchronization: From Coupled Systems to Complex Networks* (Cambridge University Press, Cambridge, 2018)

78. W. Bialek, M. DeWeese, *Physical Review Letters* 74(15), 3077 (1995)

79. P. Mostert, P. Kok, F.P. de Lange, *Scientific reports* 5(1), 1 (2015)

80. A.M. Ramos, A. Builes-Jaramillo, G. Poveda, B. Goswami, E.E. Macau, J. Kurths, N. Marwan, *Physical Review E* 95(5), 052206 (2017)

81. J.Z. Bakdash, L.R. Marusich, *Frontiers in psychology* 8, 456 (2017)

82. G. Huguet, J. Rinzel, J.M. Hupe, *J. Vis.* 14(3), 19 (2014)

83. G. Gigante, M. Mattia, J. Braun, P. Del Giudice, *PLoS Comput. Biol.* 5, e1000430 (2009)

84. R. Moreno-Bote, J. Rinzel, N. Rubin, *J. Neurophysiol.* 98, 1125 (2007)

85. I. Merk, J. Schnakenberg, *Biol. Cybern.* 86, 111 (2002)

86. A.N. Pisarchik, A.E. Hramov, *Physics Reports* 1000, 1 (2023)

87. R. Jaimes-Re'ategui, D.A. Magall'an-Garc'ia, A. Gallegos, G. Huerta-Cuellar, J.H. Garc'ia-L'opez, A.N. Pisarchik, *Discontinuity, Nonlinearity, Complexity* 9(1), 167 (2020)

88. J. Kornmeier, M. Pfaffle, M. Bach, *Journal of vision* 11(9), 12 (2011)
89. T.H. Donner, M. Siegel, P. Fries, A.K. Engel, *Current Biology* 19(18), 1581 (2009)
90. A.E. Hramov, V.A. Maksimenko, S.V. Pchelintseva, A.E. Runnova, V.V. Grubov, V.Y. Musatov, M.O. Zhuravlev, A.A. Koronovskii, A.N. Pisarchik, *Front. Neurosci.* 11, 674 (2017)
91. A.E. Hramov, V.A. Maksimenko, A.A. Koronovskii, A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, A.N. Pisarchik, *J. Kurths, Chaos* 29, 093110 (2019)
92. Z. Zhang, F. Vanderhaegen, P. Millot, in *Advances in Machine Learning and Cybernetics* (Springer, 2006), pp. 770–779
93. A.P. Mapp, H. Ono, R. Barbeito, *Attention, Perception, & Psychophysics* 65(2), 310 (2003)
94. S. Chokron, M. De Agostini, *Cognitive Brain Research* 3(1), 51 (1995)
95. M.E. Nicholls, G.R. Roberts, *Cortex* 38(2), 113 (2002)
96. A. Batmanova, A. Kuc, V. Maksimenko, A. Savosenkov, N. Grigorev, S. Gordleeva, V. Kazantsev, S. Korchagin, A.E. Hramov, *Mathematics* 10(17), 3153 (2022)
97. G. Borghini, P. Aricò, G. Di Flumeri, G. Cartocci, A. Colosimo, S. Bonelli, A. Golfetti, J.P. Imbert, G. Granger, R. Benhacene, et al., *Scientific reports* 7(1), 547 (2017)
98. F. Dehais, A. Dupres, G. Di Flumeri, K. Verdier, G. Borghini, F. Babiloni, R. Roy, in *2018 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC) (IEEE, 2018)*, pp. 544–549
99. G. Di Flumeri, F. De Crescenzo, B. Berberian, O. Ohneiser, J. Kramer, P. Arico, G. Borghini, F. Babiloni, S. Bagassi, S. Piastra, *Frontiers in human neuroscience* 13, 296 (2019)
100. N.H. Mackworth, *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 1(1), 6 (1948). doi: 10.1080/17470214808416738. URL <https://doi.org/10.1080/17470214808416738>
101. S. Makeig, F.S. Elliott, M. Postal, *Naval Health Research Center (Report No. 93-36)*, 21 (1994)
102. A. Vuckovic, V. Radivojevic, A.C. Chen, D. Popovic, *Medical Engineering & Physics* 24(5), 349 (2002)
103. N.R. Pal, C.Y. Chuang, L.W. Ko, T.P. Chao, C. F. anf Jung, S.F. Liang, C.T. Lin,
104. S.H. Hsu, T.P. Jung, *J. Neural Eng.* 14(5), 056012 (2017)
105. L.W. Ko, O. Komarov, T.P. Hairston W D and, Jung, C.T. Lin, *Front. Hum. Neurosci.* 11, 388 (2017)
106. V.A. Maksimenko, A.E. Runnova, M.O. Zhuravlev, V. Nedaivozov, V.V. Grubov, S.V. Pchelintseva, A.E. Hramov, A.N. Pisarchik, *PloS One* 12(12), 1 (2017). doi: 10.1371/journal.pone.0188700. URL <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0188700>
107. S. Fazli, J. Mehnert, J. Steinbrink, G. Curio, A. Villringer, K.R. Müller, B. Blankertz, *Neuroimage* 59(1), 519 (2012)
108. M.J. Khan, M.J. Hong, K.S. Hong, *Front. Hum. Neurosci.* 8, 244 (2014)
109. M.J. Khan, K.S. Hong, *Biomed. Opt. Express* 6(10), 4063 (2015)
110. A. von Lüthmann, H. Wabnitz, T. Sander, K.R. Müller, *IEEE Trans. Biomed. Eng* 64(6), 1199 (2017)
111. I.G. Campbell, *Current Protocols in Neuroscience* 10 (2009)
112. M. Mulckhuyse, T.A. Kelley, J. Theeuwes, V. Walsh, N. Lavie, *European Journal of Neuroscience* 34(8), 1320 (2011)
113. S. Gleiss, C. Kayser, *Journal of Cognitive Neuroscience* 26(4), 699 (2014)
114. H. Laufs, J.L. Holt, R. Elfont, M. Krams, J.S. Paul, K. Krakow, A. Kleinschmidt, *Neuroimage* 31(4), 1408 (2006)
115. S. Kurkin, S. Gordleeva, A. Savosenkov, N. Grigorev, N. Smirnov, V.V. Grubov, A. Udoratina, V. Maksimenko, V. Kazantsev, A.E. Hramov, *Sensors* 23(10), 4661 (2023)
116. V.A. Maksimenko, A.E. Hramov, N.S. Frolov, A. Lu'ttjohann, V.O. Nedaivozov, V.V. Grubov, A.E. Runnova, V.V. Makarov, J. Kurths, A.N. Pisarchik, *Front. Neurosci* 12 (2018)

Мемристивные наноматериалы и технологии новой элементной базы нейроэлектроники

А.Н. Михайлов^{1,3}, А.И. Белов¹, Д.С. Королев¹, Д.В. Гусейнов¹, Е.Г. Грязнов¹, М.Н. Коряжкина¹, В.И. Лукоянов¹, Ю.Г. Слиняков¹, А.Н. Шарапов¹, Д.О. Филатов¹, О.Н. Горшков¹, Н.В. Андреева², В.А. Смирнов^{1,3}, А.А. Федотов^{1,3}, С.А. Щаников^{1,3,4}, В.Б. Казанцев^{1,3}

¹ННГУ им. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

²СПбГЭТУ «ЛЭТИ», г. Санкт-Петербург, Россия

³Южный федеральный университет, г. Таганрог, Россия

⁴Владимирский государственный университет им. А.Г. и Н.Г. Столетовых, г. Муром, Россия

В статье представлены основные тренды и достижения в мире и России на пути к созданию КМОП-интегрированных мемристивных устройств и функциональных блоков на основе эффекта резистивного переключения в металл-оксидных наноструктурах как новой элементной базы нейроморфных систем искусственного интеллекта. Проанализировано современное состояние исследований и разработок мемристивных наноматериалов и устройств для применений в качестве новой элементной базы информационно-вычислительных систем искусственного интеллекта, построенных на принципах функционирования биологических нейронных сетей. В частности, рассмотрены различные варианты реализации мемристивного эффекта за счет изменения сопротивления в материалах с фазовыми переходами, магнитными и сегнетоэлектрическими свойствами. Детально описаны различные физико-химические механизмы и транспортные явления, ответственные за резистивное переключение – обратимую перестройку дефектно-примесного состава – в КМОП-совместимых тонкопленочных структурах на основе оксидов металлов.

Проведен сравнительный анализ параметров мемристивных устройств на основе таких структур, достигнутых передовыми зарубежными и российскими научными группами. Среди них следует отметить динамический диапазон и стабильность резистивных состояний во времени, их устойчивость к многократным переключениям, а также многоуровневый (аналоговый) характер изменения сопротивления, важные для реализации аналоговых вычислений в памяти. Обсуждаются перспективы и возможности для интеграции мемристивных структур с управляющими схемами в верхних слоях металлизации приборного слоя КМОП, а также имеющиеся успешные примеры такой интеграции в России.

Мемристивные наноматериалы и технологии новой элементной базы нейроэлектроники

А.Н. Михайлов^{1,3}, А.И. Белов¹, Д.С. Королев¹, Д.В. Гусейнов¹, Е.Г. Грязнов¹, М.Н. Коряжкина¹, В.И. Лукоянов¹, Ю.Г. Слиняков¹, А.Н. Шарапов¹, Д.О. Филатов¹, О.Н. Горшков¹, Н.В. Андреева², В.А. Смирнов^{1,3}, А.А. Федотов^{1,3}, С.А. Щаников^{1,3,4}, В.Б. Казанцев^{1,3}

¹ННГУ им. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

²СПбГЭТУ «ЛЭТИ», г. Санкт-Петербург, Россия

³Южный федеральный университет, г. Таганрог, Россия

⁴Владимирский государственный университет им. А.Г. и Н.Г. Столетовых, г. Муром, Россия

Введение

История активного развития и внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) насчитывает более семи десятилетий, в течение которых мы наблюдали не одну «зиму» и не одну «весну», что связано с циклической сменой стадий повышенного ажиотажа и разочарования инвесторов. Ключевую роль здесь играет аппаратное обеспечение, которое в основном и накладывает фундаментальные ограничения на каждом цикле развития технологий ИИ и не позволяет вовремя удовлетворять перегретые ожидания общества. Удовлетворить все более серьезные требования к используемой вычислительной технике и избежать очередной волны похолодания в развитии ИИ позволят своевременная разработка и технологическое освоение новой элементной базы микро- и наноэлектроники, которая обеспечивает аналоговые вычисления в памяти и массовый параллелизм в обработке информации, подобно тому, как это имеет место в мозге [1]. Соответствующие технологии нейроэлектроники и базирующиеся на них нейроморфные технологии только вступают в стадию зрелости и ведут к созданию широкого спектра продуктов для целей искусственного и гибридного интеллекта [2].

Существенный прогресс в возможностях вычислительных систем и информационных технологий, который мы наблюдали на протяжении последних десятилетий, определялся последовательным уменьшением размеров

транзисторов, выполненных по технологии КМОП (комплементарная структура «металл-оксид-полупроводник»), в соответствии с известным законом Мура [3]. Количество транзисторов на чипе удваивалось примерно каждые два года с экспоненциальным ростом быстродействия микропроцессоров. Однако замедление закона Мура, вызванное рядом технологических и фундаментальных причин, не позволяет полупроводниковой промышленности далее следовать прежнему тренду. Во-первых, рост производительности и быстродействия уже более 10 лет ограничен тепловыделением в интегральных схемах с высокой степенью интеграции [4]. Во-вторых, характерный размер транзистора уже вплотную приблизился к фундаментальному физическому пределу порядка 2-3 нм, при котором квантовые явления и неопределенности делают ненадежным функционирование транзистора в традиционных схемах [5]. И, что самое худшее, разница в производительности между блоками обработки и хранения информации резко увеличилась, а перемещение данных между этими блоками в традиционной архитектуре фон Неймана становится основной причиной высокого энергопотребления и временных задержек [6]. Последняя проблема, широко известная как узкое место архитектуры фон Неймана, усугубляется в приложениях с интенсивным использованием данных, таких как машинное обучение. Для решения упомянутых проблем в данный

момент активно исследуются новые материалы, устройства и вычислительные архитектуры, которые призваны дополнить и, возможно, заменить обычные устройства и схемы на основе технологии КМОП.

Ярким примером таких материалов и устройств являются структуры и элементы энергонезависимой памяти на основе эффекта резистивного переключения (РП) [7], которые в 2008 году [8] были отождествлены с мемристором – четвертым пассивным элементом электрических схем, обратимо меняющим свое сопротивление под действием протекающего электрического заряда [9]. В отличие от традиционных элементов памяти, которые используют заряд для хранения информации, устройства с РП (УРП) хранят информацию в виде значения сопротивления, изменение которого происходит под действием электрического поля / тока. Среди различных видов УРП особый интерес привлекают устройства с РП анионного типа (Valence-Change Memory – VCM), который проявляется в структурах «металл-оксид-металл» (МОМ), наиболее совместимых с традиционным КМОП-процессом, и связан с обратимым формированием / разрушением проводящих каналов (филаментов) в оксидной пленке за счет процесса миграции ионов кислорода, процессов окисления и восстановления. Такие структуры МОМ лежат в основе элементов памяти с произвольным доступом RRAM (Resistive Random-Access Memory).

RRAM привлекает огромный интерес как универсальная энергонезависимая память, которая совмещает в себе характеристики существующих видов памяти, в том числе SRAM (Static Random-Access Memory), DRAM (Dynamic Random-Access Memory) и постоянные запоминающие устройства в виде SSD (Solid State Drive) или HDD (Hard Disk Drive), благодаря высокой скорости работы, низкому энергопотреблению, высокой надежности и масштабируемости [7]. Особенно привлекательной является возможность достижения высокой плотности и трехмерной интеграции массивов RRAM за счет простой двухполюсной структуры мемристора и локальности эффекта РП (в областях порядка нанометра).

Помимо применений непосредственно в качестве энергонезависимой памяти,

существенные усилия последних лет сосредоточены на использовании устройств и массивов RRAM для выполнения вычислений в месте хранения данных, известных как «вычисления в памяти» (in-memory computing) [1]. Этот подход принципиально решает проблему узкого места архитектуры фон Неймана, устраняя необходимость постоянного перемещения данных между процессором и блоками памяти. Более того, массив устройств RRAM в топологии «кроссбар» идеально подходит для аппаратной реализации нейронных сетей [2], реализуя естественным образом операции векторно-матричного умножения (ВМУ) на основе законов Ома и Кирхгофа. Поскольку ВМУ являются наиболее используемыми операциями в типичных алгоритмах машинного обучения, их аппаратная реализация в структуре кроссбар позволяет на порядки величины повысить производительность и быстродействие нейроморфных вычислительных систем. Важно отметить, что богатая динамика мемристивных структур может быть использована для точной имитации многих биологических процессов и функций, которые имеют решающее значение для обучения и памяти, что позволит еще более эффективно использовать нейроморфные системы, в том числе на интерфейсе с живыми нейронными системами [2].

Результаты всестороннего исследования и разнообразных применений мемристивных устройств стали предметом многочисленных публикаций за последние годы (см., например, [12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25]) которые свидетельствуют о важности и актуальности данного направления на мировом уровне, а также о необходимости и своевременности принятия мер по поддержке отечественных научно-производственных консорциумов, нацеленных на создание элементной базы и прототипов информационно-вычислительных систем нового поколения.

В данной работе проведен анализ современного состояния и перспектив КМОП-интеграции мемристивных устройств, функционирующих на основе эффекта РП в тонкопленочных наноструктурах МОМ и демонстрирующих наилучшие параметры, необходимые для применения в энергоэффективных и масштабируемых

1. Современное состояние и перспективы развития технологии RRAM

В настоящее время практически повсеместно в вычислительных устройствах, устройствах обработки информации, телекоммуникациях и пр. широко используются элементы энергонезависимой памяти (постоянные запоминающие устройства). Flash-память является самым распространенным типом энергонезависимой памяти благодаря высокой плотности записи и низкой стоимости изготовления. Flash-память создается на одностранзисторных элементах (с «плавающим» затвором), что обеспечивает плотность хранения информации даже несколько выше, чем в динамической оперативной памяти. В настоящее время на рынке присутствует несколько различных технологий построения базовых элементов Flash-памяти, разработанных основными ее производителями (Intel, Toshiba/SanDisk, AMD, Sharp, Samsung Electronics, Hynix, Spansion и др.). Технологии отличаются количеством слоев, методами стирания и записи данных, а также организацией структуры элемента Flash-памяти.

Параметры ячеек Flash-памяти улучшаются в основном за счет масштабирования (уменьшения размеров элементов), однако известно, что масштабирование затрудняется такими недостатками, как утечка накопительных конденсаторов, а также все возрастающей сложностью структуры, чувствительностью к случайным сбоям, вызванным космическим излучением. Другие проблемы заключаются в больших размерах ячеек памяти статических запоминающих устройств, трудностях интеграции динамических запоминающих устройств и Flash-памяти с логическими схемами, а также связаны со скоростью считывания данных из Flash-памяти и ограниченным сроком ее службы. Современная Flash-память в среднем имеет срок службы около 10 лет. При этом чем чаще в память выполняется запись информации, тем быстрее она изнашивается, и в некоторых случаях срок эксплуатации Flash-памяти составляет всего несколько лет, по истечении которых запись и надежное хранение информации не гарантируются.

Данный недостаток особенно важен, например, для серверов, ведущих непрерывную запись статистической информации.

Отмеченные недостатки и проблемы, сопровождающие производство и функционирование устройств Flash-памяти, стимулировали активный поиск новых решений для создания элементов энергонезависимой памяти, не связанных с хранением носителей заряда. Ряд крупных компаний, специализирующихся в области электроники и полупроводников, такие как Hewlett Packard, Samsung Electronics, Intel, IBM и Micron, с начала XXI века разрабатывают новые технологии, которые приходят на смену существующей энергонезависимой памяти.

В основе самых перспективных типов энергонезависимой памяти лежит эффект РП, который активно изучался еще в середине прошлого века (см., например, известный обзор 26[], содержащий более 100 ссылок на источники того времени). Экспериментально наблюдаемый эффект РП состоит в обратимом изменении резистивного состояния диэлектрического или полупроводникового материала в составе определенной тонкопленочной структуры при приложении к такой структуре электрического напряжения определенной величины и полярности. За изменение сопротивления материала под действием электрического поля / тока могут отвечать различные физико-химические явления, в том числе окислительно-восстановительные реакции (redox reactions), фазовые переходы, сегнетоэлектрический и магниторезистивный эффекты. Соответствующие элементы памяти получили название RRAM, PCRAM (Phase-Change Random-Access Memory), FRAM (Ferroelectric Random-Access Memory) и MRAM (Magnetoresistive Random-Access Memory), однако относятся к общему классу УРП. Далее мы будем рассматривать УРП на примере именно RRAM, однако в отдельных случаях будем прибегать к сравнению разных альтернативных типов энергонезависимой памяти (см. раздел 3).

В 2008 году эффект РП в структуре МОМ был отождествлен [8] с более общим мемристивным эффектом, который был описан теоретически еще в 1970-е годы [9, 27]. Мемристор был предсказан как недостающий четвертый

пассивный элемент электрических схем наряду с резистором, конденсатором и катушкой индуктивности. Этот элемент должен был связать между собой изменение электрического заряда и магнитного потока, но на практике эквивалентен нелинейному резистору с эффектом памяти [28] (отсюда его название memristor = memory + resistor), который меняет сопротивление при протекании через него электрического заряда. Поскольку общее определение мемристора хорошо описывает поведение различных типов УРП независимо от конкретных материалов и механизмов РП [29], эти устройства принято называть мемристивными.

Структура элемента RRAM представляет собой тонкий (обычно менее 100 нм) слой диэлектрика, заключенный между слоями (электродами) хорошо проводящего материала. Особенно привлекательными являются так называемые металл-оксидные устройства на основе структур МОМ и «металл-оксид-полупроводник» (МОП), отличающихся хорошей совместимостью с традиционной КМОП-технологией.

Функционирование RRAM основано на переключении структуры из состояния с высоким сопротивлением (СВС, high-resistance state – HRS) в состояние с низким сопротивлением (СНС, low-resistance state – LRS) и обратно при приложении напряжения определенной величины и полярности (рисунок 1). При снятии этого напряжения резистивное состояние сохраняется. Отсюда можно сделать вывод, что RRAM является энергонезависимой памятью. Процесс перехода из СВС в СНС принято называть SET, а обратный процесс – RESET.

В настоящее время принято классифицировать мемристивные структуры либо по виду вольтамперных характеристик (ВАХ), либо по способу электроформовки (ЭФ) с образованием проводящих каналов в диэлектрическом материале – филаментов. Рассмотрим сначала первый вид классификации, схематически изображенный на рисунке 1 [30]. Различают униполярное (unipolar) РП, когда СВС и СНС образуются при любой, но одной и той же полярности приложенного напряжения; биполярное (bipolar) РП, когда эти состояния образуются при разной полярности напряжения; пороговое (threshold) РП, когда

полученное при приложении напряжения СНС самопроизвольно переходит в СВС при снятии напряжения (последний вид РП не является энергонезависимым).

В свою очередь, биполярное РП подразделяется на два подвида – F8 (figure of eight) и cF8 (counter figure of eight), отличающихся последовательностью переходов из СВС в СНС и обратно при изменении полярности ВАХ (названия F8 и cF8 даны потому, что ВАХ имеют вид горизонтальной восьмерки). На рисунке 1 показаны также виды ВАХ с ограничением и без ограничения тока (current compliance – CC).

Другая классификация мемристивных структур связана с природой образования филаментов: образование за счет электрохимического формирования металлической фазы внутри диэлектрика из атомов электрода или из атомов самого диэлектрика. Устройства на основе первого типа называют элементами памяти с «проводящим мостиком» (CBRAM, conductive bridge RAM – память на основе твердых электролитов) или с электрохимической металлизацией (ЕСМ, electrochemical metallization – память на основе электрохимической металлизации, синоним CBRAM).

Механизмы изменения проводимости тонкопленочных структур на основе твердых электролитов, в которых слой оксида (или халькогенида) заключен между активным и инертным электродами, связывают с переключением сопротивления в низкоомное состояние с образованием локальной проводящей области в активном слое структуры, а переключение в высокоомное – с ее разрывом. Для объяснения возможных причин формирования проводящей области привлекаются представления о процессах ионного дрейфа и диффузии. Переключение сопротивления в ЕСМ-ячейке связывается с электрохимически обусловленным ростом и растворением локальной проводящей области из ионов активного электрода структуры в оксидной/халькогенидной матрице. Делая акцент на использование оксидных матриц, можно сказать, что наиболее часто в ЕСМ-ячейках используются слои SiO_2 , Al_2O_3 , TiO_2 , HfO_2 , вследствие их совместимости с КМОП-технологией. Толщина слоев варьируется в диапазоне 3 – 10 нм.

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

В качестве материала активных электродов чаще всего выступают медь или серебро. Их использование обусловлено высокой диффузионной способностью и низкой энергией активации миграции катионов этих металлов в оксидных матрицах.

В таких структурах возможна реализация плавной перестройки сопротивления, за счет управления размерами проводящей области на атомарном уровне. Считается, что изменение проводимости ЕСМ-ячейки, происходящее при изменении размера в самой узкой части проводящей металлической нити, сформированной в оксидной матрице, на 1 атом приводит к изменению проводимости на $G_0 \sim 80$ мкСм. Оценки показывают, что при рабочих напряжениях записи 1–3 В (характерных при использовании меди и серебра в качестве материалов активных электродов) это соответствует увеличению уровня программирующего тока на $I_{\text{prog}} \approx G_0 \cdot (1-3 \text{ В}) = 80-240$ мкА [31]. При длительностях программирующих импульсов 10 – 100 нс энергопотребление на операцию записи в ЕСМ-ячейку составляет 1–100 пДж.

Следует упомянуть о том, что минимальный размер ЕСМ-ячейки, продемонстрированный на сегодня, составляет $15 \times 15 \text{ нм}^2$ со скоростями переключения резистивного состояния на уровне единиц наносекунд. Такие параметры достигаются за счет использования в структуре ЕСМ-ячейки трехмерных острийных контактов из активного материала, обеспечивающих прецизионное управление размерами проводящей металлической нити в оксидном слое. Изменение топологии ЕСМ-ячейки в этом случае позволяет снизить рабочие напряжения записи до 100 мВ, достигнуть скорости переключения сопротивления на уровне 7,5 нс, энергопотребления на одну операцию записи ~ 18 фДж, отношения $R_{\text{OFF}}/R_{\text{ON}} \approx 6 \cdot 10^5$ и количества циклов перезаписи $> 10^3$ [32].

При аппаратной интеграции RRAM на основе CBRAM используются активные кроссбар-массивы, в которых транзистор последовательно включен с мемристором (1T1CBRAM). Транзистор нужен для того, чтобы ограничить уровень тока, протекающий через функциональный слой структуры на этапе ее программирования, до нужного уровня

сопротивления. Необходимость установки уровня ограничения по току обусловлена физическими процессами, обуславливающими переключение сопротивления (которые более подробно описаны в следующих разделах). Таким образом, использование транзистора не только обеспечивает аккуратное считывание и программирование резистивного состояния мемристоров в структуре кроссбар-массива, но и позволяет существенно снизить токи утечки через соседние ячейки. Однако в этом случае предельно достижимая топологическая норма CBRAM ограничивается размерами транзистора.

Следует отметить, что данный класс резистивных структур (на базе CBRAM) используется в первой коммерчески реализуемой RRAM памяти, лицензированной в 2004 г. компанией Infineon Technologies. Эта память в настоящее время применяется в основном в качестве встроенной памяти в микроконтроллерах.

Данная статья в большей степени посвящена мемристорным структурам, в которых филаменты образуются из атомов самого диэлектрика. Поэтому на них остановимся более подробно. Этот тип характерен для мемристорных структур на основе оксидов переходных металлов (ОПМ), в том числе оксидов с высокой подвижностью ионов (вакансий) кислорода. Поскольку в ряде оксидов атомы металла, находящиеся в области филамента, изменяют свою валентность, механизм резистивного переключения в таких мемристорных структурах можно считать основанным на эффекте изменения валентности VCM [33, 34], хотя такое «химическое» название с физической точки зрения не всегда отражает реальные процессы в мемристорных структурах. Другое (более общее) название механизма РП в металл-оксидных структурах – РП анионного типа, поскольку движение вакансий по существу означает перескоки анионов (атомов кислорода), в отличие от структур первого типа, в которых филамент формируется за счет дрейфа атомов металла (катионов). Это наименование пригодно и для тех случаев, когда кислородные вакансии являются нейтральными и неподвижными, а изменение их концентрации происходит за счет выхода из узлов решетки и возвращения в узлы атомов кислорода (аналог окислительно-восстановительных реакций). Характерным

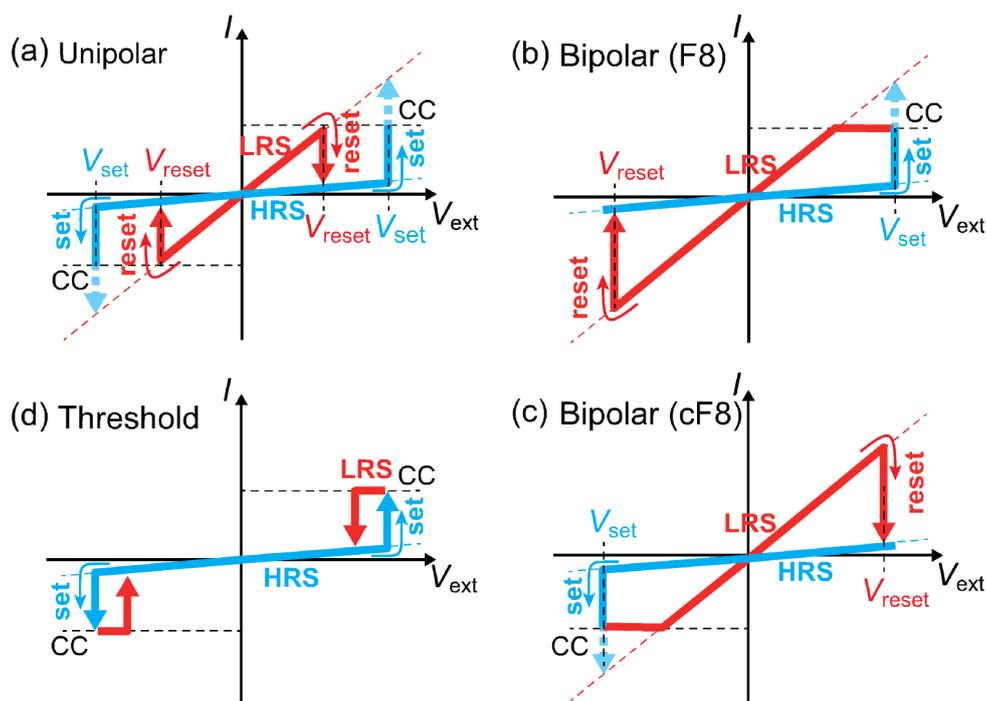


Рисунок 1 – Классификация ВАХ мемристивных структур элемента RRAM [30].

примером являются структуры МОМ и МОП на основе оксидов с преимущественно ковалентным типом связи, в частности SiO_x , которые в силу общности механизма анионного типа также можно отнести к металл-оксидным мемристивным структурам.

В большинстве случаев для реализации РП металл-оксидные мемристивные структуры предварительно подвергают ЭФ путем приложения некоторого порогового напряжения. Следует отметить, что для некоторых оксидных материалов, а также в случае очень тонких слоев (менее 4 нм) эта операция не требуется. В процессе ЭФ внутри оксида образуется филамент с диаметром порядка единиц или десятков нанометров либо семейство филаментов. Форма и размеры филаментов мало изучены и отличаются не только у разных видов мемристивных структур, но даже в пределах одной и той же структуры. Обычно их изображают либо в виде тонких жгутов с постоянным или переменным сечением, либо в виде перколяционных структур [30]. Для мемристоров на основе ОПМ однозначно предполагается, что филаменты – это области с высокой концентрацией кислородных вакансий. Механизмы формирования филаментов при ЭФ описаны во многих работах, например в обзоре [30]. В деталях эти механизмы у разных авторов

различаются, но общей особенностью для них является ключевая роль кислородных вакансий. Авторами также обсуждается источник таких вакансий. Для оксида кремния и некоторых ОПМ (например, стехиометричный HfO_2) предполагается, что вакансии отсутствуют в исходных оксидах и их генерация при ЭФ реализуется за счет разрыва химических связей в локальных участках – вблизи концентраторов электрического поля, прилегающих к одному из электродов [35]. Другим источником (резервуаром) вакансий может служить прилегающий к одному из электродов обедненный кислородом слой диэлектрика, который либо специально создают при формировании мемристивных структур (например, слой TaO_x в структуре металл- TaO_x - Ta_2O_5 -металл [36]), либо такой слой образуется непреднамеренно на стадии нанесения диэлектрика. Возможен и комбинированный случай: исходно кислородные вакансии равномерно распределены в диэлектрике (например, за счет легирования [37]), их генерация не требуется, а филамент формируется за счет перераспределения вакансий. Схематическое изображение филаментарного механизма типа VCM и описанных подходов к его реализации приведено на рисунке 2 [38].

Граница раздела электрода и диэлектрика,

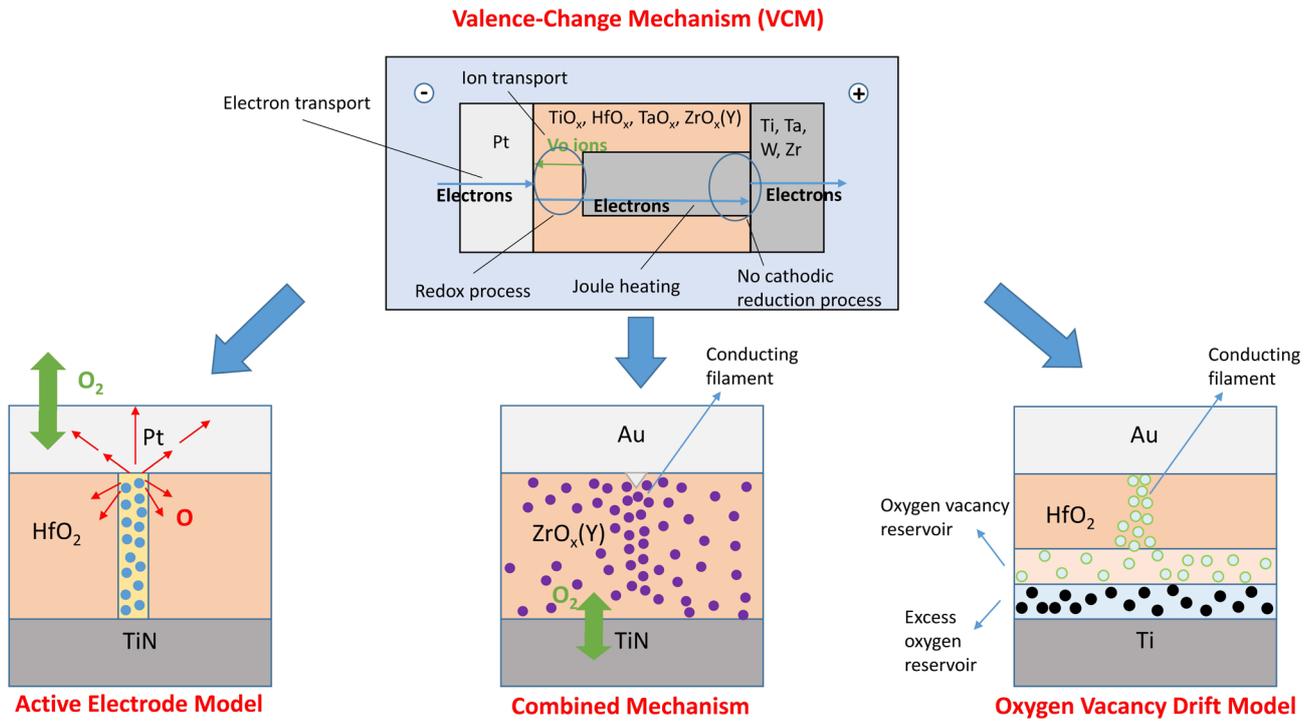


Рисунок 2 – Схематическое изображение основных процессов, ответственных за резистивное переключение анионного типа (типа VCM) [36].

как правило, не является идеальной: на ней располагаются наноразмерные неровности или наночастицы с повышенной концентрацией дефектов типа границ зерен, скоплений примесных атомов и т. п. При приложении к структуре напряжения эти участки служат концентраторами электрического поля, и именно там начинается формирование зародышей филаментов. После образования зародыша при соответствующей полярности и величине приложенного напряжения он удлиняется (возможно, с разветвлением и/или увеличением диаметра), пока не достигнет противоположного электрода или приблизится к нему на туннельно-близкое расстояние. В тех случаях, когда подвижность вакансий слишком мала при комнатной температуре, при увеличении напряжения может произойти «мягкий пробой», при котором образуется канал протекания тока. Величина этого тока считается достаточной для локального повышения температуры за счет джоулева нагрева и связанного с этим увеличения подвижности вакансий. Так или иначе, при ЭФ в структурах на основе VCM происходит пространственное перераспределение вакансий. В общем случае это осуществляется в результате трех процессов: (а) термофореза (эффект Соре), при котором дефекты движутся в направлении

градиента температуры; (б) диффузии (процесс Фика) – движения в направлении градиента концентрации; (в) дрейфа в электрическом поле, имеющем две составляющие – горизонтальную (параллельную электродам) и вертикальную. Эти три процесса могут происходить одновременно, как показано на рисунке 3 [30, 39].

В некоторых случаях образование филамента описывается в терминах термополевого локального фазового перехода [40]. Этот процесс отличается от выше отмеченного тем, что в результате джоулева нагрева локально образуется шнур, представляющий собой другую оксидную фазу – с более низким удельным сопротивлением.

Наиболее традиционным подходом к организации градиентной (аналоговой)

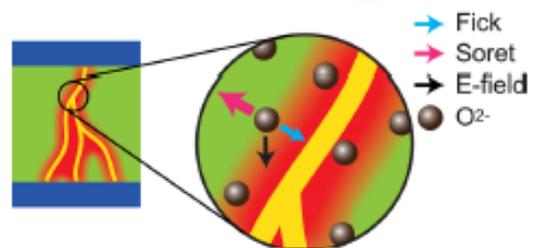


Рисунок 3 – Три микроскопических процесса, которые инициируют перенос ионов кислорода (темный круг) [30].

перестройки сопротивления в мемристивных структурах является разработка дизайна структур на базе VCM. В качестве основной рабочей гипотезы, объясняющей эффекты аналоговой резистивной перестройки в таких структурах, выступает изменение концентрации кислородных вакансий и их перераспределение в асимметричной структуре.

Для реализации подобного подхода используются способы создания градиента химического потенциала кислорода в стэковых структурах. Для этого в структуру включается слой с низким химическим потенциалом кислорода (большой подвижностью кислородных вакансий) и слой с высоким химическим потенциалом кислорода (малой подвижностью кислородных вакансий), близкий к стехиометрическому по составу.

Наиболее часто в качестве рабочего (с высоким химическим потенциалом кислорода) оксидного слоя рассматриваются оксиды титана, тантала, гафния, алюминия и вольфрама.

В качестве слоя с низким химическим потенциалом кислорода (резервуара кислородных вакансий) могут выступать в том числе и электроды из материалов, обладающих геттерными свойствами по кислороду (Ti, Hf).

В ряде случаев вместо слоя с низким химическим потенциалом кислорода используется допирование слоя с высоким химическим потенциалом по кислороду ионами металла, приводящими к увеличению подвижности кислородных вакансий за счет снижения энергии образования кислородной вакансии вблизи атома примеси. Это, в свою очередь, приводит к снижению рабочих напряжений мемристивной структуры. Более того, в ряде работ было показано, что кислородные вакансии формируют кластер вблизи примесного атома, что позволяет задавать конфигурацию филамента из кислородных вакансий. Следует отметить, что данный способ пока еще не нашел своей практической реализации в устройстве.

Основная рабочая гипотеза, объясняющая эффект долговременной памяти (определяющей энергонезависимую перестройку уровня проводимости) в VCM с перестройкой сопротивления, – изменение подвижности ионов в процессах переключения (SET и RESET), т. е. в электрическом поле должно происходить

существенное увеличение ионной подвижности, в то время как в отсутствие поля их подвижность падает практически до нуля. Такое изменение подвижности может происходить по двум причинам:

- увеличение подвижности, обусловленное нагревом вследствие протекания тока через тонкопленочную структуру в процессе переключения. Нагрев может быть либо самого низкоомного филамента из кислородных вакансий при протекании тока, либо на границе двух фаз (проводящий филамент – оксидная матрица), вследствие падения напряжения. Для тонких пленок (порядка 5 нм) время установления стационарного распределения температуры составляет 2 нс, а при длительностях переключающих импульсов > 100 нс происходит разогрев локальных проводящих участков пленки, приводящий к резкому (экспоненциальному) росту ионной подвижности и ускорению дрейфа кислородных вакансий. Таким образом, управляемость промежуточными резистивными состояниями будет определяться в том числе и тепловыми эффектами;

- уменьшение потенциального барьера, определяющего энергию активации миграции иона в электрическом поле. Изменение подвижности по данному механизму возможно только при неравномерном распределении ионов (или кислородных вакансий) по толщине рабочего слоя. Поскольку для увеличения подвижности требуется понизить потенциальный барьер на величину порядка 1 эВ на длине прыжка (т. е. на расстоянии порядка 0,2 нм). Приложение нескольких вольт к тонкому слою с равномерным распределением ионов не приводит к такому эффекту. Так, чтобы понизить барьер в пленке толщиной 50 нм на величину порядка 1 В на расстоянии 0,2 нм, требуется приложить напряжение к структуре порядка 250 В.

Таким образом, с точки зрения физических механизмов аналоговой перестройки сопротивления в VCM-структурах, основное ограничение на их использование определяется характером изменения ионной подвижности при приложении напряжения при SET- и RESET-процессах, а также величиной ионной подвижности в отсутствие поля.

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Интерес к энергонезависимой резистивной памяти RRAM на основе описанных выше механизмов РП вызван рядом преимуществ, таких как масштабируемость и простота технологии изготовления, достижимость быстрого и энергоэффективного функционирования [22]. В первую очередь, устройства RRAM разрабатываются как потенциальное решение для создания универсальных запоминающих устройств, в которых крайние резистивные состояния CBC и CHC соответствуют логическим значениям «0» и «1». Такие бинарные устройства совмещают в себе высокую скорость переключения между состояниями (порядка наносекунд и менее), низкое энергопотребление (порядка пДж и менее на переключение) и большое количество циклов переключения (10^{12}), характерные для устройств оперативной памяти DRAM и SRAM, но с энергонезависимостью постоянных запоминающих устройств (записанная информация хранится более 10

лет) и уникальной масштабируемостью (размер элемента менее 10 нм). Сравнение УПП с DRAM, SRAM и устройствами Flash-памяти по указанным параметрам, а также по таким параметрам, как разрешение (resolution), занимаемая площадь (footprint), зрелость технологии (maturity), разброс параметров (variability) и плотность (density), приведено на рисунке 4.

Как было отмечено выше, под УПП мы будем в первую очередь понимать устройства RRAM на основе окислительно-восстановительных реакций [31], однако те же выводы касаются и УПП на основе альтернативных механизмов – PCRAM, FRAM, MRAM. Наиболее популярные примеры структур RRAM на основе ОПМ типа HfO_x и TiO_x (см. рисунок 4с и 4d) уже реализованы в интегральном КМОП-исполнении на промышленных технологических линиях [41] (см. также раздел 5). Они используют преимущества надежности и зрелости технологии КМОП и ориентированы в основном на цифровые

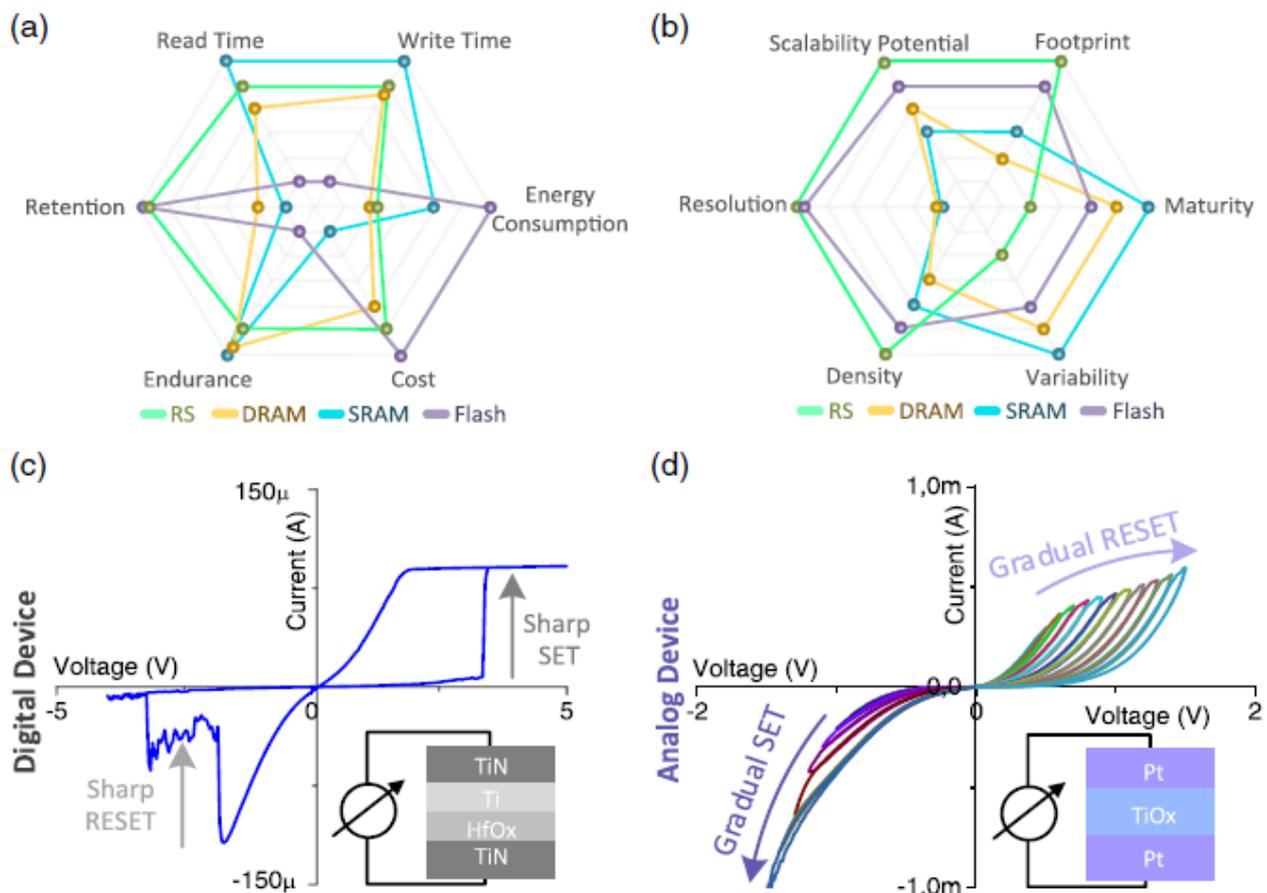


Рисунок 4 – Сравнение по основным параметрам устройств с РП (RS) и традиционных видов запоминающих устройств DRAM, SRAM и Flash, а также ВАХ типичных тонкопленочных структур УПП с резким (цифровым) и плавным (аналоговым) переключением [22]

приложения (рисунок 4с), как альтернатива традиционным видам энергонезависимой памяти, например Flash. Результаты многочисленных исследований последних лет однозначно демонстрируют наличие значительного (тысячи [42]) количества резистивных состояний в одной ячейке памяти с приемлемым разрешением, что открывает возможности хранения информации в виде многих дискретных уровней проводимости, а в предельном случае – уровней, распределенных бесконечно, то есть аналоговым образом. С помощью таких устройств можно реализовать скалярное произведение с заданным разрешением (см., например, [43]).

Устройства RRAM наиболее интересны с точки зрения реализации аналогового изменения проводимости (рисунок 4d), которое обычно описывается с позиций классического мемристивного эффекта. Как будет показано ниже, данная ассоциация теоретических представлений Чуа [9,27] и возможной физической реализации мемристора как нового элемента электрических схем [8] открывает совершенно новые перспективы в плане проектирования и аппаратной реализации новых вычислительных систем. В рамках представлений о мемристоре РР реализует переменный резистор, для которого непрерывный спектр резистивных состояний достигается при приложении напряжения (или при пропускании тока). С этой точки зрения количество состояний проводимости, которые могут быть сохранены в мемристивном элементе, напрямую определяет точность вычисления скалярного произведения в памяти. В последние годы оптимизация мемристивных устройств была направлена именно на повышение разрешения и управляемости аналогового переключения с использованием различных механизмов переключения и материалов [11]. В отдельных мемристивных устройствах было продемонстрировано аналоговое переключение под действием импульсов напряжения, эквивалентное 8-битной точности, что открывает путь к реализации 8-битного скалярного произведения [44]. Меньшее (4–5-битное) разрешение было достигнуто для интегральных устройств в массивах из-за паразитных эффектов, вызванных взаимодействием с другими элементами схемы [45]. Несмотря на это, нет принципиальных физических

ограничений для достижения многоуровневых аналоговых состояний в устройствах RRAM при совершенствовании схем их интеграции и методик программирования в больших массивах. Об этом свидетельствуют последние исследования [40], авторы которых демонстрируют тысячи резистивных состояний в больших массивах кроссбар в интегральном исполнении, полученных благодаря тонкой настройке управляющего протокола непосредственно в ходе работы устройства.

Именно потенциал высокой степени интеграции является неоспоримым преимуществом устройств RRAM, благодаря уникальной масштабируемости мемристивного эффекта в форме РР. В исследованиях [46, 47] была показана возможность РР в устройствах кроссбар с характерным размером менее 10 нм, что позволяет преодолеть ограничения в масштабировании устройств Flash и DRAM. Кроме того, двухполюсная структура УРР обеспечивает сверхплотную интеграцию в массивах кроссбар, в которых элемент памяти расположен на каждом пересечении двух типов параллельных металлических шин, соответствующих нижнему и верхнему электроду. Наконец, УРР и массивы кроссбар могут быть изготовлены с использованием традиционных материалов и серийных процессов КМОП, что позволяет реализовать монолитную трехмерную интеграцию мемристивных устройств в слоях металлизации микросхемы КМОП (так называемый процесс BEOL – back-end-of-line). В рамках такого подхода размер одного устройства кроссбар соответствует площади $4F^2$, где под F понимается критический размер элемента токоведущей металлической линии. Монолитная интеграция резистивной памяти в трехмерный процесс 3D BEOL дает самое большое преимущество по сравнению с другими технологиями встроенной памяти, например, SRAM, для которой занимаемая площадь составляет $200F^2$ в приборном слое (базовый технологический процесс FEOL – front-end-of-line). Этот подход является очень привлекательным, так как он может существенно ослабить требования к масштабированию КМОП-схем, предоставляя дополнительные возможности для интеграции в вертикальном измерении. В дополнение к привлекательности

процесса ВЕОЛ, возможность наложения нескольких массивов кроссбар друг на друга была продемонстрирована экспериментально и может быть совмещена с проектированием КМОП-схем памяти сверхвысокой плотности [48, 49]. В то же время существует целый набор научно-технических проблем, которые необходимо решить, чтобы раскрыть весь потенциал этих подходов:

1) проблема совместимости современных операций литографии с топологией слоев металлизации ВЕОЛ;

2) проблема влияния процесса изготовления 3D-структур в слоях металлизации на параметры устройств, изготовленных в базовом приборном слое;

3) требования к равномерности технологического процесса и выходу годных, обеспечивающих качество изготовления каждого слоя;

4) требование высокой проводимости межсоединений даже для сверхмалых технологических норм.

Хотя архитектура кроссбар идеально подходит для параллельной обработки информации, основное ее ограничение связано с трудностью организации точного доступа к отдельным ячейкам памяти. Паразитные токи утечки через другие резистивные элементы в массиве мешают точному считыванию состояния каждого элемента в отдельности. Адресация устройств RRAM может быть выполнена с использованием или без использования селекторов. В качестве селекторов могут быть использованы транзисторы, расположенные в приборном слое FEOL и последовательно соединенные с двухполюсным мемристивным элементом (так называемые ячейки 1T1R). Большое внимание в настоящее время привлекают и двухполюсные селекторы в виде пороговых переключающих элементов или нелинейных диодов (ячейки 1S1R). Эти пассивные элементы могут предотвратить токи утечки и сохранить двухполюсную структуру отдельной ячейки памяти [50]. Тем не менее интеграция ячеек 1S1R сталкивается с такими проблемами, как разброс параметров самих селекторов и их деградация, так как селекторы также необходимо переключать при каждой операции чтения. Подробное описание этих проблем можно найти

в обзоре [51]. По этим причинам исследователи и инженеры отдают предпочтение концепции интеграции пассивных массивов кроссбар без селектора [43] с применением специальных схем программирования / чтения типа $1/2 V$ или $1/3 V$ [52]. Однако программирование отдельных устройств в пассивных кроссбарах по-прежнему остается проблемой для очень больших массивов, так как «полувыбранные» элементы во время программирования сильно влияют на токи утечки и нарушают состояние выбранных элементов.

Тем не менее новые парадигмы вычислений в памяти, в том числе и нейроморфные вычисления, могут использовать преимущества параллельных схем программирования и даже выигрывать от низкой точности программирования. Таким образом, компромисс состоит в использовании преимуществ параллелизма и агрессивной интеграции за счет менее точного последовательного доступа к отдельным устройствам кросспойнт. Поэтому очень актуальной является задача дальнейшего увеличения размера пассивного массива кроссбар по сравнению с уже достигнутым размером 64×64 [43].

2. Современное состояние и перспективы создания информационно-вычислительных систем искусственного интеллекта нового поколения на основе RRAM

Рассмотрим более подробно современное состояние и перспективы создания информационно-вычислительных систем искусственного интеллекта (ИИ) нового поколения на основе RRAM [21]. Эти применения выходят далеко за рамки просто энергонезависимой памяти, однако используют мемристор как элементную базу благодаря его уникальным свойствам.

Общий «ландшафт» различных применений мемристоров в системах ИИ показан на рисунке 5 и базируется на нескольких подходах к осуществлению вычислений с помощью мемристоров. Уникальной особенностью мемристивных устройств является способность совмещать хранение и обработку информации, что позволяет решать проблему узкого места архитектуры фон Неймана на самом низком, наномасштабном уровне. Один из подходов

реализует концепцию вычислений в памяти, в рамках которой память используется не только для хранения данных, но и для выполнения вычислений в одном и том же физическом месте. Кроме того, мемристоры уже давно привлекаются для создания аппаратных ускорителей искусственных нейронных сетей (ИНС) с глубоким обучением. В частности, мемристоривные массивы кроссбар физически представляют матрицы весовых коэффициентов ИНС в виде значений проводимости в каждой точке пересечения шин. Когда напряжение прикладывается к шинам, идущим в одном направлении, а ток измеряется на шинах в перпендикулярном направлении, массив мемристоров естественным образом обеспечивает векторно-матричное умножение (ВМУ) с постоянным шагом по времени с использованием законов Кирхгофа и Ома. ВМУ – это базовая операция в большинстве алгоритмов глубокого обучения, которая во время обучения и в рабочем режиме повторяется сотни тысяч раз. Когда веса реализованы как значения проводимостей мемристоривных элементов, нет необходимости в интенсивном энергоёмком

перемещении данных, требуемом для ВМУ в обычных цифровых системах на основе архитектуры фон Неймана.

Активно исследуются другие, более биореалистичные концепции параллельных вычислений на основе мемристоров. К ним относятся импульсные (или так называемые спайковые) нейронные сети [53]. Было показано, что мемристоры могут напрямую реализовывать важнейшие функции биологических нейронов и синапсов, а именно синаптическую пластичность, а также интегрирующую и «спайковую» функции нейрона [54]. В составе спайковых сетей информация кодируется и передается в виде спайков напряжения или тока. Проводимость мемристора используется в качестве показателя силы синаптической связи между нейронами. Что еще более важно, подстройка сопротивлений контролируется в соответствии с локальными правилами обучения. Одним из популярных правил локального обучения является пластичность, зависящая от времени прихода спайков (STDP – Spike-Timing-Dependent Plasticity) [55], которая динамически регулирует локальный

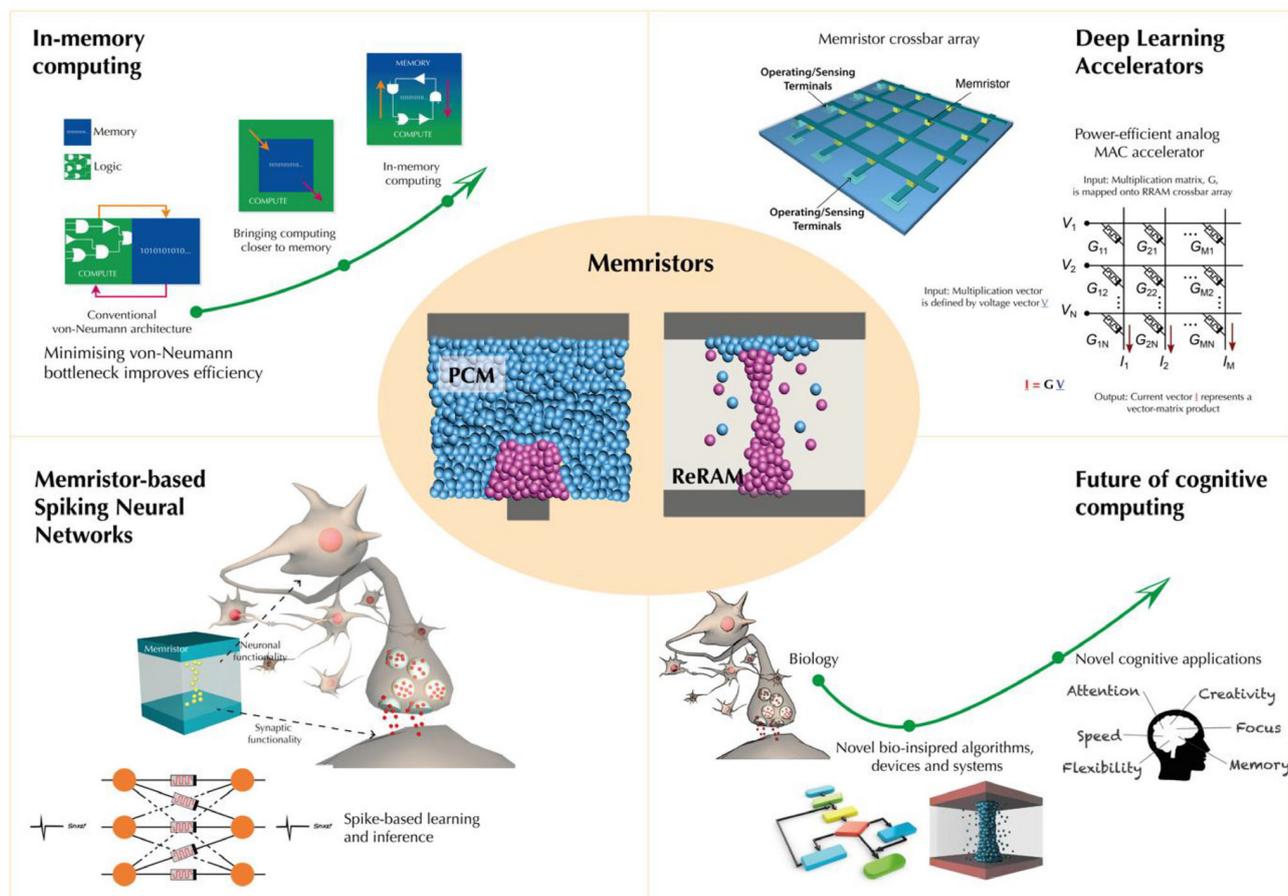


Рисунок 5 – Ландшафт новых информационно-вычислительных систем на основе мемристоров [21]

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

параметр состояния, такой как проводимость, на основе относительного времени прихода спайков. В простом случае проводимость мемристивного «синапса» может быть увеличена или уменьшена в зависимости от степени перекрытия между пре- и постсинаптическими импульсами напряжения. Также существуют решения, которые не требуют перекрытия спайков во времени, а вместо этого используют многоуровневую внутреннюю динамику мемристивных устройств (наличие двух или более параметров состояния с динамикой в разных временных масштабах) [56, 57, 58, 59, 60]. Аппаратная реализация спайковых нейронных сетей приведет к дальнейшему повышению энергоэффективности вычислений, следуя аналогии с высочайшей эффективностью человеческого мозга.

По мнению авторов [21], решающую роль в дальнейшем развитии ИИ сыграют новые знания и вычислительные модели из области вычислительной нейробиологии.

Фактически все последние разработки в области машинного и глубокого обучения были связаны с развитием информатики. Изначально навеванное нейробиологией алгоритмическое наполнение ИНС в основном базируется на устаревших моделях, созданных еще в 1950-х годах. Хотя наше понимание глубинных принципов функционирования биологического мозга до сих пор находится в зачаточном состоянии, новые мозгоподобные архитектуры, идущие дальше простых вероятностных подходов глубокого обучения, могут обеспечить более высокий уровень когнитивных функций. Одним из таких примеров является концепция резервуарных вычислений [61]. Маловероятно, что современная КМОП-технология цифровых транзисторов может быть оптимизирована для эффективной реализации описанных динамических и адаптивных систем. Напротив, схемы на основе мемристоров с богатой динамикой РП и множеством параметров состояния могут

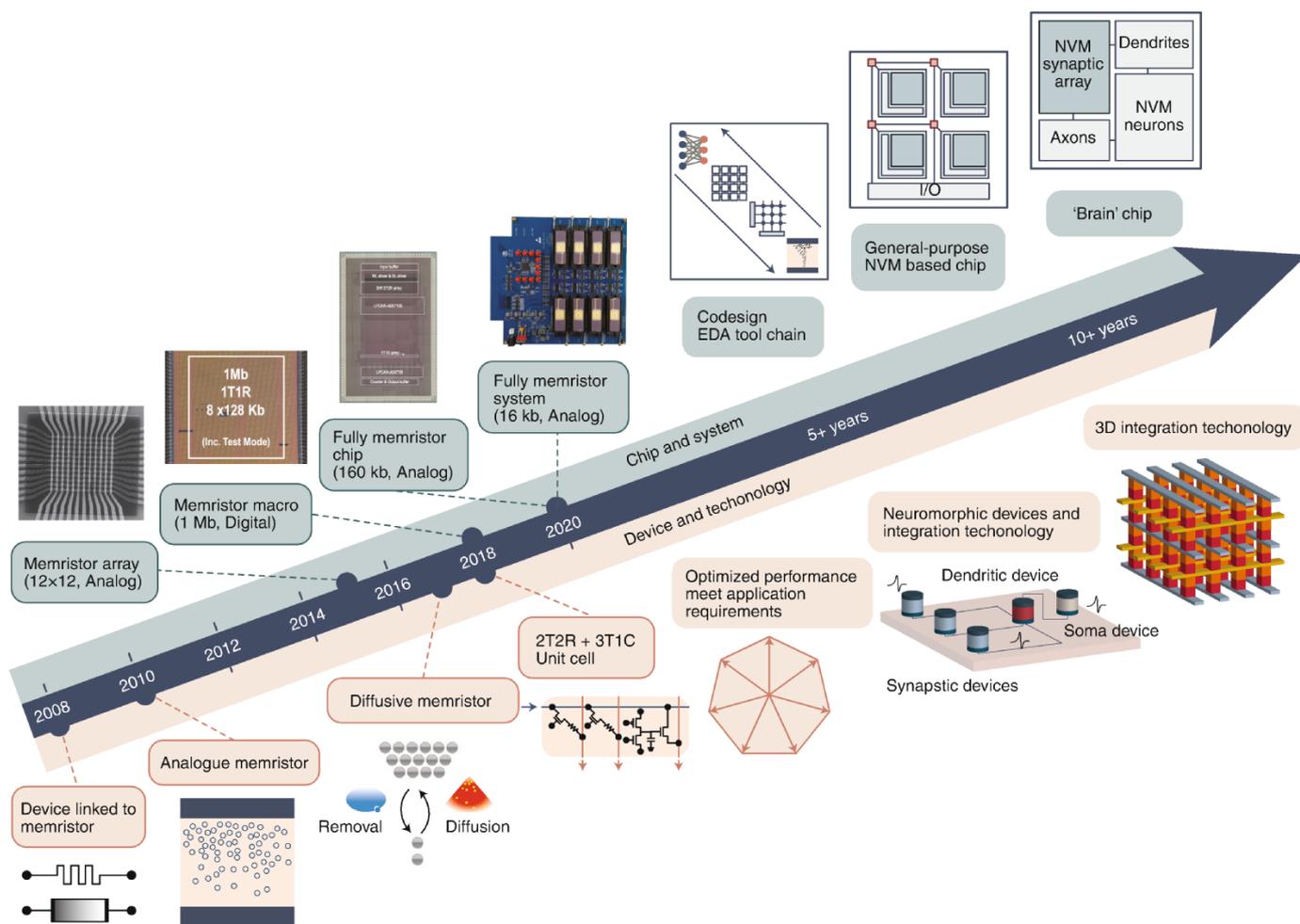


Рисунок 6 – Дорожная карта по развитию нейроморфных вычислительных систем на основе энергонезависимой памяти типа RRAM [19]

предоставить идеальную элементную базу для создания нового класса интеллектуальных и эффективных нейроморфных систем.

На рисунке 6 представлена дорожная карта по развитию нейроморфных вычислительных систем на основе энергонезависимой памяти типа RRAM [19]. На ней проиллюстрированы как уже опубликованные достижения по аппаратной реализации ИНС на основе массивов мемристивных устройств разного размера [8, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69], так и перспективы ближайшего будущего. В данный момент основные усилия брошены на совместную оптимизацию материалов и устройств энергонезависимой памяти в соответствии с требованиями для конкретных будущих устройств и технологий. Все больше нейроморфных устройств используется для демонстрации широкого спектра биоподобных функций, и основной упор необходимо сделать на разработку технологии монолитной интеграции. Трехмерная интеграция мемристивных устройств – это самый перспективный путь к разработке будущих сверхбольших нейроморфных интегральных микросхем, которые смогут приблизиться к возможностям человеческого мозга. На системном уровне проектирование эффективных нейроморфных вычислительных схем зависит от разработки всей цепочки средств автоматизированного проектирования (САПР) от устройств к алгоритмам. Архитектура нейропроцессора общего назначения будет включать в себя достаточное количество встроенных синаптических устройств для поддержки самых современных приложений. Кроме того, микросхема общего назначения должна обеспечивать повышение энергоэффективности на несколько порядков при достижении той же точности вычислений, что уже достигнута для микросхем на основе традиционной элементной базы. Ожидается, что мозгоподобный чип будущего будет использовать наиболее интеллектуальные механизмы работы мозга для реализации высокого уровня ИИ.

Описанный комплексный подход к созданию нейропроцессора уже приносит свои плоды, судя по недавним публикациям результатов международных консорциумов. Так, в работе [70] был представлен прототип нейропроцессора NeuRRAM с 48 нейросинаптическими ядрами на

основе матриц кроссбар, содержащих 256×256 ячеек RRAM, изготовленных по технологии КМОП 130 нм. Хотя полное реализованное количество синаптических ячеек (более 3 миллионов) существенно меньше, чем в известных нейропроцессорах на основе традиционной электронной компонентной базы, последующее масштабирование технологии КМОП до современного уровня 7 нм обеспечит рекордное (на несколько порядков величины) увеличение производительности и энергоэффективности нового процессора. Более того, разработанные решения могут быть обобщены и на другие виды энергонезависимой памяти (PCRAM, MRAM и FRAM).

Наилучшие параметры прототипов нейроморфных вычислительных систем на основе массивов RRAM (с информационной емкостью не менее 1 Кб), достигнутые в период до 2020 года, представлены в таблице 1. Видно, что в основе быстрого прогресса мемристивных систем лежит упомянутая выше BEOL-интеграция мемристивных структур с управляющими транзисторами, выполненными в приборном слое с использованием как современных, так и относительно устаревших проектных норм (от 40 нм до 2 мкм). В качестве рабочего материала в структуре мемристора в основном используются ОПМ или оксид кремния. Как было отмечено выше, основная игра в борьбе за производительность и энергоэффективность разрабатываемых систем разворачивается в оптимизации размера массива и точности (разрешения) установки весов и преобразования входных / выходных данных.

Наиболее актуальное сравнение прототипов нейропроцессоров на основе RRAM с конкретными специализированными нейроморфными процессорами типа Алтай и Tianji, оптимизированными под работу спайковых нейронных сетей, а также с самым производительным графическим процессором от NVIDIA (Tesla V100) представлено в работе [78] (рисунок 7). Это сравнение говорит о том, что, хотя новые процессоры уступают по количеству ядер и синапсов, а также по абсолютным значениям производительности, по относительным показателям, например по плотности вычислений (производительность на единицу площади) и энергоэффективности

Таблица 1 – Сравнение аппаратно реализованных вычислительных систем на основе блоков энергонезависимой памяти (массивов RRAM) с информационной емкостью не менее 1 Кб

Источник информации	Nature El. 2017 [1]	VLSI 2017 [2]	VLSI 2018 [3]	Nature 2018 [66]	Nature El. 2019 [4]	ISSCC 2019 [5]	ISSCC 2019 [41]	IEDM 2019 [6]	Nature El. 2019 [7]	ISSCC 2020 [67]	Nature 2020 [68]
	RRAM	RRAM	RRAM	PCRAM	RRAM	RRAM	RRAM	RRAM	RRAM	RRAM	RRAM
Технология КМОП	2 мкм	150 нм	40 нм	90 нм	65 нм	55 нм	130 нм	130 нм	180 нм	130 нм	130 нм
Рабочий материал	HfO _x	HfO _x	TaO _x	-	SiO _x	SiO _x	HfO _x	HfO _x	WO _x	TaO _x /HfO _x	TaO _x /HfO _x
Полнота интеграции	Нет	Да	Да	Нет	Да	Да	Да	Да	Да	Да	Да
Тип кроссбара	1T1R	1T1R	1T1R	3T1C+2PCM524k	1T1R	1T1R	1T1R	2T2R	0T1R	2T2R	1T1R
Количество ячеек	8k	4k	4M	Аналог.	1M	1M	18k	1k	6k	158,8k	16k
Вес	Аналог.	Цифров.	Аналог.	Аналог.	Тройчн.	Мультибит. 3-бит	Мультибит. 2.3-бит	Цифров.	Аналог.	Мультибит. 3-бит	Аналог.
Точность по весу	6-бит	1-бит	4-бит	>8-бит	Нет свед.			1-бит	6-бит		4-бит
Входной сигнал	Аналог.	Цифров.	Цифров.	Аналог.	Цифров.	Цифров.	Цифров.	Цифров.	Аналог.	Цифров.	Цифров.
Разрешение по входному сигналу	Нет свед.	1-бит	1-бит	9-бит	1-бит	1-бит	1-бит	1-бит	6-бит	1-бит	8-бит
Выходной сигнал	Аналог.	Мультибит.	Цифров.	Аналог.	Мультибит.	Мультибит.	Цифров.	Цифров.	Аналог.	Аналог.	Аналог.
Разрешение по выходному сигналу	8-бит	3-бит	1-бит	8-бит	3-бит	3-бит	16-бит	1-бит	13-бит	1-8-бит	8-бит
Площадь (мм ²)	10,9	3,69	2,71	5,8	6	7,5	11,25	0,2	61,4	21,82	0,0708
Эффектив-ть хранения (Мб·мм ⁻²)	Нет свед.	0,001	1,47	0,088	0,16	0,133	1,6	0,005	0,00009	0,0072	0,23
Производ-ть (TOPs)	1,64	0,101	0,66	20	0,019	0,012	0,78	0,0027	0,057	1,5	0,081
Вычисл. плотность (TOPs·мм ⁻²)	0,15	0,002	0,24	3,44	0,003	0,0016	0,069	0,013	0,0009	0,071	1,16
Энергоэфф-ть (TOPs·Вт ⁻¹)	119,7	0,462	66,5	27,4	16,95	53,17	1,65	4,2	0,1876	78,4	11

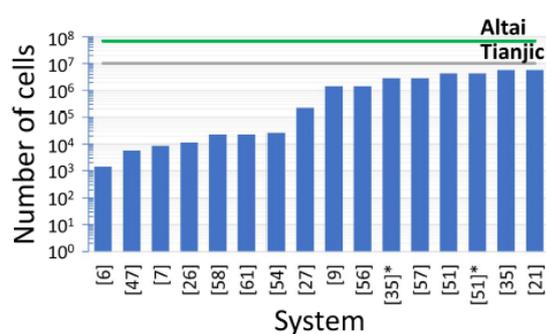
(производительность на единицу потребляемой энергии), они существенно опережают указанные аналоги.

Несмотря на существенный прогресс в изучении и понимании мемристивного эффекта и непрерывное совершенствование технологии УРП за последние 10 лет (представлено в дорожной карте на рисунке 6), существует ряд фундаментальных проблем, которые по-прежнему требуют решения.

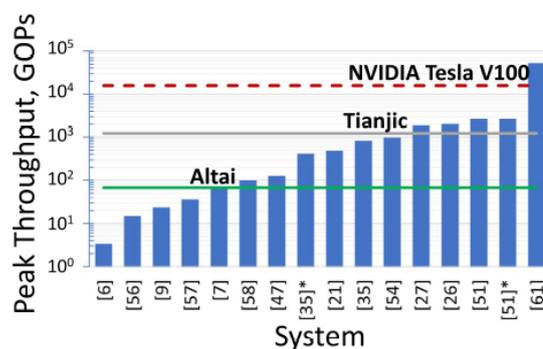
Важной научно-технической проблемой, которая сопровождает применение мемристивных устройств в электронных устройствах на основе традиционных цифровых элементов (запоминающих устройствах RRAM, гибридных аналого-цифровых прототипах нейронных сетей), является то, что процесс РП анионного типа имеет ярко выраженную стохастическую природу [79]. Это означает, что на каждом цикле переключения новое резистивное состояние соответствует совершенно новой конфигурации атомов в локальной области переключения, которая формируется или разрушается при различных значениях тока

и напряжения. Связанный с этим разброс параметров РП является весьма критичным с точки зрения надежности для промышленной реализации электронных схем на основе мемристоров и должен учитываться уже на стадии проектирования мемристивных интегральных схем. Эта проблема требует скорейшего решения, поэтому существенные усилия брошены на проведение интенсивных исследований, призванных повысить воспроизводимость параметров РП [80].

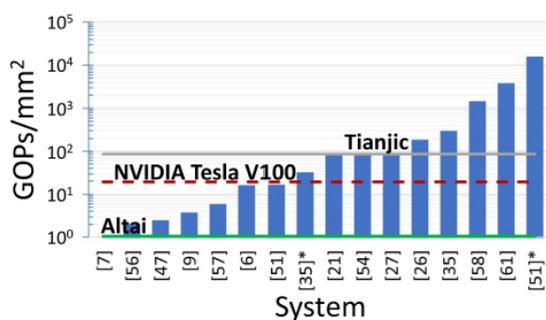
Основные используемые подходы на этом пути проиллюстрированы на рисунке 8. К традиционным подходам относятся подбор материалов и инженерия границ раздела (интерфейсов) в мемристивной структуре [81, 82, 83], а также адаптивное программирование резистивного состояния путем коррекции параметров переключающих импульсов напряжения в зависимости от результата программирования [42, 84, 85]. Эти подходы еще не потеряли своей актуальности, хотя требуют усложнения технологического процесса создания мемристивных устройств и управляющих схем.



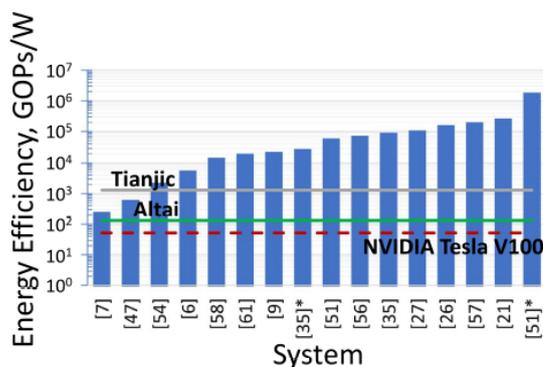
(a)



(b)



(c)



(d)

Рисунок 7 – Результаты сравнения параметров вычислительных систем на основе RRAM с нейроморфными процессорами и GPU на основе традиционных цифровых элементов (ссылки приведены в [77])

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Относительно мало изученным подходом (с точки зрения его экспериментальной реализации) является динамический или системный подход, в рамках которого мемристивное устройство рассматривается как динамическая система с определенным набором параметров внутреннего состояния. В этом случае отклик мемристивной системы может быть изучен и интерпретирован с использованием арсенала методов статистической физики [86, 87, 88, 89]. Более того, состоянием такой системы можно управлять, меняя характеристики входных сигналов [90] (в том числе параметры внешнего шума [91]).

Выбор того или иного подхода к управлению РП зависит от уровня разработки и от конкретных применений мемристоров, однако на системном уровне, когда надо обеспечить работоспособность массива мемристивных устройств в составе сложных функциональных схем, решение проблем более высокого уровня, сопряженных с динамическим откликом компактных моделей мемристоров, автоматизированным программированием их резистивного состояния неразрывно связано с

материаловедческими вопросами и оптимизацией конструктивного варианта мемристивной структуры [11]. Необходимым условием для успешного решения этих проблем является наличие отработанной технологии получения отдельных материалов и их комбинаций в ходе создания мемристивных устройств и массивов.

Следует отметить, что именно «живой» нелинейный отклик мемристивных устройств на электрическое воздействие вкупе с их уникальной масштабируемостью являются важнейшими достоинствами, которые определяют возможность создания на базе мемристоров истинно мозгоподобных нейронных сетей, основанных на процессах самоорганизации в нейросетевых архитектурах [92, 93, 94] и качественно отличающихся от традиционных нейронных сетей. Внутренне присущая мемристивным устройствам стохастичность также может быть применена в вычислительных системах и системах информационной безопасности [95, 96] и учтена при вероятностном описании мемристивных сетей [97].

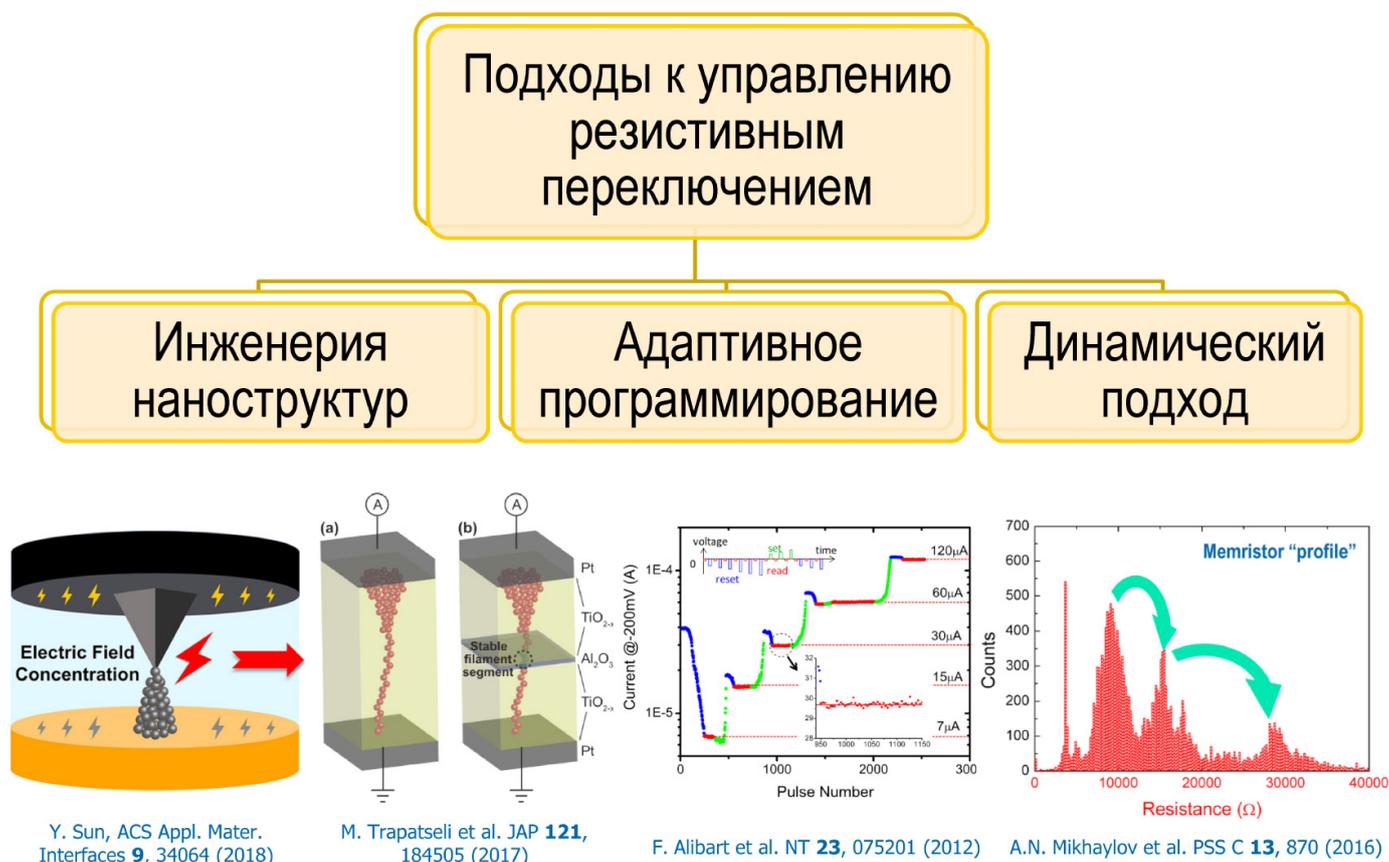


Рисунок 8 – Основные подходы, используемые для управления параметрами резистивного переключения

3. Сравнительный анализ энергонезависимой памяти RRAM с существующими аналогами

В качестве основных альтернативных технологий создания энергонезависимой памяти рассмотрим запоминающие устройства на основе фазопеременных материалов (Phase-Change Random-Access Memory – PCRAM), сегнетоэлектрические (Ferroelectric RAM – FRAM) и магниторезистивные запоминающие устройства (Magnetoresistive RAM – MRAM).

Принцип действия памяти на основе фазового перехода (PCRAM) основан на способности некоторых материалов быстро изменять фазу стабильного физического состояния. В качестве таких материалов, как правило, используются халькогениды, которые при нагреве могут «переключаться» между двумя состояниями: кристаллическим и аморфным. Амплитуда и длительность приложенных импульсов напряжения управляют фазовым переходом – процесс SET изменяет аморфную фазу на кристаллическую (переход из CHC в CHC), а процесс RESET изменяет кристаллическую фазу на аморфную (переход из CHC в CBC). Соответствующие явления стали активно исследоваться еще в 1960-х годах, однако первые прототипы запоминающих устройств от компаний Samsung, Intel и STMicroelectronics, IBM были анонсированы лишь в 2000-е годы. Во второй половине 2010-х стали коммерчески доступны накопители PCRAM Intel Optane (3D XPoint) [98].

Магниторезистивная память MRAM – запоминающее устройство с произвольным доступом, которое работает по принципу магнитного туннельного перехода и хранит информацию в виде электрического сопротивления ячейки, изменяющегося за счет разного направления намагниченности двух ферромагнитных слоев. Важнейшее преимущество этого типа памяти – энергонезависимость, то есть способность сохранять записанную информацию (например, программные контексты задач в системе и состояние всей системы) при отсутствии внешнего питания. Технология MRAM разрабатывается с 1990-х годов. В сравнении с растущим объемом производства других типов компьютерной

памяти, особенно Flash-памятью и памятью типа DRAM, она пока широко не представлена на рынке (за исключением специальных применений). Основным недостатком MRAM – высокая стоимость, которая намного выше, чем у традиционных схем энергонезависимой памяти.

FRAM представляет собой запоминающее устройство, которое по своему строению схоже с DRAM (Dynamic RAM), но использует слой сегнетоэлектрика вместо диэлектрического слоя для обеспечения энергонезависимости, что обеспечивает такую же функциональность, как и Flash-память. Физический принцип хранения информации ячейкой FRAM заключается в длительном энергонезависимом сохранении электрической поляризации, приобретенной в электрическом поле при записи, сегнетоэлектрическим материалом. Направление вектора поляризации, соответствующее логическому «0» или «1», задается электрическим полем, приложенным к обкладкам конденсатора с сегнетоэлектрическим диэлектриком в процессе записи. После отключения напряжения сегнетоэлектрик способен сохранять поляризацию очень долго: применяемые сейчас в производстве материалы способны хранить поляризацию более 45 лет в крайних пределах диапазона условий эксплуатации. При нормальных условиях расчетный срок сохранности данных составляет тысячи лет.

До недавнего времени основным недостатком микросхем FRAM-памяти считалась сравнительно низкая плотность размещения данных и, в связи с этим, ограниченная емкость этих микросхем. Но в последние пару лет компании-производители повышают значение емкости своих микросхем до уровня 8 и более Мбит, и это далеко еще не предел возможностей производителей. В настоящее время память FRAM широко используется в приборах учета расхода ресурсов (счетчики электроэнергии, воды, параметров потока нефте- и газопроводов), вычислительной и офисной технике, в бытовых электронных приборах, а также в автоэлектронике.

Ниже приводится сравнение основных характеристик устройств резистивной энергонезависимой памяти, физический принцип действия которых основан на различных эффектах (RRAM, PCRAM, MRAM, FRAM).

Таблица 2 – Сравнение характеристик четырех типов энергонезависимой резистивной памяти [12,98]

Тип памяти	Мин. разброс, %	Макс. число уровней	Мин. энергия переключения, фДж	Макс. быстр-вие, пс	Макс. ресурс циклов переключения	Макс. время хранения (20 °С), лет	Мин. размер, нм
RRAM	~ 9,65 [100]	64 [70]	115 [139]	85 [135]	10^{12} [144]	>1000 [151]	~ 2 [46]
PCRAM	~ 9,62 [101]	16 [102, 100]	1000 [103]	700 [104]	10^{11} [105]	>1000 [106]	~ 5 [102]
MRAM	~ 0,29 [108]	2 [109, 110]	10 [111]	200 [112]	10^{12} [107]	10 [113]	~ 10 [114]
FRAM	~ 24,5 [115]	~ 10 [116, 117, 118]	100 [115]	10000 [115]	4×10^6 [117]	0,0078 [119]	~ 20 [120]

Рекордные значения основных характеристик, достигнутые к настоящему моменту [12, 99], указаны в таблице 2 и представлены в виде радиальной диаграммы на рисунке 9.

Стохастичность и количество состояний

Различные вычислительные задачи предъявляют разные требования к возможностям представления информации. Как для нейронных сетей, так и для аналоговых вычислений в памяти производительность во многом определяется

количеством битов, которые могут предоставить ячейки резистивной памяти. Например, большое количество различных физических состояний или большое соотношение между диапазоном проводимости и широкими возможностями программирования и чтения этих диапазонов означает большее количество «эффективных» битов на устройствах, для которых резистивное состояние определено однозначно или с приемлемым разрешением. Такие приложения, как кибербезопасность, могут выиграть от определенного уровня случайности, тогда как цифровые вычисления в памяти

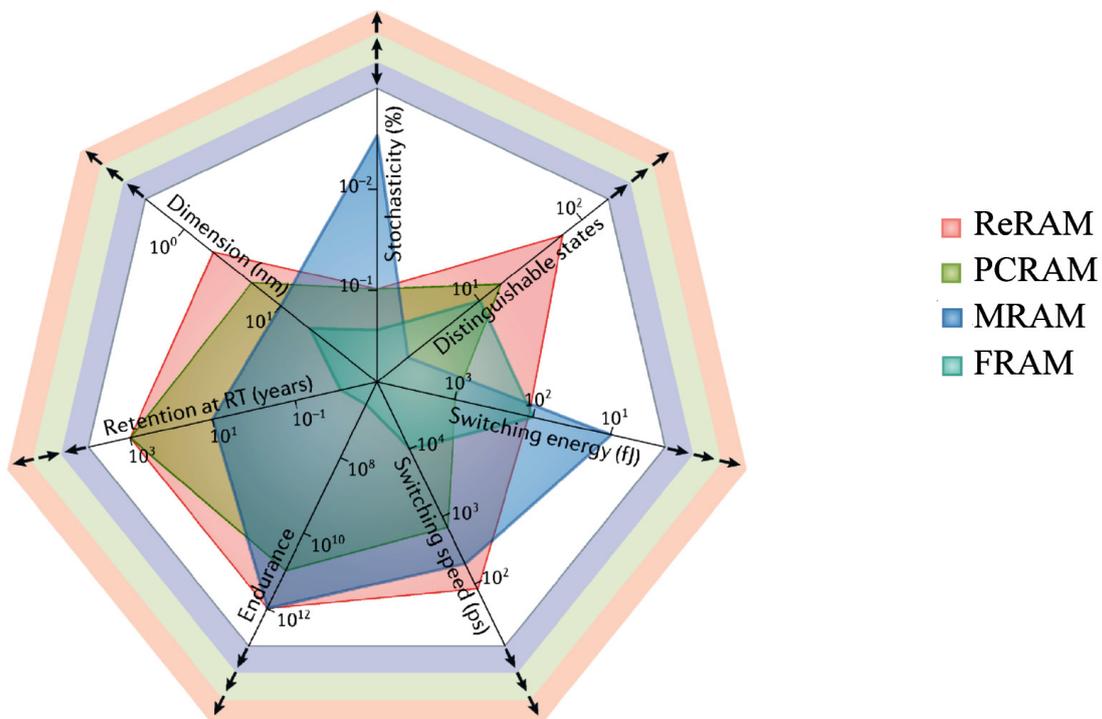


Рисунок 9 – Сравнение основных характеристик четырех типов энергонезависимой резистивной памяти [11]

работают с четко определяемыми двоичными состояниями (рисунок 9). Как RRAM, так и PCRAM демонстрируют относительно широкие возможности программирования резистивного состояния из-за значительного перераспределения атомов, участвующих в процессе стохастического переключения. В то же время резистивное состояние может быть задано однозначным образом, например, в устройствах, переключение в которых происходит в одномерных каналах, образованных прорастающими дислокациями в эпитаксиальных гетероструктурах SiGe / Si(001) – т. наз. EpiRRAM [121], а также при использовании ограничивающих нанослоев, встроенных в активную область устройства, [122] и алгоритмов адаптивного программирования [100]. Такие подходы привели к демонстрации 64-уровневой и 16-уровневой проводимости в RRAM [70] и PCRAM [100], соответственно.

Быстродействие (время записи/чтения)

Скорость переключения обычно ограничивается скоростью окислительно-восстановительной реакции и скоростью миграции ионов в RRAM или скоростью зародышеобразования и роста новой фазы в PCRAM. В обоих типах памяти быстродействие зависит от приложенного напряжения, температуры и выбора материала активного слоя или материала ионов, ответственных за резистивное переключение. Например, самая высокая скорость переключения (85 пс) наблюдалась в RRAM, работающей на миграции вакансий азота [135], а самая высокая скорость кристаллизации (800 пс) была зафиксирована в PCRAM на основе Sb₂Te₃:Sc. Для MRAM и FRAM изменения ориентации магнитных доменов или сегнетоэлектрической поляризации связаны с минимальным смещением атомов, поэтому в этом случае обычно требуется меньшая энергия переключения и более короткое время переключения, по сравнению с RRAM и PCRAM. В MRAM с помощью специального «свободного» ферромагнитного слоя было реализовано время переключения < 10 нс [123].

Энергопотребление (в режимах записи, чтения и ожидания)

Для RRAM и PCRAM энергия

переключения в основном определяется процессом RESET. Хотя сообщается, что энергия процесса RESET может составлять до 6 фДж [138], типичные RRAM показывают минимальную энергию переключения ~ 100 фДж [139]. В PCRAM энергия процесса RESET примерно пропорциональна переключающемуся объему. Так, в устройствах PCRAM с электродами из углеродных нанотрубок энергия RESET может достигать ~ 100 фДж [108], хотя более типичное минимальное значение составляет ~ 1000 фДж [104].

Поскольку для программирования MRAM не требуется статический ток, энергия переключения в основном сводится к энергии заряда и разряда конденсатора; так, самая низкая энергия переключения (< 10 фДж) среди всех резистивных материалов была зарегистрирована для MRAM на основе Co₂₀Fe₆₀B₂₀ / MgO / Co₂₀Fe₆₀B₂₀ / Ta / [Co/Pd]₁₀. Для FRAM на основе Co / BaTiO₃ / La_{0.67}Sr_{0.33}MnO₃ было достигнуто переключение с энергией ~ 100 фДж для устройств с диаметром 200 нм и ~ 10 фДж для устройств размером 50 нм [115].

Количество циклов перезаписи (до существенной деградации резистивных состояний)

Высокая стойкость к циклическому переключению (то есть максимальное количество циклов переключения) необходима для всех типов вычислений, особенно для тех, которые связаны с частым программированием (например, вычисления в памяти). Устойчивый отказ устройств может происходить из-за структурной усталости, особенно в RRAM и PCRAM. Для RRAM механизм этой усталости может заключаться в паразитных окислительно-восстановительных реакциях с электродами, диффузионном разрастании филаментов, а также рекомбинации или захвате в устойчивые дефектно-примесные комплексы вакансий или ионов, составляющих филаменты [141]. Устройства RRAM могут выдерживать до 10¹² циклов переключения [144]. Для PCRAM максимальное количество циклов перезаписи связано с электромиграцией [144] и, как следствие, фазовой сегрегацией в расплаве [144], наряду с механическими напряжениями вследствие изменения плотности [125]. Долговечность PCRAM может быть увеличена

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

за счет разработки методик нанесения пленок, оптимизации состава и геометрии устройства. Используя этот подход, срок службы PCRAM Ge-Sb-Te с размером $7,5 \times 17 \text{ нм}^2$ был увеличен до 10^{11} циклов [104].

Предполагается, что MRAM и FRAM могут выдерживать большое количество циклов перезаписи, поскольку они демонстрируют меньшую структурную усталость, чем другие типы памяти, благодаря минимальному смещению атомов во время переключения. Сообщалось, что MRAM обладают выносливостью 10^{10} циклов переключения и средней термической стабильностью после релаксации радиационных повреждений, вызванных реактивным ионным травлением [126]. Приборы, основанные на эффекте поворота спинового момента в магнитных туннельных переходах (англ. spin-orbit torque magnetic tunnel junction, SOT MTJ) на базе структур CoFeB / MgO / CoFeB, переключались до 10^{12} раз, так как через переход не протекает ток в ходе процесса программирования [107]. Хотя для FRAM предсказывалась большая долговечность, на данный момент продемонстрировано 4×10^6 [117] и 10^7 [127] циклов перезаписи.

Время хранения записанного резистивного состояния

Стабильность во времени резистивных состояний имеет решающее значение для синапсов ИНС и вычислений в памяти (рисунок 9). Однако быстрый дрейф уровня проводимости можно использовать для имитации определенной синаптической и нейронной динамики и для реализации генераторов случайных чисел.

Увеличение потенциального барьера между переключаемыми состояниями увеличивает энергию переключения, но также увеличивает и время сохранения состояния проводимости. При этом зависимость времени хранения от температуры, в целом, соответствует закону Аррениуса. Как RRAM, так и PCRAM могут достигать времени хранения записанного состояния более 10 лет при 300 К. В частности, для PCRAM на основе $\text{Ge}_2\text{Sb}_2\text{Te}_5$, обогащенного Ge и легированного N, была продемонстрирована возможность хранения записанного состояния в течение 10 лет при температуре 210 °C [105] (рисунок 9). Наиболее длительные времена хранения записанного состояния для

FRAM составляют 68 ч и 278 ч при 300 К для сегнетоэлектрических туннельных переходов (англ. ferroelectric tunnel junction, FTJ) на базе пленок BiFeO_3 [118] и трехполосной ячейки [126], соответственно.

Размеры элементов и масштабируемость

Высокая плотность интеграции устройств увеличивает портативность и уменьшает стоимость вычислительных систем, и, таким образом, является универсальным преимуществом для всех приложений (рисунок 9), особенно таких, как ИНС и вычисления в памяти, которые требуют большого объема энергонезависимой памяти.

В большинстве случаев устройства RRAM являются самыми масштабируемыми благодаря локализации проводящих филаментов. Устройства RRAM на базе HfO_x с размером контактов до $10 \times 10 \text{ нм}^2$ демонстрируют высокие быстродействие и надежность. В [46] сообщается о создании массива устройств RRAM кроссбар с низкими значениями рабочих токов с критическим размером 2 нм и полупериодом 6 нм на основе двухслойных пленок $\text{HfO}_2 / \text{TiO}_x$. Также устройства RRAM на базе TaO_x были интегрированы в интегральные схемы (ИС) памяти объемом 7,2 Мбит, изготовленные по технологии Intel 22FFL FinFET (маломощные КМОП-транзисторы) с критическим размером 22 нм [128].

Масштабируемость PCRAM подтверждается путем использования электродов из углеродных нанотрубок с площадью контакта $\sim 5 \text{ нм}^2$ [102, 106]. Масштабирование устройств PCRAM также уменьшает энергию переключения. В [129] сообщается об интеграции PCRAM емкостью 8 Гб в ИС с критическим размером 20 нм с диодным устройством доступа.

Возможность изготовления многослойных массивов устройств RRAM и PCRAM продемонстрирована экспериментально. Были изготовлены 8-слойные 3D-массивы устройств памяти на базе $\text{TiN} / \text{HfO}_2 / \text{TaO}_x / \text{Ti} / \text{TiN} / \text{W}$ компанией Micron [130], а также «Optane memory» компанией Intel [131].

Для MRAM и FRAM умеренное увеличение размеров увеличивает время хранения информации и число состояний. Однако при

этом уменьшается плотность устройств памяти. Была продемонстрирована интеграция устройств STT MTJ в ИС MRAM с критическими размерами 22 нм или 28 нм емкостью несколько Мбит [127, 132, 133] с возможностью масштабирования до критических размеров <10 нм [134, 113].

Устройства FRAM на основе BaTiO_3 могут быть масштабированы до 20 нм при использовании наностроек Ag в качестве электродов [119].

Таким образом, RRAM опережает альтернативные устройства резистивной памяти по набору основных характеристик, к которым относятся масштабируемость, количество

циклов перезаписи, время хранения записанного состояния, количество записанных состояний, быстродействие.

Сравнение по патентной активности и технологизируемости по данным из базы Европейского патентного ведомства (ЕПВ) также свидетельствует не в пользу MRAM и FRAM.

На рисунке 10 приведена динамика изобретательской активности в области FRAM.

Необходимо отметить отрицательную динамику патентования в области FRAM памяти, начиная с 2004 г. по 2013 г. (рисунок 10). Это свидетельствует об уменьшении интереса к данной

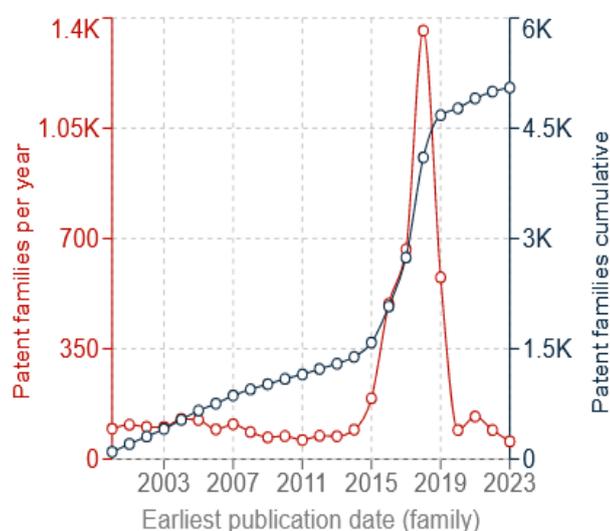


Рисунок 10 – Динамика изобретательской активности (патентные семьи) в области FRAM (данные из ЕПВ (espacenet.com))

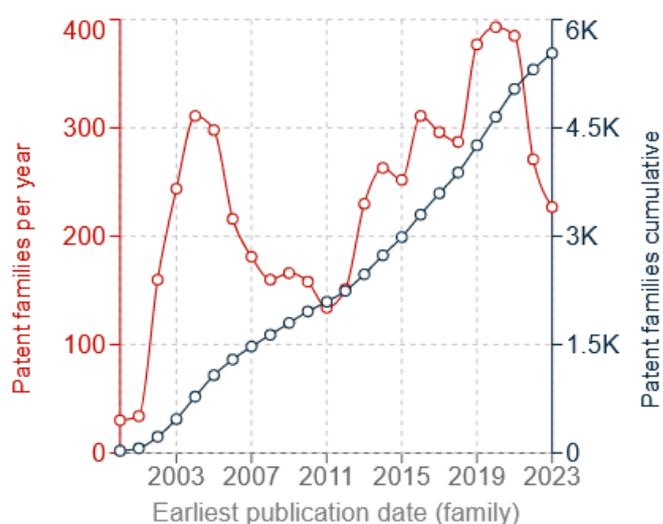


Рисунок 11 – Динамика изобретательской активности в области MRAM (данные из ЕПВ (espacenet.com))

области техники компаний-разработчиков. С 2014 г. по 2019 г. наблюдается всплеск патентования устройств сегнетоэлектрической памяти, сменяющийся опять отрицательной динамикой. На основании этого можно сделать вывод о нестабильной ситуации на рынке запоминающих устройств, производимых по технологии FRAM.

На рисунке 11 приведена динамика изобретательской активности в области MRAM.

Динамика патентования в области MRAM носит волнообразный характер, но в целом можно говорить о стабилизации количества выданных патентов. Последний пик патентования приходится на 2020 год, и в настоящее время можно прогнозировать снижение объема получаемых патентов в области

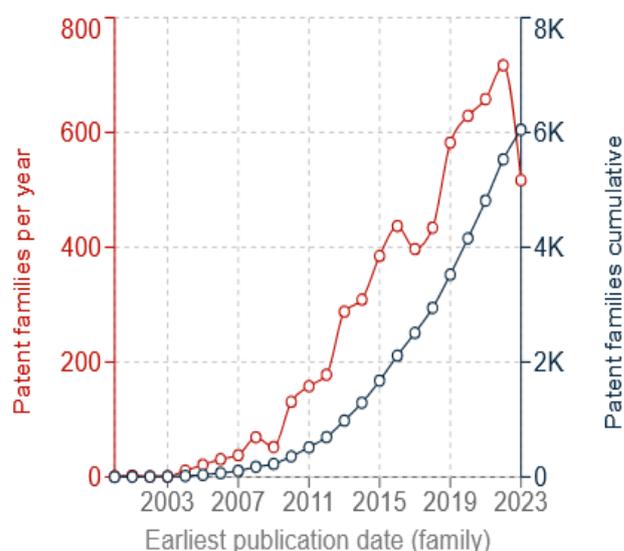


Рисунок 12 – Кривая динамики патентования в области RRAM (данные из ЕПВ (espacenet.com))

магниторезистивной памяти.

Выпуск микросхем энергонезависимой памяти типов FRAM и MRAM, в том числе спецстойких, зарубежными коллективами налажен благодаря десяткам миллиардов инвестиций и десяткам лет разработки. Например, в аппаратуре космического назначения, судя по опубликованным данным, используются микросхемы MRAM объемом в 16 Мбит (сборки до 64 Мбит), производимые компаниями Everspin и Honeywell, и микросхемы FRAM объемом до 16 Мбит, производимые Ramtron. Разработкой и продвижением этих типов памяти эти фирмы занимаются более 20 лет.

Исследования RRAM характеризуются положительной динамикой патентования (рисунок 12) в отличие от FRAM и MRAM, основные пики патентования для которых уже пройдены. Это говорит о высоком потенциале технологической реализуемости RRAM. В данный момент новый тип резистивной памяти RRAM продемонстрирован в виде отдельных прототипов микросхем памяти или в виде встраиваемых блоков памяти в микроконтроллеры, которые еще не получили широкого распространения на рынке. Основные усилия, которые прослеживаются по публикациям и патентам, направлены на оптимизацию параметров элементов резистивной памяти и увеличение степени интеграции. Предполагается перевод всей коммерческой электроники с микросхем памяти типа Flash на микросхемы RRAM, как только изготовление резистивной памяти станет более рентабельным, а Flash-память достигнет предела масштабирования плотности на кристалле.

Основные параметры устройств RRAM

Рассмотрим более детально основные параметры, характеризующие структуры и устройства RRAM, среди которых стоит выделить быстродействие, энергопотребление, количество циклов перезаписи, время хранения записанного состояния, величину, характеризующую разницу между состоянием «0» и состоянием «1», диапазон рабочих температур, величину, характеризующую вероятность возникновения ошибок при чтении и/или записи. Важной характеристикой также является радиационная стойкость элементов

памяти.

Быстродействие (время записи состояния, время чтения состояния)

Скорость записи состояния – минимальная длительность электрического импульса, способного изменить резистивное состояние ячейки памяти. В устройствах RRAM скорость записи обычно ограничивается скоростью окислительно-восстановительной реакции и скоростью миграции ионов и зависит от приложенного электрического поля, температуры и материала ионов, ответственных за резистивное переключение. Скорость записи RRAM обычно составляет порядка наносекунд или десятков наносекунд, что на порядки выше скорости записи ячеек Flash. Было показано, что устройства RRAM могут переключаться со скоростью 100 пс [135] и, возможно, даже быстрее. Например, самое быстрое время переключения наблюдалось в RRAM, работающей на миграции вакансий азота, и составило 85 пс [136].

Одна из возможных причин сверхвысокой скорости заключается в том, что расстояние, на которое ионы могут перемещаться во время переключения, довольно мало – примерно нанометр и меньше. Другая ключевая причина заключается в том, что наноразмерная активная область внутри переключающегося оксидного материала находится под очень сильным электрическим полем, увеличивающим подвижность ионов [137], и нагревается во время переключения за счет джоулева тепла [138], что значительно увеличивает подвижность ионов и обеспечивает более быстрое переключение. После прохождения импульса нагретая область остывает очень быстро, вероятно, в течение наносекунды, и подвижность ионов снова падает до низкого уровня. Это приводит к длительному времени хранения записанного состояния при относительно низких значениях смещения за счет поля и температуры. Длительное время хранения состояния обеспечивается за счет малости напряжений считывания, поскольку низкие напряжения позволяют избежать температурного и полевого ускорения ионов и, следовательно, их подвижность остается очень низкой.

Энергопотребление (в режиме записи, в режиме чтения и в режиме ожидания)

Как уже было сказано выше, для устройств RRAM энергия переключения в основном определяется процессом переключения RESET. Минимальное значение энергии, затрачиваемой в процессе RESET, известное из литературы, составляет 6 фДж [139], в то же время типичные значения энергии составляют ~ 100 фДж [140].

Энергопотребление в режиме чтения ячеек памяти обычно не вызывает вопросов, поскольку оно намного ниже, чем в режиме записи. Ток переключения можно значительно снизить за счет уменьшения размера устройства или оптимизации материалов. В качестве примера: наноустройства на основе TaO_x (50×50 нм²) могут переключаться за время менее 2 нс при напряжении менее 2 В с током менее 10 мкА, в результате чего рабочее энергопотребление составляет менее пДж/бит [141].

Количество циклов перезаписи (до существенной деградации резистивных состояний)

Деградация устройств RRAM может происходить из-за структурной усталости, которая включает нежелательные окислительно-восстановительные реакции с электродами, разрастание филаментов и нежелательную диффузию (или потерю) атомов филаментов [142]. Поэтому огромные усилия были предприняты для повышения количества циклов перезаписи в RRAM [143]. Обычно сообщается о 10⁶–10⁸ циклов

перезаписи [144, 145]. Такой диапазон стоит считать наиболее адекватным для сравнения с усредненным мировым уровнем [146].

Чен и др. изучили поведение отказов в 1T1R RRAM на основе HfO_x и обнаружили, что агрессивные условия импульсов SET/RESET могут приводить к истощению или избытку кислородных вакансий на границе раздела [147]. Таким образом, путем оптимального подбора соотношения амплитуд импульсов SET/RESET можно увеличить количество циклов перезаписи, а значит, и срок службы устройства, с 10⁶ до более чем 10¹⁰ циклов. Шеу и др. продемонстрировали массив RRAM с информационной емкостью 1 Кбайт на основе HfO_x с использованием процесса КМОП BEOL 0,18 мкм, показав количество циклов перезаписи, превышающее 10⁸ [148]. Ли и др. сообщили об асимметричном РП в устройстве на основе TaO_x с дополнительным окисленным плазмой слоем [144]. Эта двухслойная структура демонстрирует явление локального переключения, которое приводит к значительному снижению тока и экстремальному числу циклической перезаписи, превышающему 10¹² (рисунок 13).

В то же время опубликованные рекордные данные требуют проверки и критического анализа. Это стимулировало разработку общих рекомендаций, методов и стандартов для надежного определения этого важного параметра РП, которые представлены в работах [149, 150].

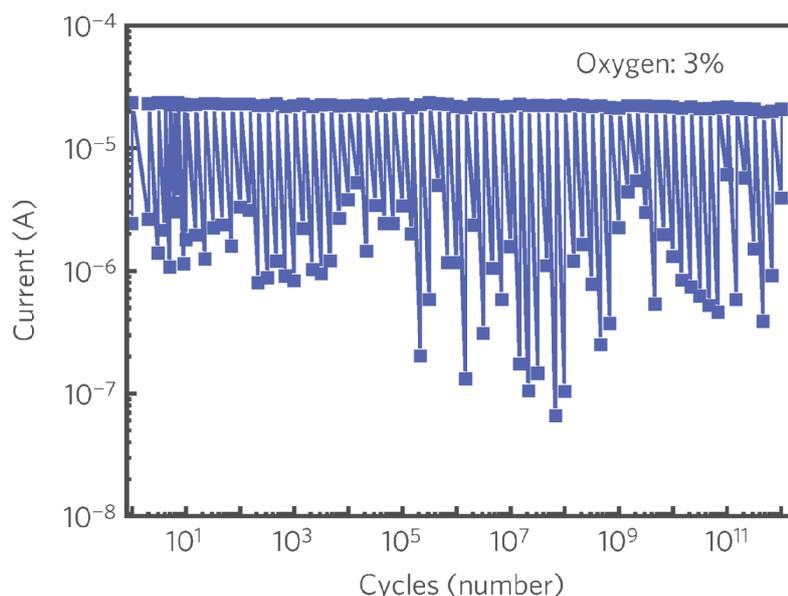


Рисунок 13 – Количество циклов перезаписи мемристорной структуры на основе TaO_x [144]

Время хранения записанного резистивного состояния

Время хранения записанного состояния в RRAM является важным аспектом надежности. Типичная энергонезависимая память требует хранения данных в течение 5–10 лет при температуре до 85–125 °С. Как правило, через определенный период ток (сопротивление) в состоянии с низким сопротивлением имеет тенденцию уменьшаться (увеличиваться), что указывает на деградацию филаментов из-за потери кислородных вакансий. Ток (сопротивление) в состоянии с высоким сопротивлением демонстрирует смешанное поведение, при этом наблюдается как увеличение, так и уменьшение его величины. Ранее экспериментально было продемонстрировано, что в RRAM на основе TaO_x время хранения записанного СВС и СНС остается почти постоянным в течение 3000 часов при повышенной температуре 150 °С [151]. В других исследованиях было продемонстрировано, что RRAM могут обеспечивать время хранения записанного состояния более 10 лет при комнатной температуре с использованием, например, каналов проводимости Ta–O в HfO₂ [152].

Величина, характеризующая разницу между состоянием «0» и состоянием «1»

Высокое отношение сопротивлений высокоомного состояния к низкоомному $R_{\text{СВС}}/R_{\text{СНС}}$ (или $R_{\text{OFF}}/R_{\text{ON}}$) позволяет хорошо различать информацию, хранящуюся в ячейке, и упрощает ее обработку. Поскольку уровни сопротивления являются аналоговыми величинами, это также обеспечивает некоторую устойчивость к потере бита информации. Отношение сопротивлений $R_{\text{СВС}}/R_{\text{СНС}}$ может легко варьироваться от 10 до 1000, что обеспечивает хороший динамический диапазон для определения состояния ячейки. Значения сопротивления в СВС и СНС также важны для проектирования/определения размеров массива памяти, а также для решения проблем энергопотребления в режиме ожидания, чтобы минимизировать токи утечки через массив.

Величина, характеризующая вероятность возникновения ошибок при чтении и/или записи (необходимость в наличии

схемотехнических решений для снижения вероятности появления «ошибочных» состояний)

С постоянным уменьшением размеров наноустройств электродов возникают проблемы, связанные с утечкой и последовательным сопротивлением межсоединений в чисто пассивной архитектуре кроссбар. Токи утечки серьезно ограничивают допустимый предел чтения на выходе. Во время операции чтения паразитные пути утечки через невыбранные ячейки в массиве кроссбар приводят к неточному выходному сигналу и могут помешать правильной идентификации СВС и СНС для необходимой ячейки.

Для устранения этих проблем было предложено несколько решений. В частности, для устройств с биполярным РП необходимы биполярные нелинейные устройства выбора – селекторы. Путем введения нелинейных селекторов в каждой точке кроссбара можно с большой вероятностью подавить утечку при низких напряжениях и таким образом улучшить предел чтения. На сегодняшний день принцип работы селекторов основан на различных механизмах, таких как барьер Шоттки [153, 154, 155], туннельные барьеры [156], переход металл-диэлектрик [157, 158, 159], стабилитроны [160] и др. В работе [161] представлено всестороннее численное исследование операции чтения кроссбаров, где каждая ячейка состоит из последовательно подключенного нелинейного селектора вместе с элементом памяти, образующим структуру «один селектор – один резистор» (1S1R). Изучались различные схемы чтения, в частности схема GN-GN – заземленные невыбранные словарные и битовые шины, GN-FT – заземленные невыбранные строки слов и плавающие невыбранные строки битов, FT-GN – плавающие невыбранные строки слов и заземленные невыбранные строки битов, FT-FT – плавающие невыбранные строки слов и строки битов, схемы 1/2 V (1/3 V), где к невыбранным строкам слов и невыбранным строкам битов приложено напряжение 1/2 (1/3) V_{read} . Было обнаружено, что схемы GN-FT и 1/3 V обеспечивают лучший запас чтения и меньшую рабочую мощность по сравнению с традиционной схемой GN-GN (рисунки 14). Если можно

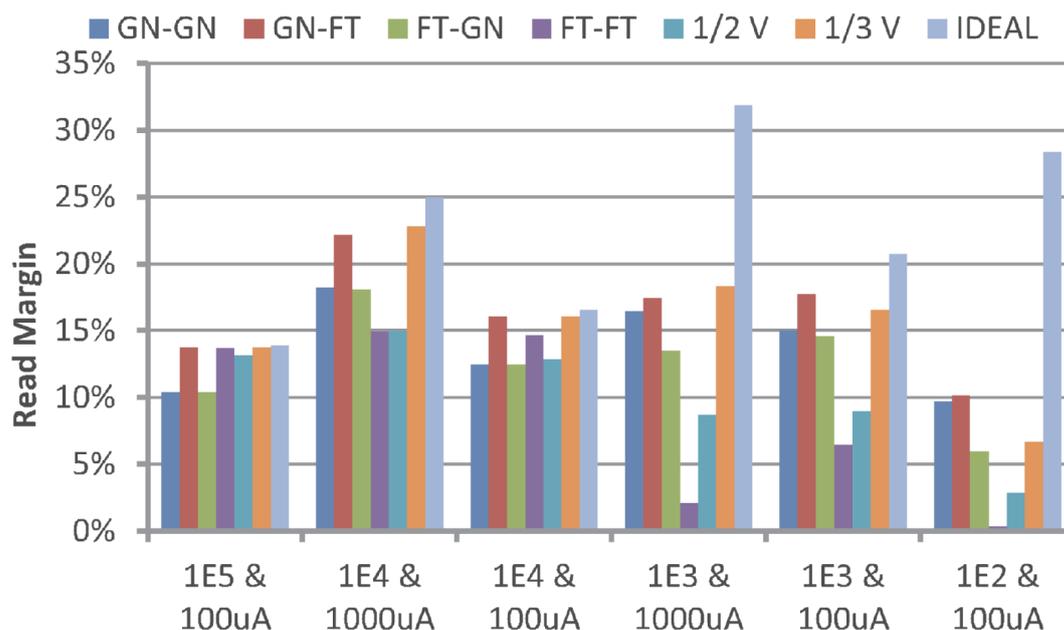


Рисунок 14 – Сравнение эффективности шести схем считывания и идеального случая без токов утечки. Используются шесть различных комбинаций параметров селектора. Размер кроссбара составляет 128×128 [160]

использовать сильно нелинейные селекторы, то схемы FT-FT и 1/2 V более предпочтительны для приложений сверхнизкой мощности.

Диапазон рабочих температур

Изучение работоспособности элементов энергонезависимой резистивной памяти при повышенных и пониженных температурах проводилось во многих работах [162, 163, 164]. В работе [162] были исследованы температурные зависимости сопротивления в СВС и СНС в диапазоне от комнатной до 200 °С для структур на основе SiO_x с контактами из сильнолегированного кремния. Было показано, что в СВС величина сопротивления не меняется с увеличением температуры, тогда как в СНС сопротивление увеличивается с ростом температуры. Это говорит о полупроводниковом характере проводимости. При таких температурах РП полностью сохранялось вплоть до температуры 200 °С.

Авторы работы [163] при измерении температурных зависимостей ВАХ в диапазоне 150–350 К для структуры Pt / SiO_x / Pt, сильно обогащенной кремнием, показали, что в СНС сопротивление не изменяется во всем измеряемом диапазоне, тогда как в СВС сопротивление уменьшается. Это находится в

полной противоположности с результатом [162]. Расхождение может быть объяснено разными материалами контактов, однако полностью установить механизм такого расхождения в температурной зависимости представляется затруднительным.

Путем измерения зависимости сопротивления от температуры в условиях вакуума для структуры TaN / SiO_x / Si авторы работы [161] установили, что с понижением температуры до 150 К токи в СВС и СНС уменьшаются, а при понижении температуры до 77 К эффект РП пропадает. В то же время для похожей структуры Au / SiO_x / TiN сохранение РП фиксировалось и до гелиевых температур [165].

В работе [166] путем моделирования исследуется влияние температуры на различные параметры мемристора на основе TiO_2 . Результаты моделирования показали, что подвижность носителей заряда в TiO_2 возрастает линейно на 54% при повышении температуры от 300 до 450 К, а сопротивления R_{ON} и R_{OFF} падают с увеличением температуры.

В работе [167] продемонстрировано стабильное биполярное переключение мемристивных структур TiN / HfO_2 / Ti / TiN в диапазоне температур 213–413 К. Отношение

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

сопротивлений $R_{\text{OFF}}/R_{\text{ON}}$ уменьшалось с увеличением температуры, что связано с тем, что ток в СВС существенно увеличивался с температурой, тогда как СНС можно описать слабой зависимостью от температуры, характерной для металла.

Таким образом, температурная стабильность элементов энергонезависимой памяти RRAM определяется работоспособностью устройств при различных температурах и проверена в достаточно широком диапазоне. Анализ опубликованных результатов показывает, что работоспособность в условиях естественных колебаний температур не подвергается сомнению, а изменение величины сопротивления в каком-либо из состояний сохраняет работоспособность элемента памяти.

Характеристики радиационной стойкости

В работе [168] представлен обзор по влиянию радиационных эффектов на устройства RRAM с биполярным типом РП. Показано, что такие устройства демонстрируют высокую стойкость к различным видам ионизирующего излучения. Это обеспечит их доступность для космических и других приложений, связанных с радиационными факторами.

Энергонезависимая память является важным элементом электронных приборов космической и другой специальной техники, эксплуатируемых в условиях повышенной радиации. В первом случае воздействие космических лучей и радиационных поясов вокруг Земли приводит к образованию специфических радиационных повреждений, связанных с особенностями механизмов выделения энергии при подобных радиационных воздействиях. Так, Flash-память чувствительна к общей поглощенной дозе ионизирующих излучений, а также к эффектам однократной ионизации. Приборы RRAM демонстрируют значительно большую радиационную стойкость (в частности, к космическим излучениям) по сравнению с Flash-памятью.

Эффекты ионизирующих излучений на микроэлектронные приборы подразделяются на две основные категории:

1) эффекты накопления дозы (кумулятивные эффекты);

2) эффекты однократного события (англ. single-event effect, SEE).

Кумулятивные эффекты связаны с выделением энергии при поглощении ионизирующих излучений в материале активных областей и проявляются в виде деградации тех или иных электрических характеристик приборов. Эта деградация усиливается по мере накопления дозы поглощенного в процессе эксплуатации излучения. Кумулятивные эффекты могут определяться как полной поглощенной дозой ионизирующих излучений $\Phi_{\text{и}}$, так и парциальной дозой излучений, вызывающих смещение атомов из узлов кристаллической решетки, $\Phi_{\text{с}}$. Кумулятивные эффекты обусловлены генерацией избыточных электронно-дырочных пар и/или ионизацией атомов и последующих химических реакций в материалах приборов. Подобные заряженные частицы могут порождаться фотонами, электронами, протонами или ионами. Полная поглощенная доза, как правило, не влияет на параметры металлов и полупроводников, но существенна для диэлектриков и границ полупроводник/диэлектрик (например, подзатворных диэлектриков, пассивирующих слоев и т.п.).

Эффекты SEE являются переходными явлениями, происходящими при прохождении единичных частиц через микроэлектронные схемы. Данные частицы ионизуют материал локально, порождая канал повышенной концентрации электронов и дырок, которые при определенных условиях могут собираться переходами микросхемы и таким образом наводить переходный ток в данном элементе цепи.

Первыми устройствами RRAM, использованными в исследованиях радиационной стойкости, были устройства на основе TiO_2 от компании HP Labs. Устройства подвергались воздействию различных типов ионизирующего излучения для изучения эффектов ионизации и дефектообразования, а также для оценки влияния ионизирующей и неионизирующей дозы на характеристики образцов [169]. Было обнаружено, что никаких изменений состояний сопротивления не наблюдалось после воздействия гамма-излучения Co-60 при максимальных значениях общей дозы ионизации до 45 Мрад. В случае облучения ионами Bi с энергией 941 МэВ до 23

Мрад также не наблюдалось никаких изменений в предварительно запрограммированных резистивных состояниях.

Исследование устройств RRAM на основе TiO_2 , проведенное группой [170], в условиях общей дозы ионизации до 100 крад с использованием гамма-лучей $Co-60$ при мощности дозы 50 рад/с, показало, что устройства продолжали работать должным образом после воздействия ионизирующего излучения, но произошло снижение токов в СНС и напряжений V_{SET} в то время как токи в СВС и V_{RESET} остались без изменения [169].

Воздействие нейтронами для исследования эффектов смещения атомов привело к аналогичным результатам. Было обнаружено, что СНС и СВС RRAM устройств на основе TiO_2 не изменяются после воздействия с флюенсами до 10^{14} н/см² (эквивалент 1 МэВ). В случае облучения протонами (350 кэВ) и альфа-частицами (1 МэВ) было обнаружено, что после заданного порогового значения флюенса состояния сопротивления действительно менялись, в случае альфа-частиц – изменялись СВС и СНС, в случае протонов – только СВС [171]. В этой серии экспериментов было показано, что образцы TiO_2 устойчивы к эффектам ионизации и дефектообразования.

Реакции на различные типы ионизирующего излучения также изучались для устройств на основе TaO_x [172]. Рентгеновское облучение показало, что устройства, облученные в СВС, переключаются в СНС из-за общей дозы ионизации, тогда как СНС оказывается стабильным. В случае облучения гамма-лучами устройства, облученные в СВС, не испытали значительного изменения сопротивления.

Воздействие протонов с энергией 4,5 МэВ проводилось в вакууме и не оказало влияния на характеристики РП [171]. Устройства не показали существенного изменения в СВС в течение воздействия. С другой стороны, воздействие протонов с более высокой энергией 105 МэВ и 480 МэВ на ускорителе TRIUMF действительно вызвало изменение СВС (произошло переключение в СНС), тогда как облучение не привело к изменению СНС.

В некоторых работах, для того чтобы вызвать образование дефектов внутри образцов, было проведено облучение ионами кремния. Кремний создает кислородные вакансии в

пленках оксида тантала, что позволяет наблюдать влияние изменения концентрации вакансий на характеристики ячеек RRAM. Использовалось облучение ионами кремния 800 кэВ [173, 174], при этом устройства демонстрировали изменение запрограммированного СВС с ростом флюенса ионов кремния. Обнаружено, что при увеличении числа создаваемых вакансий изменение уровней резистивного состояния происходит практически монотонно. Это хорошо согласуется с теоретической зависимостью сопротивления ячейки от концентрации вакансий.

Исследование образцов RRAM на основе оксида гафния (HfO_2 или HfO_x) при использовании рентгеновского излучения с энергией 10 кэВ и облучения протонами с энергией 1,8 МэВ [175] показало, что СНС и СВС не чувствительны к рентгеновскому излучению до значений доз 7 Мрад, в то время как при облучении протонами 1,8 МэВ наблюдалось изменение запрограммированного сопротивления как в СВС, так и в СНС. Сопротивление в СВС имело тенденцию увеличиваться с увеличением флюенса протонов, и поэтому отношение сопротивлений в СВС и СНС увеличивалось, что приводило к улучшению окна памяти устройств.

Представленный выше перечень параметров хорошо соответствует перечню технико-экономических показателей (ТЭП) для устройств памяти на основе RRAM, который можно определить из полных описаний и рефератов, выявленных при патентном поиске:

- плотность записи информации (объем памяти);
- разброс параметров / воспроизводимость параметров;
- ассортимент подложки и диэлектрических пленок, используемых для изготовления приборных структур;
- технологичность производства;
- вероятность ошибки при работе в режиме считывания записанной информации;
- технологическая совместимость с существующими процессами производства кремниевых микросхем;
- радиационная стойкость;
- энергопотребление;
- число циклов перезаписи / повышение надежности работы.

Анализ патентных документов показывает, что наибольшее внимание разработчики RRAM уделяют работам, нацеленным на повышение воспроизводимости параметров и уменьшение разброса параметров ячеек памяти.

Стабильность параметров RRAM связана с оптимальным выбором материалов, используемых при создании тонкопленочных структур, и, в частности, материала диэлектрика. Анализ патентной информации позволяет сделать вывод о том, что, несмотря на широкий диапазон материалов, используемых в качестве активного слоя тонкопленочных структур RRAM, структуры MOM остаются наиболее распространенными и многообещающими. Структуры такого рода формируются стандартными методами, применяемыми в современной кремниевой технологии создания интегральных схем. Поэтому широкое применение наноразмерных структур MOM для создания мемристоров обусловлено удобством и экономичностью потенциальной интеграции подобных устройств в современное производство.

Другой важной задачей является увеличение отношения сопротивлений в высокоомном и низкоомном состояниях RRAM. Это обусловлено следующими обстоятельствами. Во-первых, увеличение отношения сопротивлений в высокоомном и низкоомном состояниях приводит к уменьшению вероятности ошибки при работе RRAM в режиме считывания записанной информации. Во-вторых, увеличение этого отношения приводит, как правило, к уменьшению объемной плотности мощности, затрачиваемой при работе RRAM в режиме считывания в высокоомном состоянии или как в высокоомном, так и в низкоомном состояниях. В свою очередь, уменьшение объемной плотности мощности, затрачиваемой при работе RRAM, связано с решением задачи снижения энергопотребления при работе устройств памяти.

Остальные показатели улучшаются практически равномерно.

Недостаточно интенсивно развивается направление расширения ассортимента подложек и диэлектрических пленок, используемых для изготовления приборных структур. Это связано с ограниченным набором материалов, используемых в кремниевой технологии. Использование альтернативных материалов в

качестве активного слоя тонкопленочных структур RRAM существенно затрудняет их интеграцию в современное производство. Поэтому в качестве основы RRAM чаще всего используют структуры MOM, легко интегрируемые в кремниевую технологию.

Практически важной задачей является разработка новой электронно-компонентной базы, в частности запоминающих устройств, для работы в условиях космоса, атомной энергетики и других отраслей, где требуется высокая стойкость к радиационным и другим экстремальным воздействиям. Использование RRAM в области космических и ядерных технологий, а именно, для создания радиационно-стойких интегральных микросхем, является перспективным направлением. Малое количество охраняемых документов в этом направлении, скорее всего, свидетельствует о «закрытом» характере исследований в этой области. Поэтому ТЭП, относящийся к повышению радиационной стойкости RRAM, находится на предпоследнем месте.

Меньше всего работ посвящено увеличению объема памяти RRAM. Говорить об увеличении объема памяти при наличии существенного разброса параметров RRAM представляется преждевременным. Однако RRAM, произведенные по топологии кроссбар, могут быть объединены в трехмерную структуру для получения носителей большой емкости, исчисляющейся терабайтами.

Сравнительный анализ отечественных материалов и технологий RRAM

Среди отечественных исследовательских коллективов и консорциумов с научно-производственными центрами, активно работающих в области разработки и исследований RRAM, следует отметить следующие:

1) НИЦ «Курчатовский институт».

Проводится изучение электрофизических параметров тонкопленочных структур мемристоров на основе TiO_x и TiO_2 , полученных методом импульсного лазерного осаждения, и их устойчивости к деградации при многократных циклических переключениях [176]. Имеется цикл работ по исследованию органических мемристивных устройств на основе полимерных

материалов, таких как полианилин [177, 178, 179, 180, 181] и перспективный биосовместимый органический материал парилен [182, 183, 184, 185], а также исследованию электронных свойств и мемристивного эффекта в магнитных гранулированных композитах (совместно с Воронежским государственным техническим университетом) [186, 187, 188]. Получены мемристивные нанокompозитные структуры с толщиной активной области не более 50 нм [189]. Научный интерес последних лет связан с изучением алгоритмов обучения и аппаратной реализацией традиционных и спайковых нейронных сетей на основе органических и неорганических мемристоров [190, 191, 192, 193, 194, 195, 196, 197]. Отдельное внимание следует уделить работам по построению резервуарных вычислений на основе комбинации массивов волатильных и энергонезависимых мемристоров разной природы [198].

2) ННГУ им. Н. И. Лобачевского (совместно с НИИИС им. Ю. Е. Седакова).

Проводится исследование процессов электронного транспорта и закономерностей резистивного переключения в мемристивных тонкопленочных структурах на основе оксидов и нитридов различных элементов [199, 200, 201, 202, 203, 204, 205]. Разрабатываются научно-технологические решения по созданию спецстойких элементов и микросхем энергонезависимой резистивной памяти [206, 207, 208], а также нейроимитирующих электронных устройств на основе тонкопленочных структур МОМ (мемристоров), проявляющих биполярное резистивное переключение и адаптивное (синаптическое) поведение резистивного состояния для применения в качестве элементов нейроморфных систем (в том числе в сотрудничестве с НИЦ «Курчатовский институт») [91, 209, 210, 2, 211, 212, 213]. Имеется цикл работ по изучению мемристора как сложной мультистабильной системы с учетом конструктивной роли шума и флуктуаций [214, 215, 216, 217, 218, 219, 220]. Проводится разработка концепций и аппаратной реализации нейроморфных и нейрогибридных схем на основе мемристоров [1, 2, 221, 222, 223, 224, 225]. Разрабатываются (на основе технологического процесса с проектными нормами 0,35 мкм НИИИС им. Ю. Е. Седакова)

конструктивно-технологические решения по интеграции массивов мемристивных устройств в функциональные блоки радиационно-стойких ячеек памяти и матриц кроссбар RRAM [1, 226].

3) МФТИ (в том числе совместно с МИФИ и АО «НИИМЭ»).

Проводятся поисковые и прикладные исследования технологически совместимых материалов, позволяющих реализовать принцип резистивного переключения при создании ячеек энергонезависимой памяти с возможностью интеграции функциональных элементов RRAM на основе структур МОМ (преимущественно на HfO_2 и TaO_x) с КМОП-технологией для практической реализации архитектуры 1T1R [227, 228, 229], а также разрабатываются элементы ИНС с аналоговой архитектурой на основе мемристивных устройств [230, 231, 232, 209, 233].

4) Южный федеральный университет.

Разрабатываются технологические решения, схемотехнические модели мемристоров и функциональных блоков логических интегральных схем на их основе [234, 235], а также проводятся исследования эффекта РП в мемристивных структурах на основе оксидов [236, 237, 238] и углеродных нанотрубок [239, 240]. Имеется цикл работ по применению различных методов получения мемристивных кроссбар-структур для применений в нейроморфных системах робототехнических устройств [241, 242, 243, 244].

5) Тюменский государственный университет.

Проводится формирование и исследование обучаемых мемристивных твердотельных полупроводниковых наноматериалов (металл – TiO_x – металл) и электронных устройств на их основе (мемристивных микросхем и системных плат с их использованием) для ассоциативных компьютеров нового поколения и систем ИИ [245]. Разрабатываются концептуальные схемы нейросетевой архитектуры искусственных когнитивных систем на основе мемристоров [246, 247], а также концептуальные модели нейропроцессора на основе мемристоров [248].

6) Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет “ЛЭТИ” им. В. И. Ульянова (Ленина).

Проводится разработка подходов к организации многоуровневой перестройки

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

резистивного состояния в наноразмерных слоевых композициях оксидов титана и алюминия [249, 250, 251, 252], а также тонких сегнетоэлектрических пленок [253, 254]. Исследуются физические механизмы, обуславливающие появление эффектов многоуровневой резистивной перестройки в композициях на базе тонких металл-оксидных и сегнетоэлектрических слоев [255, 256, 257, 258]. Реализуются способы управления ключевыми, с точки зрения последующей аппаратной интеграции, рабочими параметрами многоуровневых мемристивных структур [259, 260]. Ведется разработка комплексных методик исследования взаимосвязи локальных электрофизических и структурных свойств [261, 262, 263] с использованием уникальных научных установок. Ведутся работы, направленные на физико-топологическое и схемотехническое моделирование мемристивных структур с многоуровневым переключением сопротивления [264], а также проектирование схем аппаратной реализации как отдельных функциональных блоков, так и фрагментов нейронных сетей на мемристивной элементной базе [265, 266, 267, 268].

7) Институт физики полупроводников им. А. В. Ржанова СО РАН.

Проводятся исследования, направленные на изучение резистивного переключения и электронного транспорта в структурах на основе HfO_2 , SiN_x , GeO_x и SiO_x [269, 270, 271, 272, 273]. Особое внимание уделяется изучению влияния дефектов в диэлектрических пленках на мемристивные свойства наноструктур [274]. Развивается сотрудничество с АО «НИИМЭ» в части исследования электронного транспорта в мемристивных структурах на основе оксида и нитрида кремния [275, 276, 277].

8) Ярославский филиал ФТИАН.

Ведется разработка термически- и радиационно-стойких ячеек энергонезависимой электрически перепрограммируемой памяти с низким напряжением питания, встраиваемых в кремниевую технологию [278, 279, 280, 281].

9) Физико-технический институт им. А. Ф. Иоффе РАН [282], НИИСИ РАН [283, 284], Воронежский госуниверситет [285], Балтийский федеральный университет им. И. Канта [286], Научно-исследовательский

институт системных исследований РАН [287], Томский госуниверситет [288], Белорусский госуниверситет [289] и др.

Ведется разработка отдельных технологических подходов к формированию мемристоров, мемристивных схем, исследование и моделирование свойств создаваемых структур и устройств.

Стоит отметить, что к настоящему моменту наблюдается тенденция к объединению усилий отдельных исследовательских групп при работе над амбициозными междисциплинарными задачами, требующими привлечения исследователей из различных областей, а также активное сотрудничество с предприятиями электронной промышленности, в связи с чем увеличивается число совместных публикаций и усиливается патентная активность. В рамках ФЦП «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014–2020 годы» было выполнено несколько проектов по разработке и исследованию мемристивных структур и устройств, в том числе в составе консорциумов научно-исследовательских и образовательных организаций с индустриальными партнерами – ведущими отечественными производителями изделий микроэлектроники. В 2014–2016 годах ННГУ им. Н. И. Лобачевского совместно с НИИСИ им. Ю. Е. Седакова были выполнены прикладные научные исследования по теме «Разработка технологических принципов изготовления и исследование приборных характеристик элементов энергонезависимой многократно программируемой резистивной памяти для интеграции в спецстойкий КМОП КНД процесс». В то же время МФТИ совместно с индустриальным партнером ГК «Микрон» выполнялась работа по теме «Разработка элементов энергонезависимой памяти топологии IT-IR на основе эффекта резистивного переключения в тонких слоях оксидов переходных металлов». В 2017–2019 годах в ННГУ им. Н. И. Лобачевского был успешно реализован международный проект «Исследование и разработка мемристивных наноматериалов и электронных устройств на их основе для квантовых и нейроморфных вычислений» (совместно с НИЦ «Курчатовский институт»). В

настоящее время активно развивается научно-производственный консорциум «Перспективные материалы и элементная база информационных и вычислительных систем» под председательством академика Г. Я. Красникова (АО «НИИМЭ»).

Новый этап в развитии кооперации российских университетов, академических организаций и технологических партнеров связан с реализацией научной программы Национального центра физики и математики. Большой научный проект «Нейроэлектроника – интеллектуальные нейроморфные и нейрогибридные системы на основе новой электронной компонентной базы» в рамках направления №9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах» является ядром междисциплинарного научного направления, активно развивающегося на стыке разных областей знаний (физика, химия, прикладная математика, электроника и информационные технологии, нейробиология и нейротехнологии), и призван объединить ведущие научные и научно-производственные центры

России для достижения общей цели, которая состоит в решении фундаментальных проблем, сопровождающих создание и применение новой элементной базы информационно-вычислительных систем на основе принципов функционирования элементов биологических нейронных сетей для поддержки развития и массового внедрения технологий искусственного интеллекта, машинного обучения и медицинских нейротехнологий. К концу 2025 года планируется завершение прикладных научных исследований с созданием макетов программно-аппаратных комплексов нейроморфных вычислительных систем на основе КМОП-интегрированных мемристивных устройств (ячеек энергонезависимой резистивной памяти RRAM) для организации доступа разработчиков к новому аппаратному обеспечению в областях искусственного интеллекта и нейрогибридных технологий. К 2030 году запланирована опытно-конструкторская реализация разработанных решений по созданию новой элементной базы микро- и наноэлектроники с переходом к

Таблица 3 – Компании-патентообладатели в РФ по исследуемой тематике и количество их охранных документов

Патентообладатель	Количество патентов
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского» (ННГУ)	13
Учреждение Российской академии наук Институт физики полупроводников им. А. В. Ржанова Сибирского отделения РАН (ИФП СО РАН)	7
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет, ЮФУ)	4
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Тюменский государственный университет» (ТюмГУ)	4
Учреждение Российской академии наук Физико-технологический институт РАН (ФТИАН)	3
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Московский физико-технический институт (государственный университет)» (МФТИ)	2
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ» (НИЯУ МИФИ)	2
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Иркутский государственный университет» (ИГУ)	2

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Федеральное государственное бюджетное учреждение «Национальный исследовательский центр «Курчатовский институт» (НИЦ «Курчатовский институт»)	1
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики» (Университет ИТМО)	1
Федеральное государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский государственный университет» (СПбГУ)	1
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Петрозаводский государственный университет» (ПетрГУ)	1
Российская Федерация, от имени которой выступает Министерство промышленности и торговли Российской Федерации (АО «НИИМЭ И МИКРОН»)	1
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Ярославский государственный университет им. П. Г. Демидова» (ЯрГУ)	1
Общество с ограниченной ответственностью «Лаборатория полупроводниковых технологий» (ООО «ЛПТ»)	1
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Дагестанский государственный университет» (ДГУ)	1
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)» (СПбГЭТУ «ЛЭТИ»)	1
Акционерное общество «Научно-исследовательский институт молекулярной электроники» (АО «НИИМЭ»)	1
Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования «Владимирский государственный университет им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (ВлГУ)	1
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана (Национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н. Э. Баумана)	1
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Курский государственный университет» (КГУ)	1

серийному производству специализированного аппаратного обеспечения на базе архитектуры и принципов функционирования мозга для массового внедрения технологий ИИ и постановки задач совершенно нового уровня по созданию гибридного ИИ на основе симбиоза

искусственных и биологических нейронных сетей.

В таблице 3 приведен перечень организаций в РФ, наиболее активно патентующих устройства резистивной памяти.

Из таблицы 3 видно, что все отечественные

Таблица 4 – Сравнительный анализ рабочих параметров существующих аналогов мемристных структур на основе $\text{TiO}_{2-x} / \text{Al}_2\text{O}_3$ -композиций многоуровневой перестройкой с сопротивлением с отечественными структурами на основе $\text{TiO}_{2-x} / \text{Al}_2\text{O}_3$ -композиций

Дизайн мемристной структуры	Количество промежуточных резистивных состояний	Отношение $R_{\text{OFF}}/R_{\text{ON}}$ или диапазон перестройки проводимости	Процедура перестройки между промежуточными резистивными состояниями	SET-процесс	RESET-процесс	Ссылка
$\text{Pt} / \text{TiO}_2 / \text{AlO}_x / \text{Pt}$ $\text{Pt} / \text{TiO}_2 / \text{Ta}_x\text{O}_y / \text{Pt}$ $\text{Pt} / \text{TiO}_2 / \text{WO}_x / \text{Pt}$ $\text{Pt} / \text{TiO}_2 / \text{HfO}_x / \text{Pt}$ $\text{Pt} / \text{TiO}_2 / \text{ZnO}_x / \text{Pt}$ Прототипы единичного устройства	47 ~ 36 ~ 32 ~ 22 ~ 16	~ 2,3 ~ 1,3 ~ 2,8 ~ 1,4 2	Подача заданного (для каждого резистивного уровня) количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности	Импульсы напряжения, длительностью 100 нс и амплитудой 2 В	Импульсы напряжения, длительностью 100 нс и амплитудой -2 В	[290]
$\text{Pt} / \text{Al}_2\text{O}_3 / \text{TiO}_{2-x} / \text{Ti} / \text{Pt}$ Прототипы единичного устройства	Аналоговый режим перестройки	12–142 мксМ	Подача заданного (для каждого резистивного уровня) количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности	Импульсы напряжения, длительностью 500 мкс и амплитудой 1,3 В	Импульсы напряжения, длительностью 500 мкс и амплитудой -1,3 В	[63, 291]
$\text{W} / \text{WO}_x / \text{Pd} / \text{Au}$ Прототипы единичных устройств и интеграция в структуру пассивного кроссбара	64 уровня + Аналоговый режим перестройки	< 5 мксМ	Подача заданного (для каждого резистивного уровня) количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности	Импульсы напряжения, длительностью 82 мкс и амплитудой 1,8 В	Импульсы напряжения, длительностью 82 мкс и амплитудой -1,8 В	[76, 292, 293]
$\text{Ir} / \text{TiO}_x / \text{TiN}$ Прототипы единичного устройства	4	10^4	Развертка по напряжению	Импульсы напряжения, длительностью 1 мкс и амплитудой -2,8 В	Импульсы напряжения, длительностью 1 мкс и амплитудой 2, 2,4 и 2,8 В	[294]
$\text{Pt} / \text{TaO}_x / \text{TiN}$ Прототипы единичного устройства	4	3,2	Изменение уровня ограничения по току	Увеличение уровня ограничения по току 50, 100 и 200 мкА	Уменьшение уровня ограничения по току 200, 100 и 50 мкА	[295]

Pt / W / TaO _x / Pt Прототипы единичного устройства	6	~ 10 ³	Развертка по напряжению	Статический режим (развертка по напряжению в диапазоне -1,50 – 2,25 200 нс и амплитудой 1,5 В)	Импульсы напряжения, длительностью 200 нс и амплитудой 1,5 В	[296]
Отечественные структуры Pt / TiO ₂ / Al ₂ O ₃ / Pt Прототипы единичного устройства	Аналоговый режим перестройки	~ 10 ⁷	Статический режим	Статический режим (развертка по напряжению в диапазоне -1,9 – -4,0 В)	Статический режим (развертка по напряжению в диапазоне -4,0 – -1,9 В)	[249, 297]
	64	~ 2–100 мксМ	Подача заданного (для каждого резистивного уровня) количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности	Импульсы напряжения, длительностью 1 мс и амплитудой 0,8 В	Импульсы напряжения, длительностью 1 мс и амплитудой -0,8 В	[43]
TiN / TaO _x / HfO _x / TiN Интегрированы в структуру активного кроссбара	32 уровня + аналоговый режим перестройки	2–20 мксМ	Подача заданного (для каждого резистивного уровня) количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности	Импульсы длительностью 50 нс SET: V _{WL} = 1,8 В, V _{BL} = 2,0 В V _{SL} = 0,0	Импульсы длительностью 50нс RESET: V _{WL} = 4,7 В, V _{BL} = 0,0 В V _{SL} = 1,8 В	[66]
	256 уровней, аналоговый режим перестройки					[298]
TaN / TaO _x / Ta ₂ O ₅ / Ir Интегрированы в структуру активного кроссбара	2048 уровней, аналоговый режим перестройки	50–4 144 мксМ	Специальная процедура программирования устройства к заданному уровню с использованием алгоритмов шумоподавления	DC-напряжение с применением разного уровня ограничения по току в диапазоне 50 мкА – 2 мА с шагом 50 мкА	После достижения низкоомного СНС, к структуре прикладывается -1,5 В для сброса в самое высокоомное СВС	[40]

За исключением диапазона по току 20 – 50 мкА единичных устройств в структуре ITIR кроссбара, данные в публикациях отсутствуют

патентообладатели относятся к категории научно-исследовательских организаций. Такой состав патентообладателей свидетельствует о некотором технологическом отставании от ведущих зарубежных компаний – производителей микроэлектроники.

Как видно из Таблицы 4, к 2018 году были определены основные материалы рабочих металл-оксидных слоев и их композиций, позволяющие реализовать режим аналоговой перестройки уровня проводимости мемристивных структур. Наибольший потенциал показали композиции на базе оксидов тантала, титана, гафния и вольфрама. Аналоговая перестройка уровня проводимости в подобных мемристивных композициях, как правило, достигалась одним из трех возможных способов: (1) приложением к электродам структуры определенного количества импульсов напряжения фиксированной амплитуды и длительности; (2) путем статической развертки по напряжению в определенном для каждого уровня проводимости диапазоне значений; (3) путем статической развертки по напряжению с изменением уровня ограничения по току. На данном этапе развития, как следует из результатов сравнительного анализа, отечественные многоуровневые мемристивные структуры на базе последовательности TiO_2 / Al_2O_3 слоев демонстрировали самое большое окно памяти на уровне семи порядков по значению, что на три-четыре порядка превышало диапазон самых лучших зарубежных прототипов мемристивных устройств.

Первые исследования, содержащие результаты интеграции разработанных мемристивных композиций в структуру кроссбаров, датируются 2019 годом. В этом году группой ученых из университета Мичигана совместно с корпорацией Samsung Electronics был продемонстрирован пассивный кроссбар с мемристивными устройствами на базе оксидов вольфрама размером 54×108 мемристоров. В 2021 году группой Струкова были разработаны основные технологические подходы к использованию многоуровневых мемристивных устройств на базе слоев Al_2O_3 / TiO_2 -х в пассивных кроссбарах. На данном этапе проводимые исследования были направлены на улучшение рабочих параметров устройств (вариабельности параметров переключения

от устройства к устройству и от цикла к циклу, снижения энергопотребления, увеличения количества переключений, предотвращения дрейфа промежуточных уровней проводимости), что достигалось модификацией используемых технологических процессов в BEOL-интеграции.

Параллельно определились основные лидеры, работы которых были посвящены интеграции многоуровневых мемристивных устройств в активные кроссбары. Так, группой японских ученых из корпорации Panasonic Semiconductor Solutions Co., Ltd. еще начиная с 2015 года велись работы по разработке отдельных мемристивных ячеек, интегрируемых между вторым и третьим слоем металлизации. При этом основные усилия были направлены на обеспечение возможности контролируемого создания кислородного филамента за счет введения в маршрутный лист дополнительной процедуры инкапсуляции с использованием межслойного диэлектрика. В 2019 году исследователями был продемонстрирован чип, содержащий 2 млн аналоговых синапсов в структуре $1T1R$ ячеек кроссбара на базе мемристивных слоев $TaOx / Ta_2O_5$ с режимом аналоговой перестройки проводимости.

Наиболее впечатляющие результаты были получены в 2023 году исследователями из Массачусетского технологического института совместно с компанией TetraMem. Следует отметить, что рекордное количество промежуточных уровней проводимости (2048) удалось получить не столько за счет использования активных кроссбаров (256×256) и результатов оптимизации технологических процессов, сколько за счет введения дополнительных схем и алгоритмов коррекции и программирования уровней проводимости мемристивных устройств. Несмотря на оригинальность предложенных решений, данный подход естественным образом привел к существенному усложнению процедуры резистивной перестройки и требует дальнейшей проработки с точки зрения оценки эффективности (Оп/сек) и энергопотребления (Оп/Дж) при использовании для реализации вычислений в памяти.

Таким образом, результаты проведенного сравнительного анализа свидетельствуют о том, что на уровне демонстрации физических принципов возможности организации

Таблица 5 – Сравнение параметров мемристных устройств (элементов памяти RRAM), достигнутых в России, с усредненным мировым уровнем

	Маппосси et al. [145]	МФТИ - НИИМЭ [226, 228]	ННГУ - НИИС [85, 203, 299, 300]	Курчатовский институт [84, 182, 191, 301, 302]	ЮФУ [241, 242, 243]	ЛЭТИ [248, 249, 250, 259, 296]	ИФП СО РАН - НИИМЭ [270, 274, 276, 303, 304, 305, 306, 307]	ТюмГУ [244, 245, 308]	ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» [309, 310, 311, 312]
Отношение сопротивлений ON/OFF	10-10²	10-10 ²	10-10 ⁴	10-10 ²	10-10 ³	10-10 ⁷	10 ² -10 ⁹	10-10 ³	10-10 ³
Количество уровней (резистивных состояний), бит	2	4	5	8	4	4	-	-	3
Напряжение записи, В	<3	0,5-2	0,5-2	2-5	0,5-10	2-5	1-19	1-4	0,4-18
Максимальный ток записи, мА	-	<10	0,5-0,3; <50 (при ЭФ)	<20	<1	<1	<10	1,2	100
Время записи, нс	<10	<50	<100	<10	<10	-	1	20	20000
Энергия на операцию записи, пДж	0,1-1	30	<100	25	<10	-	0,1	2	
Время сохранения записанного состояния, с	Medium	>10 ⁵	>10 ⁴	>10 ⁴	10 ⁵	-	10 ⁵	-	
Количество циклов перезаписи	10⁵-10⁸	10 ⁶ -10 ¹⁰	10 ⁶ -10 ¹⁰	>10 ⁶	10 ⁵	-	10 ⁶	-	>10 ²

аналоговой многоуровневой перестройки в металл-оксидных композициях отечественными коллективами были продемонстрированы мемристивные структуры, по ряду своих характеристик потенциально превышающие зарубежные аналоги. Однако на этапе разработки способов интеграции разработанных композиций в кроссбары, требующих не только проведения исследований по модификации стандартных процессов КМОП-технологии, но и разработки алгоритмов программирования устройств к заданному уровню сопротивления, схем коррекции и шумоподавления, наблюдается отставание отечественных коллективов от зарубежных коллег.

Рассмотрим теперь параметры RRAM, достигнутые отечественными коллективами, в сравнении с усредненным мировым уровнем [145] (таблица 5).

Видно, что относительно высокий уровень, соответствующий мировому по всем основным параметрам мемристивных устройств, достигнут коллективами из МФТИ-НИИМЭ-ИФП СО РАН, ННГУ-НИИИС, НИЦ «Курчатовский институт», ЮФУ, ЛЭТИ. Из них следует выделить рекордные значения по таким показателям, как количество циклов перезаписи 10^{10} без деградации ячейки (ННГУ и МФТИ), окно памяти – отношение сопротивлений ON/OFF 10^7 – 10^{10} (ЛЭТИ и ИФП СО РАН), число резистивных состояний 8 бит (НИЦ «Курчатовский институт»), время записи менее 10 нс (ЮФУ). Важно отметить, что передовые параметры достигнуты в ННГУ и МФТИ именно для КМОП-интегрированных мемристивных устройств. Это демонстрирует возможность и перспективы такой интеграции. Также следует отметить, что большинство передовых параметров достигнуты в консорциуме организаций и научных коллективов, объединяемых единой научной программой Национального центра физики и математики (направление № 9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах»).

Следует также отметить показатели, достигнутые ФТИ им. А. Ф. Иоффе, а именно отношение сопротивлений ON/OFF 10^5 – 10^6 [281], время записи 100 нс [281], максимальный ток 9 нА [281], диапазон напряжений РП 0,5 – 1,5 В [313]. Результаты исследований других отечественных

коллективов также демонстрируют хорошие показатели, например, коллектив из ЯФ ФТИ РАН достиг значения времени удержания состояния 1000 с [279], коллектив из ВГУ достиг устойчивости к многократному РП 2000 [314], а коллектив из БалтГУ достиг отношения сопротивлений ON/OFF ~ 4 , ток < 10 нА и напряжение РП 1,1 В [285].

Существующие подходы к КМОП-интеграции энергонезависимой памяти RRAM и ее перспективы в РФ

В данном разделе проанализированы основные опубликованные работы, касающиеся разработки технологии изготовления интегральных схем (ИС) энергонезависимой памяти RRAM. На рисунке 15 проиллюстрированы примеры реализации ИС RRAM на базе массивов мемристоров, реализованных в рамках стандартной КМОП-технологии.

Компания SK Hynix еще в 2012 году сообщила о создании в рамках стандартной кремниевой КМОП-технологии с проектной нормой 54 нм прототипа ИС RRAM емкостью 8 Мб на основе 2-слойного массива оксидных мемристоров кроссбар без селектора (рисунок 15a) [315].

В другом сообщении [316] описан трехмерный массив мемристоров кросспойнт, сформированный с помощью КМОП-технологии с проектной нормой 28 нм (рисунок 15b, c). Мемристоры на основе TaON имели размеры 30×30 нм² (рисунок 15d), обладали высоким отношением R_{OFF}/R_{ON} ($\sim 10^5$), длительным временем хранения информации (более 300 ч при 150 °С) и высокой надежностью. Последовательно с мемристорами подключались диоды на базе TaOx, использовавшиеся в качестве выпрямителей тока, что позволило подавить паразитные токи.

Другим решением является использование в качестве ограничителей тока через мемристоры МОП-транзисторов, включенных последовательно с мемристорами (схема 1T1R). Данная схема позволяет реализовать эффективные процедуры записи/чтения, контролируя потенциал затвора, и эффективно подавляет паразитные токи, что позволяет

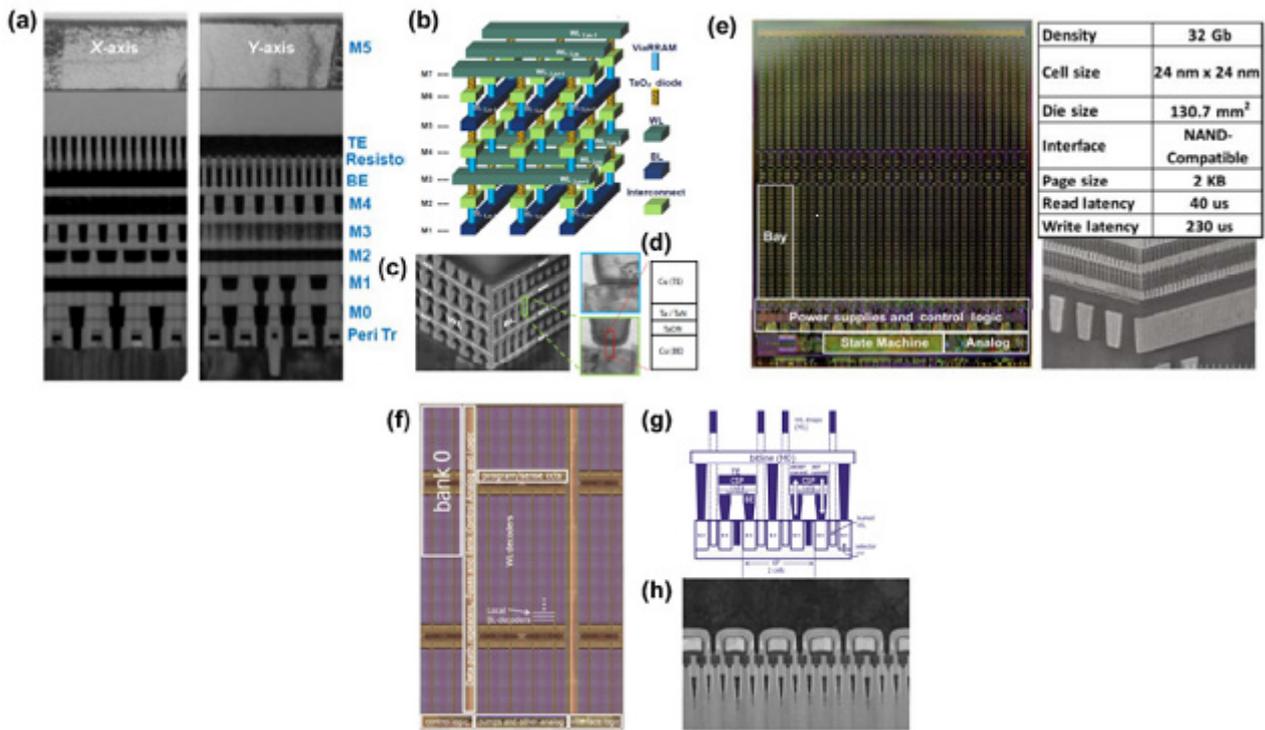


Рисунок 15 – Мемристивные устройства для ИС RRAM. (a) ПЭМ-изображение 2-слойного массива мемристоров кроссбар на базе ОПМ, интегрированного в стандартную КМОП ИС с проектной нормой 54 нм [315]. (b) Схема трехмерного массива мемристоров кросспойнт с использованием диодов на базе TaO_x в качестве выпрямителей тока. (c) РЭМ-изображение трехмерного массива мемристоров кросспойнт на базе TaON с проектной нормой 28 нм. (d) ПЭМ-изображение и схема структуры мемристора размером 30×30 нм² [316]. (e) Микрофотография, поперечный срез и спецификация двухслойного массива RRAM емкостью 32 Гб, сформированного по КМОП-технологии с проектной нормой 24 нм [319]. (f) Псевдоцветная микрофотография 16 Гб RRAM ИС, сформированная по КМОП-технологии с проектной нормой 27 нм [317]. (g) Схема поперечного среза устройства RRAM, сформированного по КМОП-технологии с проектной нормой 27 нм. (h) ПЭМ-изображение поперечного среза массива RRAM, сформированного по КМОП-технологии с проектной нормой 27 нм [318]

формировать массивы мемристивных элементов кроссбар больших размеров [317]. Однако использование транзисторов увеличивает эффективные размеры ячеек памяти и несовместимо с использованием многослойных массивов, что ограничивает максимальный достижимый объем ИС RRAM.

Компания Micron в сотрудничестве с корпорацией Sony представила прототип ИС памяти емкостью 16 Гб с DDR-интерфейсом (скорость передачи данных 1ГБ/с) и DRAM-подобной архитектурой на основе катионов металлов в диэлектрике (рисунок 15f) [318], реализованной по схеме 1T1R с 3-уровневой металлизацией Cu по технологии с критическим размером 27 нм. Биполярные мемристивные элементы имели 2-слойную структуру, состоящую из проводящего слоя CuTe и тонкой

диэлектрической прослойки. Транзистор служил в качестве селектора (реализованного на основании захороненной шины адресов) и ограничивал ток в ходе процесса SET, а также минимизировал токов утечки. Размеры ячейки составили 6F² (рисунки 15g и 15h). ИС использовала напряжения питания V_{CC} = 1,2 В и V_{pp} = 5 В. Последнее значение было выбрано как стандартное системное напряжение и использовалось во внутреннем источнике напряжений SET и RESET 6,5 В. Усилитель чтения на основе МОП-транзисторов с тонким диэлектриком может быть конфигурирован в один из трех режимов: чтение, верификация процесса SET и верификация процесса RESET. Общее ядро имело свой собственный командный интерфейс для примитивных операций, таких как загрузка, чтение или запись суб-страницы (модуль размером 66 бит) в буфер страницы и

выдачи команд записи/чтения. Массив памяти 16 Гб был разделен на 8 блоков, каждый с 8 Y-шинами (вертикальных массивов памяти с общей шиной данных). Каждая Y-шина имела 16 массивов, а также 1 дополнительный массив. Каждый массив состоял из 8 k+256 шин данных и 2 k слов (всего 16 Мбит). В ходе операций чтения и записи в каждом блоке открываются 8 файлов, которые могут быть использованы одновременно. Тем самым достигалась общая скорость чтения/записи одновременно 2048+64 байт за 10 мкс (запись) и 2 мкс (чтение). Архитектура ИС имела модульную структуру, таким образом обеспечивая обмен данными непосредственно между общим ядром, периферией и блоками памяти. Высокий параллелизм, применение конвейера данных, а также инновационные процедуры верификации процедуры SET/RESET позволили достичь общей

скорости записи 200 Мб/с и чтения 1 Гб/с.

Использование трехмерной топологии позволяет достичь предельно высокой плотности мемристоров. Многослойные массивы кроссбар или трехмерные массивы кросспойнт формируются поверх электронных КМОП-схем, которые могут включать декодеры, селекторы, усилители и т. п., образующие в совокупности с массивом мемристивных элементов, а также многофункциональными интерфейсами, функциональную ИС памяти или логические схемы для вычислений в памяти [76].

Полностью функциональная тестовая ИС RRAM емкостью 32 Гб на основе двухслойного массива мемристоров с высокой плотностью, сформированного поверх КМОП-схемы с проектной нормой 24 нм, описана в [319]. КМОП-часть включает схемы управления

Таблица 6 – Параметры прототипов ИС RRAM, разработанных различными компаниями [13]

Компания	SK Hynix	NTHU & TSMC	Sandisk & Toshiba	Micron & Sony	Crossbar Inc.
Источник	[315]	[316]	[319]	[318]	[319]
Норма, нм	54	28	24	27	28
Число уровней	2	3D	2	1	3D
Селектор	нет	TaO _x	диодный	1T1M (6F ²)	FAST
Материал	TiO _x / Ta ₂ O ₅	TaON	оксид	Cu ECM	ECM
Емкость	2 Мб блок		32 Гб	16 Гб	32 Мб
Время	10 нс (запись)		40 мкс (чтение) 230 мкс (запись)	2 мкс (чтение) 10 мкс (запись)	20 нс (чтение) 2 мкс (запись)
Напряжение, В	<4	<5		<3	<2,5
Ток, мА	3	10		40	<100
R _{OFF} /R _{ON}	10	100		1000	100
Число циклов		20		>10 ⁶	>10 ⁶
Время хранения	20 ч (150 °С)	300 ч (150 °С)			10 лет (185 °С)

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

массивом мемристоров, усилитель схемы считывания, буфер страниц и регулятор напряжения (усилитель цепи считывания, буфер страниц используются всеми блоками в режиме разделения). Размеры страницы составляли 2 Кб, времена записи и считывания составляли 230 и 40 мкс, соответственно.

В таблице 6 приведены параметры прототипов ИС RRAM, разработанных различными компаниями [13].

Проектные нормы

Информация о достигнутых на данный момент параметрах технологии RRAM, приведенная в разделах 1 и 2, показывает широкий диапазон задействованных проектных норм (от 40 нм до 2 мкм), которые определяются не масштабируемостью мемристивных устройств, а доступностью имеющихся технологических линий для апробации новой технологии.

Диаметр пластин и/или размер образцов

Диаметр пластин и/или размер образцов сильно зависят от конкретного варианта комбинации доступного процесса FEOL для изготовления управляющих схем и технологических возможностей BEOL для изготовления массивов мемристивных устройств. Если в первом случае диаметр пластин определяется технологической линией промышленного партнера, то лабораторный процесс BEOL может быть реализован на образцах меньшего размера, вырезанных из промышленной пластины.

Требования к финальным слоям транзисторной части (FEOL) по планарности и другим характеристикам; требования к металлизации (BEOL)

Требования к финальным слоям транзисторной части (FEOL) по планарности и другим характеристикам, требования к металлизации (BEOL) определяются на стадии НИОКР для конкретных параметров базового технологического процесса и набора материалов, используемых в структуре мемристивных устройств.

В целом формирование мемристивных устройств может быть хорошо совместимым с низкотемпературными финальными стадиями (BEOL) базового КМОП-процесса. Как следствие, ИС RRAM на основе массивов мемристоров могут производиться на тех же технологических линиях, что и современные КМОП ИС (после завершения формирования КМОП-приборного слоя). Это в перспективе может позволить понизить стоимость ИС RRAM при высоком выходе годных [13].

С учетом особенностей российского рынка микроэлектроники, описанных мировых достижений и требований отечественные микросхемы RRAM предполагается серийно изготавливать на технологической линии КМОП КНИ 0,35 мкм. Такие производственные линии активно используются в РФ и для изготовления опытных образцов микросхем требуют минимального дооснащения в части вакуумного оборудования для формирования мемристивных структур в рамках финальной части процесса BEOL.

Таким образом, общий технологический маршрут изготовления пластин с кристаллами микросхем энергонезависимой резистивной памяти состоит из двух частей:

- изготовление приборного слоя и трех уровней металлизации на предприятии-изготовителе пластин с кристаллами микросхем по базовому технологическому маршруту (FEOL);
- изготовление тонкопленочных структур элементов резистивной памяти и завершающих технологических слоев (BEOL).

В базовом технологическом маршруте применяются n^+ -, p^+ -легирование поликремниевых затворов для nMOS и pMOS транзисторов, соответственно, формирование изоляции STI, самосовмещенного силицида титана и трех уровней металлизации. Технология – КНИ. Проектные нормы – 0,35 мкм.

Схематический разрез разработанной микросхемы резистивной памяти представлен на рисунке 16. Отдельно обозначены необходимые слои базового технологического процесса предприятия-изготовителя пластин с кристаллами микросхем (приборный слой и три

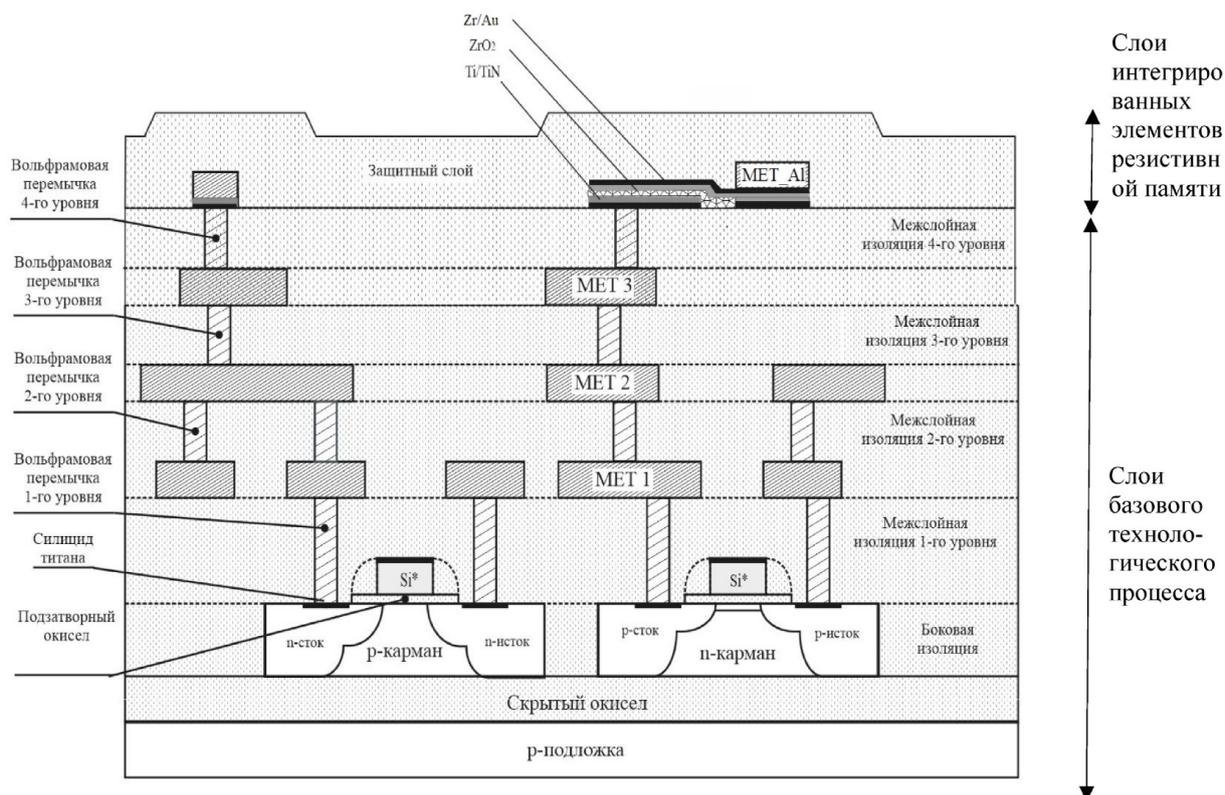


Рисунок 16 – Схема расположения слоев в поперечном разрезе конструкции

Таблица 7 – Технологический процесс изготовления тонкопленочных структур элементов резистивной памяти

№ операции	Название операции
1	Обезжиривание пластины с базовым приборным слоем и металлизацией
2	Формирование нижних электродов, фотолитография 1 (ФЛ1)
3	Защита контактных площадок нижних электродов слоем фоторезиста (ФЛ2)
4	Напыление слоя рабочего диэлектрика
5	Напыление слоя материала верхних электродов
6	Удаление слоя рабочего диэлектрика с контактных площадок нижних электродов
7	Формирование верхних электродов (ФЛ3)
8	Напыление защитного слоя диоксида кремния
9	Формирование контактных площадок нижних и верхних электродов (ФЛ4)
10	Напыление слоя алюминия
11	Формирование алюминиевых токоведущих элементов (ФЛ5)
12	Формирование защитного полимерного слоя (ФЛ6)
13	Формовка и контроль наличия резистивного переключения элементов памяти

Таблица 8 – Параметры слоев интегрированных элементов микросхемы резистивной памяти, выполненной по технологическому маршруту

Наименование слоев и областей	Толщина, мкм
Области нижнего электрода	0,04 – 0,05
Области рабочего диэлектрика	0,01 – 0,04
Области верхнего электрода	0,02 – 0,05
Области металлизации 4-го уровня	0,95 – 1,05
Области защитного диоксида кремния	0,8 – 1,3

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

уровня металлизации) и изготовление структур элементов резистивной памяти с завершающими технологическими слоями.

Основные технологические операции изготовления тонкопленочных структур элементов резистивной памяти (на примере технологического процесса ННГУ) приведены в таблице 7.

Параметры слоев базового технологического процесса задаются предприятием-изготовителем пластин с кристаллами микросхем. Параметры слоев интегрированных элементов резистивной памяти приведены в таблице 8.

Базовый технологический маршрут и отдельные технологические операции формирования элемента резистивной памяти должны быть совместимыми, то есть формирование элементов резистивной памяти не должно приводить к негативному воздействию на сформированные ранее слои базового технологического процесса.

Среди основных факторов возможного влияния технологических операций формирования элементов резистивной памяти на слои базового технологического процесса можно выделить:

- температурное разрушение структурных слоев;
- существенное перераспределение примесей в слоях активных областей из-за температурного воздействия;
- «загрязнение» слоев базового технологического процесса примесями химических элементов, вызывающих их деградацию.

Данные факторы должны быть исследованы при изготовлении экспериментальных партий.

В общем случае технологический маршрут может быть оптимизирован под базовые технологии различных заводов-изготовителей с проектными нормами от 3000 до 90 нм КМОП-технологии на объемном кремнии, КНИ или КНС без изменения существующих технологических

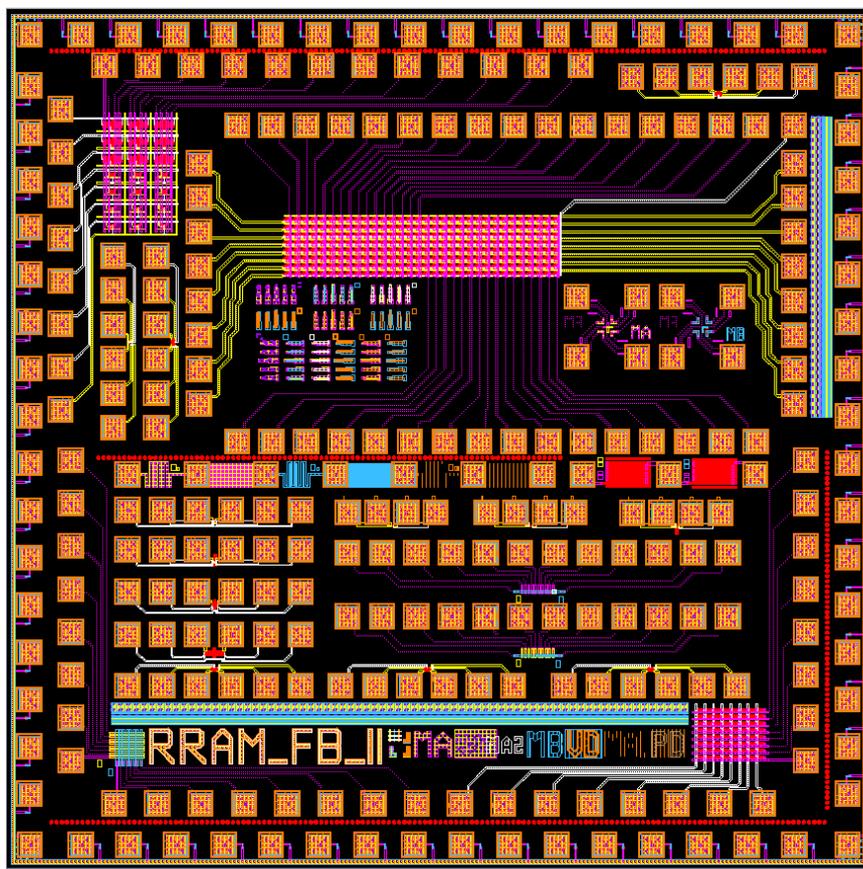


Рисунок 17 – Топология тестового кристалла RRAM_FB_II

операций базовой технологии.

Описанный технологический процесс был успешно апробирован путем изготовления тестовых кристаллов с функциональными блоками (ФБ) RRAM на основе мемристивных структур Au / Ta / ZrO₂(Y) / Pt, полученных магнетронным распылением на слоях металлизации TiN / Ti четвертого уровня [225] (рисунок 17). Отдельные ФБ на тестовом кристалле могут быть использованы для исследования применения элементов памяти (ЭП) RRAM в нейроморфных вычислительных системах. Топология тестового кристалла дает трехмерное расположение активных элементов приборного слоя; тестовых структур для контроля технологии; тестовых структур управляющих транзисторов и ЭП с разными размерами; матриц ЭП, объединенных в 64-битное кольцевое слово; матриц кроссбар 8×8 с неуправляемыми ЭП 1М и ячейками 1D1М с управляющими диодами; матрицы кроссбар 32×8 с ячейками высокой плотности 1T1М с управляющими транзисторами; тестовых структур и банка памяти 7×3 с дифференциальными ячейками 4T2М повышенной надежности. ЭП формируются на 4-м уровне металлизации путем нанесения методом магнетронного распыления нижних электродов, слоя рабочего диэлектрика, верхних электродов, защитного слоя SiO₂, вакуумного напыления контактных площадок. Топология предусматривает сверхплотное заполнение для выравнивания поверхности приборного слоя и содержит дополнительный слой SiO₂ с окнами над нижними электродами для защиты периферийных областей ЭП от утечек и пробоев. Площадь кристалла 10×10 мм² и обеспечивает его монтаж в металлокерамический корпус марки 5134.64-6.

Заключение

На основе проведенного анализа можно сделать вывод о том, что КМОП-интеграция новых мемристивных наноматериалов является необходимым условием для демонстрации их применимости в информационно-вычислительных системах искусственного интеллекта, а также о возможности такой демонстрации для различных вариантов

мемристивных структур, разработанных в России, на базе единой технологической платформы КМОП КНИ 0,35 мкм с последующим масштабированием технологии. Результаты могут быть использованы при создании макетов программно-аппаратных комплексов нейроморфных вычислительных систем на основе КМОП-интегрированных мемристивных устройств (ячеек энергонезависимой резистивной памяти RRAM) для своевременной организации доступа разработчиков к новому аппаратному обеспечению в областях искусственного интеллекта и нейрогибридных технологий.

В частности:

- Результаты мониторинга и анализа современной научно-технической литературы, а также патентных исследований в области физики и технологии формирования мемристивных наноматериалов, создания на их основе электронных устройств и схем RRAM показывают, что данная тематика находится в фокусе внимания ведущих мировых научных центров. В течение последних 5 лет усилился интерес промышленных предприятий к данной тематике и к достигнутым научно-техническим результатам, демонстрирующим возможность расширения спектра функциональных применений мемристивных устройств и их использования в различных сферах.

- Сравнительный анализ энергонезависимой памяти на основе RRAM с существующими аналогами (PCRAM, MRAM и FRAM) показывает, что RRAM опережает альтернативные устройства памяти по набору основных характеристик, к которым относятся масштабируемость (минимальный размер элемента 2 нм), количество циклов перезаписи (10¹²), время хранения записанного состояния (более 1000 лет), количество записанных состояний (2048) и быстродействие (время переключения 85 пс). Технология изготовления RRAM значительно проще технологий памяти FRAM и MRAM, что позволяет существенно (в разы) снизить финансовые и временные затраты на постановку технологии и дооснащение производственной линии.

- Анализ публикаций передовых научных коллективов и научно-производственных консорциумов показывает, что необходимыми условиями для создания функциональных

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

прототипов (демонстраторов) новых информационно-вычислительных систем на основе RRAM являются: достижение высоких требований к параметрам мемристивных устройств (диапазон и количество резистивных состояний, их воспроизводимость и надежность) в относительно больших массивах кроссбар за счет тщательного подбора материалов и инженерии интерфейсов в структуре МОМ; разработка алгоритмов, методик и схем для программирования резистивных состояний, обеспечивающих автоматизированное управление состоянием мемристивных устройств в больших массивах; совместимость и монолитная интеграция массивов мемристивных устройств с управляющими схемами КМОП. В данный момент основные усилия направлены на совместную оптимизацию материалов и устройств энергонезависимой памяти в соответствии с требованиями для конкретных будущих устройств и технологий.

- Продолжающийся рост количества патентов в области устройств RRAM – важный индикатор активной фазы патентования, который свидетельствует о высоком потенциале технологизируемости направления и отражает активное продвижение технической системы в технологию. Потенциальный рынок устройств RRAM (мемристоров) имеет тенденции к расширению и подтверждает, что в ближайшие несколько лет мемристоры могут стать технологической основой для нового поколения электронных вычислительных устройств и сформировать новые глобальные рынки.

- Несмотря на общий рост количества исследований и качества достигнутых результатов, в России данная область исследований находится только в начале ее развития, причем все отечественные патентообладатели относятся к категории научно-исследовательских организаций. Отставание в еще только формирующейся и наукоемкой области далеко не столь значительно, как в случае традиционной кремниевой микроэлектроники. В связи с этим актуальность исследований, направленных на изучение свойств мемристивных наноструктур и разработку новых информационно-вычислительных систем на основе мемристоров, представляется несомненной.

- В России имеется достаточный научно-

технологический задел для КМОП-интеграции различных технологий мемристивных структур на единой технологической платформе. В частности, разработаны и изготовлены тестовые структуры и функциональные блоки, необходимые для отработки интеграции различных технологий изготовления мемристивных устройств в базовый технологический процесс КМОП КНИ с проектными нормами 0,35 мкм с применением одного уровня поликремния и трех более уровней металлизации. В общем случае технологический маршрут может быть оптимизирован под базовые технологии различных заводов-изготовителей с проектными нормами от 3000 до 90 нм КМОП-технологии на объемном кремнии, КНИ или КНС без изменения существующих технологических операций базовой технологии.

Благодарность

Исследование выполнено в рамках научной программы Национального центра физики и математики, направление № 9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах».

Часть статьи, содержащая описание существующих представлений о физических механизмах аналоговой перестройки сопротивления в мемристивных структурах (CBRAM и VCM), подготовлена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках государственного задания в области научной деятельности FSEE-2020-0013.

Вклад авторов:

А.Н. Михайлов: разработка концепции, формальный анализ, утверждение окончательного варианта текста статьи, ресурсное обеспечение, привлечение финансирования;

А.И. Белов: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

Д.С. Королев: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

Д.В. Гусейнов: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

Е.Г. Грязнов: подготовка и редактирование

оригинального текста статьи, разработка методологии, ресурсное обеспечение;

М.Н. Коряжкина: формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

В.И. Лукоянов: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

Д.А. Серов: проведение исследования;

Ю.Г. Слияков: проведение исследования;

А.Н. Шарапов: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

Д.О. Филатов: проведение исследования, формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи;

О.Н. Горшков: проведение исследования, формальный анализ, утверждение окончательного варианта текста статьи;

Н.В. Андреева: формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи, утверждение окончательного варианта текста статьи;

В.А. Смирнов: проведение исследования, подготовка и редактирование оригинального текста статьи, утверждение окончательного варианта текста статьи;

А.А. Федотов: проведение исследования, подготовка и редактирование оригинального текста статьи, утверждение окончательного варианта текста статьи;

С.А. Щаников: формальный анализ, подготовка и редактирование оригинального текста статьи, утверждение окончательного варианта текста статьи;

В.Б. Казанцев: проведение исследования, утверждение окончательного варианта текста статьи.

Конфликт интересов: Авторы заявляют, что у них нет известных финансовых конфликтов интересов или личных отношений, которые могли бы повлиять на работу, представленную в этой статье

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1 Neuromorphic computing based on CMOS-integrated memristive arrays: current state and perspectives / A.N. Mikhaylov, E.G. Gryaznov, M.N. Koryazhkina, I.A. Bordanov, S.A. Shchanikov,

O.A. Telminov, V.B. Kazantsev // *Supercomputing Frontiers and Innovations*. – 2023. – Vol. 10, No. 2. – P. 77–103. DOI: 10.14529/jsfi230206

2 Neurohybrid Memristive CMOS-Integrated Systems for Biosensors and Neuroprosthetics / A. Mikhaylov, A. Pimashkin, Y. Pigareva, S. Gerasimova, E. Gryaznov, S. Shchanikov, A. Zuev, M. Talanov, I. Lavrov, V. Demin, V. Erokhin, S. Lobov, I. Mukhina, V. Kazantsev, H. Wu, B. Spagnolo // *Frontiers in Neuroscience*. – 2020. – Vol. 14. – P. 358.

3 Moore, G.E. Cramming more components onto integrated circuits / G.E. Moore // *Electronics*. – 1965. – Vol. 38. – P. 114–117.

4 Sutter, H. The free lunch is over: A fundamental turn toward concurrency in software. *Dr. Dobbs's J.* – 2005. – Vol. 30. – P. 202–210.

5 Science and research policy at the end of Moore's law / H.N. Khan, D.A. Hounshell, E. R.H. Fuchs // *Nat. Electron.* – 2018. – Vol. 1. – P. 14–21.

6 Horowitz, M. Computing's energy problem (and what we can do about it) / M. Horowitz // In *Proceedings of 2014 IEEE International Solid-State Circuits Conference Digest of Technical Papers*, San Francisco, CA, USA, 2014, pp. 10–14.

7 Resistive Switching: From Fundamentals of Nanoionic Redox Processes to Memristive Device Applications. Ielmini, D.; Waser, R. (Eds.), WILEY-VCH, 2016, 784 p.

8 The missing memristor found / D.B. Strukov, G.S. Snider, D.R. Stewart, R.S. Williams // *Nature*. – 2008. – V. 453. – P.80–83.

9 Memristor – The Missing Circuit Element / L. Chua // *IEEE Trans. Circ. Theor.* – 1971. – Vol. ct-18, №5. – P. 507–519.

10 The future of electronics based on memristive systems / M.A. Zidan, J.P. Strachan, W.D. Lu // *Nat. Electron.* – 2018. – Vol. 1. – P. 22–29.

11 Memristive crossbar arrays for brain-inspired computing / Q. Xia, J.J. Yang // *Nat. Mater.* – 2019. – Vol. 18. – P. 309–323.

12 Resistive switching materials for information processing / Z. Wang, H. Wu, G.W. Burr, C.S. Hwang, K.L. Wang, Q. Xia, J.J. Yang // *Nat. Rev. Mater.* – 2020. – Vol. 5. – P. 173–195.

13 Nanoscale resistive switching devices for memory and computing applications / S.H. Lee, X. Zhu, W.D. Lu // *Nano Res.* – 2020. – Vol. 13. – P. 1228–1243.

- 14 CMOS and Memristive Hardware for Neuromorphic Computing / M. Rahimi Azghadi, Y.-C. Chen, J.K. Eshraghian, J. Chen, C.-Y. Lin, A. Amirsoleimani, A. Mehonic, A.J. Kenyon, B. Fowler, J.C. Lee, Y.-F. Chang // *Advanced Intelligent Systems*. – 2020. – Vol. 2. – P. 1900189.
- 15 A comprehensive review on emerging artificial neuromorphic devices / J. Zhu, T. Zhang, Y. Yang, R. Huang // *Applied Physics Reviews*. – 2020. – Vol. 7. – P. 011312.
- 16 Brain-inspired computing with memristors: Challenges in devices, circuits, and systems / Y. Zhang, Z. Wang, J. Zhu, Y. Yang, M. Rao, W. Song, Y. Zhuo, X. Zhang, M. Cui, L. Shen, R. Huang, J. Joshua Yang // *Applied Physics Reviews*. – 2020. – Vol. 7. – P. 011308.
- 17 Device and Circuit Architectures for In-Memory Computing / D. Ielmini, G. Pedretti // *Advanced Intelligent Systems*. – 2020. – Vol. 2. – P. 2000040.
- 18 In-Memory Learning With Analog Resistive Switching Memory: A Review and Perspective / Y. Xi, B. Gao, J. Tang, A. Chen, M.-F. Chang, X.S. Hu, J. Van Der Spiegel, H. Qian, H. Wu // *Proc. IEEE*. – 2020. – Vol. 109. – P. 1–29.
- 19 Neuro-inspired computing chips / W. Zhang, B. Gao, J. Tang, P. Yao, S. Yu, M.-F. Chang, H.-J. Yoo, H. Qian, H. Wu // *Nat. Electron*. – 2020. – Vol. 3, No. 7. – P. 371–382.
- 20 Advances of RRAM Devices: Resistive Switching Mechanisms, Materials and Bionic Synaptic Application / Z. Shen, C. Zhao, Y. Qi, W. Xu, Y. Liu, I.Z. Mitrovic, L. Yang, C. Zhao // *Nanomaterials*. – 2020. – Vol. 10, No. 8. – P. 1437.
- 21 Memristors – From In-Memory Computing, Deep Learning Acceleration, and Spiking Neural Networks to the Future of Neuromorphic and Bio-Inspired Computing / A. Mehonic, A. Sebastian, B. Rajendran, O. Simeone, E. Vasilaki, A.J. Kenyon // *Advanced Intelligent Systems*. – 2020. – Vol. 2. – P. 2000085.
- 22 In-Memory Vector-Matrix Multiplication in Monolithic Complementary Metal–Oxide–Semiconductor–Memristor Integrated Circuits: Design Choices, Challenges, and Perspectives / A. Amirsoleimani, F. Alibart, V. Yon, J. Xu, M.R. Pazhouhandeh, S. Ecoffey, Y. Beilliard, R. Genov, D. Drouin // *Advanced Intelligent Systems*. – 2020. – Vol. 2. – P. 2000115.
- 23 Brain-inspired computing via memory device physics / D. Ielmini, Z. Wang, Y. Liu // *APL Materials*. – 2021. – Vol. 9, No. 5. – P. 050702.
- 24 Brain-inspired computing needs a master plan / A. Mehonic, A.J. Kenyon // *Nature*. – 2022. – Vol. 604, No. 7905. – P. 255–260.
- 25 From memristive devices to neuromorphic systems / Y. Huang, F. Kiani, F. Ye, Q. Xia // *Appl. Phys. Lett*. – 2023. – Vol. 122, No. 11. – P. 110501.
- 26 Dearnaley, G. *Electrical Phenomena in Amorphous Oxide Films* / G. Dearnaley, A.M. Stoneham, D.V. Morgan // *Rept. Progr. Phys*. – 1970. – Vol. 33. – P. 1129–1191.
- 27 Memristive devices and systems / L.O. Chua, Sung Mo Kang // *Proc. IEEE*. – 1976. – Vol. 64, №2. – P. 209–223.
- 28 Φ memristor: Real memristor found / F.Z. Wang, L. Li, L. Shi, H. Wu, L.O. Chua // *Journal of Applied Physics*. – 2019. – Vol. 125. – P. 054504.
- 29 Resistance switching memories are memristors / L. Chua // *Appl. Phys. A*. – 2011. – Vol. 102. – P. 765–783.
- 30 Resistive switching phenomena: A review of statistical physics approaches / J.S. Lee, S. Lee, T. W. Noh // *Applied Physics Reviews*. – 2015. – Vol. 2. – P. 031303.
- 31 Neuroinspired unsupervised learning and pruning with subquantum CBRAM arrays / Y. Shi, L. Nguyen, S. Oh, X. Liu, F. Koushan, J. R. Jameson, D. Kuzum // *Nature Communication*. – 2018. – Vol. 9. – P. 5312.
- 32 Ultra compact electrochemical metallization cells offering re-producible atomic scale memristive switching / B. Cheng, A. Emboras, Y. Salamin, F. Ducry, P. Ma, Y. Fedoryshyn, S. Andermatt, M. Luisier, J. Leuthold // *Communication Physics*. – 2019. – Vol. 2. – P. 28.
- 33 Redox-Based Resistive Switching Memories – Nanoionic Mechanisms, Prospects, and Challenges / R. Waser, R. Dittmann, G. Staikov, K. Szot // *Adv. Mat*. – 2009. – Vol. 21. – P. 2632–2663.
- 34 Introduction to new memory paradigms: memristive phenomena and neuromorphic applications / R. Waser, R. Dittmann, S. Menzel, T. Noll // *Faraday Discussions*. – 2019. – Vol. 213. – P. 11–27.
- 35 Thermochemical description of dielectric breakdown in high dielectric constant materials / J. McPherson, J.Y. Kim, A. Shanware, H. Mogul // *Appl. Phys. Lett*. – 2003. – Vol. 82. – P.

2121.

36 Comprehensive Physical Model of Dynamic Resistive Switching in an Oxide Memristor / S. Kim, S.H. Choi, W. Lu // *ACS Nano*. – 2014. – Vol. 8, №3. – P. 2369–2376.

37 Filamentary model of bipolar resistive switching in capacitor-like memristive nanostructures on the basis of yttria-stabilised zirconia / D.V. Guseinov, D.I. Tetelbaum, A.N. Mikhaylov, A.I. Belov, M.E. Shenina, D.S. Korolev, I.N. Antonov, A.P. Kasatkin, O.N. Gorshkov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, A.I. Bobrov, N.V. Malekhonova, D.A. Pavlov, E.G. Gryaznov // *International Journal of Nanotechnology*. – 2017. – Vol. 14, №7/8. – P. 604–617.

38 Resistive switching in metal-oxide memristive materials and devices / A.N. Mikhaylov, M.N. Koryazhkina, D.S. Korolev, A.I. Belov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, I.N. Antonov, R.A. Shuisky, D.V. Guseinov, K.V. Sidorenko, M.E. Shenina, E.G. Gryaznov, S.V. Tikhov, D.O. Filatov, D.A. Pavlov, D.I. Tetelbaum, O.N. Gorshkov, B. Spagnolo // In: *Metal oxides for Non-Volatile Memories: Materials, Technology and Applications* / I. Valov, P. Dimitrakis, S. Tappertzhofen (Eds.) – Elsevier, 2022. – 536 p. ISBN: 978-0-12814-629-3.

39 Memristive devices for computing / J.J. Yang, D.B. Strukov, D.R. Stewart // *Nat. Nanotechnol.* – 2013. – Vol. 8. – P. 13.

40 Okamoto, H. O-Ti (oxygen-titanium) / H. Okamoto // *Journal of Phase Equilibria*. – 2001. – Vol. 22. – P. 515.

41 RRAM: History, Status, and Future / Y. Chen // *IEEE Transactions on Electron Devices*. – 2020. – Vol. 67, no. 4. – P. 1420–1433.

42 Thousands of conductance levels in memristors integrated on CMOS / M. Rao, H. Tang, J. Wu, W. Song, M. Zhang, W. Yin, Y. Zhuo, F. Kiani, B. Chen, X. Jiang, H. Liu, H.-Y. Chen, R. Midya, F. Ye, H. Jiang, Z. Wang, M. Wu, M. Hu, H. Wang, Q. Xia, N. Ge, J. Li, J.J. Yang // *Nature*. – 2023. – Vol. 615, No. 7954. – P. 823–829.

43 T. F. Wu, B. Q. Le, R. Radway, A. Bartolo, W. Hwang, S. Jeong, H. Li, P. Tandon, E. Vianello, P. Vivet, E. Nowak, M. Wootters, H.-S. P. Wong, M. Aly, E. Beigne, S. Mitra, in 2019 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf.-(ISSCC), IEEE, Piscataway, NJ 2019, pp. 226–228.

44 High precision tuning of state for memristive devices by adaptable variation-tolerant

algorithm / F. Alibart, L. Gao, B.D. Hoskins, D.B. Strukov // *Nanotechnology*. – 2012. – Vol.23. – P. 075201.

45 4K-memristor analog-grade passive crossbar circuit / H. Kim, M.R. Mahmoodi, H. Nili, D.B. Strukov // *Nature Communications*. – 2021. – Vol. 12. – P. 5198.

46 $10 \times 10 \text{ nm}^2 \text{ Hf/HfO}_x$ crossbar resistive RAM with excellent performance, reliability and low-energy operation / B. Govoreanu, G. Kar, Y. Chen, V. Paraschiv, S. Kubicek, A. Fantini, I. Radu, L. Goux, S. Clima, R. Degraeve, N. Jossart, O. Richard, T. Vandeweyer, K. Seo, P. Hendrickx, G. Pourtois, H. Bender, L. Altimime, D.J. Wouters, J.A. Kittl, M. Jurczak // in 2011 Int. Electron Devices Meeting, IEEE, Piscataway, NJ 2011, pp. 31.6.1–31.6.4.

47 Memristor crossbar arrays with 6-nm half-pitch and 2-nm critical dimension / S. Pi, C. Li, H. Jiang, W. Xia, H. Xin, J.J. Yang, Q. Xia // *Nature Nanotechnology*. – 2019. – Vol. 14. – P. 35–39.

48 Hardware-intrinsic security primitives enabled by analogue state and nonlinear conductance variations in integrated memristors / H. Nili, G.C. Adam, B. Hoskins, M. Prezioso, J. Kim, M.R. Mahmoodi, F. Merrikh Bayat, O. Kavehei, D.B. Strukov // *Nature Electronics*. – 2018. – Vol. 1. – P. 197–202.

49 Three-dimensional memristor circuits as complex neural networks / P. Lin, C. Li, Z. Wang, Y. Li, H. Jiang, W. Song, M. Rao, Y. Zhuo, N.K. Upadhyay, M. Barnell, Q. Wu, J.J. Yang, Q. Xia // *Nat Electron*. – 2020. – Vol. 3, No. 4. – P. 225–232.

50 3-D Memristor Crossbars for Analog and Neuromorphic Computing Applications / G.C. Adam, B.D. Hoskins, M. Prezioso, F. Merrikh-Bayat, B. Chakrabarti, D.B. Strukov // *IEEE Trans. Electron Devices*. – 2016. – Vol. 64. – P. 312–318.

51 Access devices for 3D crosspoint memory / G. W. Burr, R. S. Shenoy, K. Virwani, P. Narayanan, A. Padilla, B. Kurdi, H. Hwang // *J. Vac. Sci. Technol. B*. – 2014. – Vol. 32. – P. 040802.

52 Research progress on solutions to the sneak path issue in memristor crossbar arrays / L. Shi, G. Zheng, B. Tian, B. Dkhil, C. Duan // *Nanoscale Adv*. – 2020. – Vol. 2, No. 5. – P. 1811–1827.

53 Neuromorphic Spiking Neural Networks and Their Memristor-CMOS Hardware Implementations / L.A. Camuñas-Mesa, B. Linares-Barranco, T. Serrano-Gotarredona // *Materials*. – 2019. – Vol. 12. – P. 2745.

- 54 Emerging Memristive Artificial Synapses and Neurons for Energy-Efficient Neuromorphic Computing / S. Choi, J. Yang, G. Wang // *Adv. Mater.* – 2020. – P. 2004659.
- 55 The Spike-Timing Dependence of Plasticity / D.E. Feldman // *Neuron.* – 2012. – Vol. 75, № 4. – P. 556–571.
- 56 Experimental Demonstration of a Second-Order Memristor and Its Ability to Biorealistically Implement Synaptic Plasticity / S. Kim, C. Du, P. Sheridan, W. Ma, S. Choi, W.D. Lu // *Nano Lett.* – 2015. – Vol. 15. – P. 2203-2211.
- 57 Biorealistic Implementation of Synaptic Functions with Oxide Memristors through Internal Ionic Dynamics / C. Du, W. Ma, T. Chang, P. Sheridan, W.D. Lu // *Advanced Functional Materials.* – 2015. – Vol. 25. – P. 4290–4299.
- 58 Resistive switching kinetics and second-order effects in parylene-based memristors / A.N. Matsukatova, A.V. Emelyanov, A.A. Minnekhanov, A.A. Nesmelov, A.Yu. Vdovichenko, S.N. Chvalun, V.V. Rylkov, P.A. Forsh, V.A. Demin, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *Appl. Phys. Lett.* – 2020. – Vol. 117, No. 24. – P. 243501.
- 59 Inverted spike-rate-dependent plasticity due to charge traps in a metal-oxide memristive device / M. Mishchenko, D. Bolshakov, V. Lukoyanov, D. Korolev, A.I. Belov, D. Guseinov, V. Matrosov, V. Kazantsev, A.N. Mikhaylov // *J. Phys. D: Appl. Phys.* – 2022. – Vol. 55, No. 39. – P. 394002.
- 60 Third-order nanocircuit elements for neuromorphic engineering / S. Kumar, R.S. Williams, Z. Wang // *Nature.* – 2020. – Vol. 585, No. 7826. – P. 518–523.
- 61 Reservoir Computing Using Diffusive Memristors / R. Midya, Z. Wang, S. Asapu, X. Zhang, M. Rao, W. Song, Y. Zhuo, N. Upadhyay, Q. Xia, J.J. Yang // *Advanced Intelligent Systems.* – 2019. – Vol. 1. – P. 1900084.
- 62 Nanoscale Memristor Device as Synapse in Neuromorphic Systems / S.H. Jo, T. Chang, I. Ebong, B.B. Bhadviya, P. Mazumder, W. Lu // *Nano Lett.* – 2010. – Vol. 10. – P. 1297-1301.
- 63 A 65 nm 1Mb nonvolatile computing-in-memory RRAM macro with sub-16ns multiply-and-accumulate for binary DNN AI edge processors / W.-H. Chen et al. // In 2018 IEEE Int. Solid - State Circuits Conference - (ISSCC) 494–496 (IEEE, 2018).
- 64 Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors / M. Prezioso, F. Merrih-Bayat, B.D. Hoskins, G.C. Adam, K.K. Likharev, D.B. Strukov // *Nature Lett.* – 2015. – Vol. 521. – P. 61-64.
- 65 Equivalent-accuracy accelerated neural-network training using analogue memory / S. Ambrogio, P. Narayanan, H. Tsai, R. M. Shelby, I. Boybat, C. di Nolfo, S. Sidler, M. Giordano, M. Bodini, N. C. Farinha, B. Killeen, C. Cheng, Y. Jaoudi, G. W. Burr // *Nature.* – 2018. – Vol. 558. – P. 60–67.
- 66 A fully integrated analog RRAM based 78.4TOPS/W compute-in-memory chip with fully parallel MAC computing / Q. Liu, B. Gao, P. Yao, D. Wu, J. Chen, Y. Pang, W. Zhang, Y. Liao, C.-X. Xue, W.-H. Chen, J. Tang, Y. Wang, M.-F. Chang, H. Qian, H. Wu // In 2020 IEEE Int. Solid - State Circuits Conference - (ISSCC) 500–502 (IEEE, 2020).
- 67 Fully hardware-implemented memristor convolutional neural network / P. Yao, H. Wu, B. Gao, J. Tang, Q. Zhang, W. Zhang, J.J. Yang, H. Qian // *Nature.* – 2020. – Vol. 577. – P. 641–646.
- 68 Memristors with diffusive dynamics as synaptic emulators for neuromorphic computing / Z. Wang, S. Joshi, S.E. Savel'ev, H. Jiang, R. Midya, P. Lin, M. Hu, N. Ge, J.P. Strachan, Z. Li, Q. Wu, M. Barnell, G.-L. Li, H.L. Xin, R.S. Williams, Q. Xia, J.J. Yang // *Nature Materials.* – 2016. – Vol. 16. – P. 101-108.
- 69 Fully memristive neural networks for pattern classification with unsupervised learning / Z. Wang, S. Joshi, S. Savel'ev, W. Song, R. Midya, Y. Li, M. Rao, P. Yan, S. Asapu, Ye Zhuo, H. Jiang, P. Lin, C. Li, J.H. Yoon, N.K. Upadhyay, J. Zhang, M. Hu, J.P. Strachan, M. Barnell, Q. Wu, H. Wu, R.S. Williams, Q. Xia, J.J. Yang // *Nature Electronics.* – 2018. – Vol. 1. – P. 137-145.
- 70 Third-order nanocircuit elements for neuromorphic engineering / S. Kumar, R.S. Williams, Z. Wang // *Nature.* – 2020. – Vol. 585, No. 7826. – P. 518–523.
- 71 Analogue signal and image processing with large memristor crossbars / C. Li, M. Hu, Y. Li, H. Jiang, N. Ge, E. Montgomery, J. Zhang, W. Song, N. Dávila, C. E. Graves, Z. Li, J. P. Strachan, P. Lin, Z. Wang, M. Barnell, Q. Wu, R. S. Williams, J. J. Yang, Q. Xia // *Nat. Electron.* – 2018. – Vol. 1. P. 52–59. DOI: 10.1038/s41928-017-0002-z.
- 72 A 462GOPs/J RRAM-Based

Nonvolatile Intelligent Processor for Energy Harvesting IoE System Featuring Nonvolatile Logics and Processing-In-Memory / F. Su, W.-H. Chen, L. Xia, C.-P. Lo, T. Tang, Z. Wang, K.-H. Hsu, M. Cheng, J.-Y. Li, Y. Xie, Y. Wang, M. F. Chang, H. Yang, Y. Liu // In 2017 Symp. on VLSI Technology, IEEE, Piscataway, NJ 2017, pp. T260–T261.

73 A 4M Synapses Integrated Analog RRAM Based 66.5 TOPS/W Neural-Network Processor with Cell Current Controlled Writing and Flexible Network Architecture / R. Mochida, K. Kouno, Y. Hayata, M. Nakayama, T. Ono, H. Suwa, R. Yasuhara, K. Katayama, T. Mikawa, Y. Gohou // In 2018 IEEE Symp. on VLSI Technology, IEEE, Piscataway, NJ 2018, pp. 175–176.

74 CMOS-integrated memristive non-volatile computing-in-memory for AI edge processors / W.-H. Chen, C. Dou, K.-X. Li, W.-Y. Lin, P.-Y. Li, J.-H. Huang, J.-H. Wang, W.-C. Wei, C.-X. Xue, Y.-C. Chiu, Y.-C. King, C.-J. Lin, R.-S. Liu, C.-C. Hsieh, K.-T. Tang, J.J. Yang, M.-S. Ho, M.-F. Chang // Nat. Electron. – 2019. Vol 2. – P. 420-428.

75 24.1 A 1Mb Multibit RRAM Computing-In-Memory Macro with 14.6ns Parallel MAC Computing Time for CNN Based AI Edge Processors / C.-X. Xue, W.-H. Chen, J.-S. Liu, J.-F. Li, W.-Y. Lin, W.-E. Lin, J.-H. Wang, W.-C. Wei, T.-W. Chang, T.-C. Chang, T.-Y. Huang, H.-Y. Kao, S.-Y. Wei, Y.-C. Chiu, C.-Y. Lee, C.-C. Lo, Y.-C. King, C.-J. Lin, R.-S. Liu, C.-C. Hsieh, K.-T. Tang, M.-F. Chang, // 2019 IEEE Int. Solid-State Circuits Conf. (ISSCC), IEEE, Piscataway, NJ 2019, pp. 388–390.

76 In-Memory and Error-Immune Differential RRAM Implementation of Binarized Deep Neural Networks / M. Bocquet, T. Hirzlin, J.-O. Klein, E. Nowak, E. Vianello, J.-M. Portal, D. Querlioz // In 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM), IEEE, Piscataway, NJ 2018, pp. 20–26.

77 A fully integrated reprogrammable memristor-CMOS system for efficient multiply-accumulate operations / F. Cai, J.M. Correll, S.H. Lee, Y. Lim, V. Bothra, Z. Zhang, M.P. Flynn, W.D. Lu // Nat Electron. – 2019. – Vol. 2. – P. 290-299.

78 Neuromorphic computing based on CMOS-integrated memristive arrays: current state and perspectives / A.N. Mikhaylov, E.G. Gryaznov, M.N. Koryazhkina, I.A. Bordanov, S.A. Shchanikov, O.A. Telminov, V.B. Kazantsev // Supercomputing Frontiers and Innovations. – 2023. – Vol. 10, No. 2. –

P. 77-103.

79 Variability in resistive memories / J.B. Roldán, E. Miranda, D. Maldonado, A.N. Mikhaylov, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, M.N. Koryazhkina, M.B. González, M.A. Villena, S. Poblador, M. Saludes-Tapia, R. Picos, F. Jiménez-Molinos, S.G. Stavrinides, E. Salvador, F.J. Alonso, F. Campabadal, B. Spagnolo, M. Lanza, L.O. Chua // Advanced Intelligent Systems. – 2023. – P. 2200338.

80 Resistive switching memories based on metal oxides: mechanisms, reliability and scaling / D. Ielmini // Semicond. Sci. Technol. – 2016. – Vol. 31. – P. 063002.

81 Guiding the Growth of a Conductive Filament by Nanoindentation To Improve Resistive Switching / Y. Sun, C. Song, J. Yin, X. Chen, Q. Wan, F. Zeng, F. Pan // ACS Appl. Mater. Interf. – 2017. – Vol. 9. – P. 34064-34070.

82 Impact of ultra-thin $\text{Al}_2\text{O}_{3-y}$ layers on TiO_{2-x} RRAM switching characteristics / M. Trapatseli, S. Cortese, A. Serb, A. Khiat, T. Prodromakis // J. Appl. Phys. – 2017. – Vol. 121. – P. 184505.

83 Suppress variations of analog resistive memory for neuromorphic computing by localizing V_0 formation / W. Wu, H. Wu, B. Gao, N. Deng, H. Qian // J. Appl. Phys. – 2018. – Vol. 124. – P. 152108.

84 Berdan, R. High precision analogue memristor state tuning / R. Berdan, T. Prodromakis, C. Toumazou // Electronics Letters. – 2012. – Vol.48, №18. – P.1105-1107.

85 A Precise Algorithm of Memristor Switching to a State with Preset Resistance / K.E. Nikiruy, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, V.V. Rylkov, A.V. Sitnikov, P.K. Kashkarov // Tech. Phys. Lett. – 2018. – Vol. 44, №5. – P. 416-419.

86 Field- and irradiation-induced phenomena in memristive nanomaterials / A.N. Mikhaylov, E.G. Gryaznov, A.I. Belov, D.S. Korolev, A.N. Sharapov, D.V. Guseinov, D.I. Tetelbaum, S.V. Tikhov, N.V. Malekhonova, A.I. Bobrov, D.A. Pavlov, S.A. Gerasimova, V.B. Kazantsev, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, C.M.M. Rosário, N.A. Sobolev, B. Spagnolo // Physica Status Solidi C. – 2016. – Vol. 13. – P. 870-881.

87 Noise-induced resistive switching in a memristor based on $\text{ZrO}_2(\text{Y})/\text{Ta}_2\text{O}_5$ stack / D.O. Filatov, D.V. Vrzheschch, O.V. Tabakov, A.S. Novikov, A.I. Belov, I.N. Antonov, V.V. Sharkov,

M.N. Koryazhkina, A.N. Mikhaylov, O.N. Gorshkov, A.A. Dubkov, A. Carollo, B. Spagnolo // *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*. – 2019. – Vol. 12. – P. 124026.

88 Nonstationary distributions and relaxation times in a stochastic model of memristor / N.V. Agudov, A.V. Safonov, A.V. Krichigin, A.A. Kharcheva, A.A. Dubkov, D. Valenti, D.V. Guseinov, A.I. Belov, A.N. Mikhaylov, A. Carollo, B. Spagnolo // *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*. – 2020. – P. 024003.

89 Stochastic model of memristor based on the length of conductive region / N.V. Agudov, A.A. Dubkov, A.V. Safonov, A.V. Krichigin, A.A. Kharcheva, D.V. Guseinov, M.N. Koryazhkina, A.S. Novikov, V.A. Shishmakova, I.N. Antonov, A. Carollo, B. Spagnolo // *Chaos, Solitons & Fractals*. – 2021. – Vol. 150. – P. 111131.

90 Dynamical attractors of memristors and their networks / Y.V. Pershin, V.A. Slipko // *Europhysics Letters*. – 2019. – Vol. 125. – P. 20002.

91 Stochastic Resonance in Metal-Oxide Memristive Device / A.N. Mikhaylov, D.V. Guseinov, A.I. Belov, D.S. Korolev, V.A. Shishmakova, M.N. Koryazhkina, D.O. Filatov, O.N. Gorshkov, D. Maldonado, F.J. Alonso, J.B. Roldán, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, A.V. Krichigin, A. Carollo, B. Spagnolo // *Chaos, Solitons & Fractals*. – 2021. – Vol. 144. – P. 110723.

92 Имитация синаптической связи нейроноподобных генераторов с помощью мемристивного устройства / С.А. Герасимова, А.Н. Михайлов, А.И. Белов, Д.С. Королев, О.Н. Горшков, В.Б. Казанцев // *Журнал технической физики*. – 2017. – Т. 87, №8. – С. 1248-1254.

93 Memristive stochastic plasticity enables mimicking of neural synchrony: Memristive circuit emulates an optical illusion / M. Ignatov, M. Ziegler, M. Hansen, H. Kohlstedt // *Sci. Adv.* – 2017. – Vol. 3. – P. e1700849.

94 Stochastic Memristive Interface for Neural Signal Processing / S.A. Gerasimova, A.I. Belov, D.S. Korolev, D.V. Guseinov, A.V. Lebedeva, M.N. Koryazhkina, A.N. Mikhaylov, V.B. Kazantsev, A.N. Pisarchik // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21, No. 16. – P. 5587.

95 Stochastic Memory Devices for Security and Computing / R. Carboni, D. Ielmini // *Adv. Electron. Mater.* – 2019. – P. 1900198.

96 Memristors for Hardware Security Applications / Y. Pang, B. Gao, B. Lin, H. Qian, H. Wu // *Adv. Electron. Mater.* – 2019. – P. 1800872.

97 Probabilistic Memristive Networks -- Part I: Application of a Master Equation to Networks of Binary RRAM cells / V.J. Dowling, V.A. Slipko, Y.V. Pershin // *arXiv:2003.11011 [cond-mat]*. – 2020.

98 <https://www.anandtech.com/show/11930/intel-optane-ssd-dc-p4800x-750gb-handson-review>

99 Essential Characteristics of Memristors for Neuromorphic Computing / W. Chen, L. Song, S. Wang, Z. Zhang, G. Wang, G. Hu, S. Gao // *Adv. Electron. Materials*. – 2023. – Vol. 9, No. 2. – P. 2200833.

100 Bi-layered RRAM with unlimited endurance and extremely uniform switching / Y.-B. Kim, S. R. Lee, D. Lee, C. B. Lee, M. Chang, J. H. Hur, M.-J. Lee, G.-S. Park, C. J. Kim, U.-I. Kim, I.-K. Yoo, K. Kim // *2011 Symp. VLSI Technology-Digest of Technical Papers, 2011*. – P. 52–53.

101 Programming algorithms for multilevel phase-change memory / N. Papandreou, H. Pozidis; A. Pantazi, A. Sebastian, M. Breitwisch, C. Lam, E. Eleftheriou // *2011 IEEE Int. Symp. Circuits and Systems (ISCAS)*. – P. 329-332.

102 Write strategies for 2 and 4-bit multi-level phase-change memory / T. Nirschl, J.B. Philipp, T. D. Happ, G. W. Burr, B. Rajendran, M.-H. Lee, A. Schrott, M. Yang, M. Breitwisch, C.-F. Chen, E. Josep, M. Lamorey, R. Cheek, S.-H. Chen, S. Zaidi, S. Raoux, Y.C. Chen, Y. Zhu, R. Bergmann, H.-L. Lung, C. Lam // *2007 IEEE Int. Electron Devices Meeting*. – P. 461–464.

103 A 1.4 μA reset current phase change memory cell with integrated carbon nanotube electrodes for cross-point memory application / J. Liang, R.G.D. Jeyasingh, H.-Y. Chen, H.-S. Wong // *2011 Symp. VLSI Technology- Digest of Technical Papers*. – P. 100–101.

104 Reducing the stochasticity of crystal nucleation to enable subnanosecond memory writing / F. Rao, K. Ding, Y. Zhou, Y. Zheng, M. Xia, S. Lv, Z. Song, S. Feng, I. Ronneberger, R. Mazzarello, W. Zhang, E. Ma // *Science*. – 2017. – Vol. 358, №6369. – P. 1423–1427.

105 High performance PRAM cell scalable to sub-20nm technology with below $4F^2$ cell size, extendable to DRAM applications / I. Kim, S.L. Cho, D.H. Im, E.H. Cho, D.H. Kim, G.H. Oh, D.H.

Ahn, S.O. Park, S.W. Nam, J.T. Moon, C.H. Chung // 2010 Symp. VLSI Technology. – P.203–204.

106 Trade-off between SET and data retention performance thanks to innovative materials for phase-change memory / G. Navarro, M. Coué, A. Kiousseloglou, P. Noé, F. Fillot, V. Delaye, A. Persico, A. Roule, M. Bernard, C. Sabbione, D. Blachier, V. Sousa, L. Perniola, S. Maitrejean, A. Cabrini, G. Torelli, P. Zuliani, R. Annunziata, E. Palumbo, M. Borghi, G. Reimbold, B. De Salvo // 2013 IEEE Int. Electron Devices Meeting. – P. 21-5.

107 Low-power switching of phase-change materials with carbon nanotube electrodes / F. Xiong, A. D. Liao, D. Estrada, E. Pop, // Science. – 2011. – Vol. 332, №6029. – P. 568–570.

108 High write endurance up to 10^{12} cycles in a spin current- type magnetic memory array / Y. Shiokawa, E. Komura, Y. Ishitani, A. Tsumita, K. Suda, Y. Kakinuma, T. Sasaki // AIP Adv. – 2019. – Vol. 9, №3. – P. 035236.

109 Current-induced magnetization switching in atom-thick tungsten engineered perpendicular magnetic tunnel junctions with large tunnel magnetoresistance / M. Wang, W. Cai, K. Cao, J. Zhou, J. Wrona, S. Peng, H. Yang, J. Wei, W. Kang, Y. Zhang, J. Langer, B. Ocker, A. Fert, W. Zhao // Nat. Commun. – 2018. – Vol. 9, №1. – P. 671.

110 Tunnel magnetoresistance of 604% at 300K by suppression of Ta diffusion in CoFeB/MgO/CoFeB pseudo- spin-valves annealed at high temperature / S. Ikeda, J. Hayakawa, Y. Ashizawa, Y.M. Lee, K. Miura, H. Hasegawa, M. Tsunoda, F. Matsukura, H. Ohno // Appl. Phys. Lett. – 2008. – Vol. 93, №8. – P. 082508.

111 Ultra-low switching energy and scaling in electric- field-controlled nanoscale magnetic tunnel junctions with high resistance- area product / C. Grezes, F. Ebrahimi, J.G. Alzate, X. Cai, J.A. Katine, J. Langer, B. Ocker, P. Khalili Amiri, K.L. Wang // Appl. Phys. Lett. – 2016. – Vol. 108, №1. – P. 012403.

112 Sub-200 ps spin transfer torque switching in in-plane magnetic tunnel junctions with interface perpendicular anisotropy / H. Zhao, B. Glass, P. Khalili Amiri, A. Lyle, Y. Zhang, Y.-J. Chen, G. Rowlands, P. Upadhyaya, Z. Zeng, J.A. Katine, J. Langer, K. Galatsis, H. Jiang, K.L. Wang, I.N. Krivorotov, J.-P. Wang // J. Phys. D. – 2011. – Vol. 45, №2. – P. 025001.

113 A perpendicular- anisotropy CoFeB–

MgO magnetic tunnel junction / S. Ikeda, K. Miura, H. Yamamoto, K. Mizunuma, H. D. Gan, M. Endo, S. Kanai, J. Hayakawa, F. Matsukura, H. Ohno // Nat. Mater. – 2010. – Vol. 9. – P. 721–724.

114 Enablement of STT- MRAM as last level cache for the high performance computing domain at the 5 nm node / S. Sakhare, M. Perumkunnil, T. Huynh Bao, S. Rao, W. Kim, D. Crotti, F. Yasin, S. Couet, J. Swerts, S. Kundu, D. Yakimets, R. Baert, H.R. Oh, A. Spessot, A. Mocuta, G. Sankar Kar, A. Furnemont // 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM). – P. 18-3.

115 Controllable conductive readout in selfassembled, topologically confined ferroelectric domain walls / J. Ma, Jing Ma, Q. Zhang, R. Peng, J. Wang, C. Liu, M. Wang, N. Li, M. Chen, X. Cheng, P. Gao, L. Gu, L. –Q. Chen, P. Yu, J. Zhang, C.-W. Nan // Nat. Nanotechnol. – 2018. – Vol. 13. – P. 947–952.

116 Solid- state memories based on ferroelectric tunnel junctions / A. Chanthbouala, A. Crassous, V. Garcia, K. Bouzehouane, S. Fusil, X. Moya, J. Allibe, B. Dlubak, J. Grollier, S. Xavier, C. Deranlot, A. Moshar, R. Proksch, N. D. Mathur, M. Bibes, A. Barthélémy // Nat. Nanotechnol. – 2011. – Vol. 7. – P. 101–104.

117 A ferroelectric memristor / A. Chanthbouala, V. Garcia, R. O. Cherifi, K. Bouzehouane, S. Fusil, X. Moya, S. Xavier, H. Yamada, C. Deranlot, N. D. Mathur, M. Bibes, A. Barthélémy, J. Grollier // Nat. Mater. – 2012. – Vol. 11. – P. 860–864.

118 High-performance ferroelectric memory based on fully patterned tunnel junctions / S. Boyn, S. Girod, V. Garcia, S. Fusil, S. Xavier, C. Deranlot, H. Yamada, C. Carrétéro, E. Jacquet, M. Bibes, A. Barthélémy, J. Grollier // Appl. Phys. Lett. – 2014. – Vol. 104, №5. – P. 052909.

119 Giant electroresistance of supertetragonal BiFeO₃-based ferroelectric tunnel junctions / H. Yamada, V. Garcia, S. Fusil, S. Boyn, M. Marinova, A. Gloter, S. Xavier, J. Grollier, E. Jacquet, C. Carrétéro, C. Deranlot, M. Bibes, A. Barthélémy // ACS Nano. – 2013. – Vol. 7. – P. 5385–5390.

120 Nanoscale ferroelectric tunnel junctions based on ultrathin BaTiO₃ film and Ag nanoelectrodes / X.S. Gao, J.M. Liu, K. Au, J.Y. Dai // Appl. Phys. Lett. – 2012. – Vol. 101, №14. – P. 142905.

- 121 SiGe epitaxial memory for neuromorphic computing with reproducible high performance based on engineered dislocations / S. Choi, S. H. Tan, Z. Li, Y. Kim, C. Choi, P.-Y. Chen, H. Yeon, S. Yu, J. Kim // *Nat. Mater.* – 2018 – Vol. 17. – P. 335–340.
- 122 Phase-change heterostructure enables ultralow noise and drift for memory operation / K. Ding, J. Wang, Y. Zhou, H. Tian, L. Lu, R. Mazzarello, C. Jia, W. Zhang, F. Rao, E. Ma // *Science.* – 2019. – Vol. 366, №6462. – P. 210–215.
- 123 STT- MRAM devices with low damping and moment optimized for LLC applications at 0x nodes / L. Thomas, G. Jan, S. Serrano-Guisan, H. Liu, J. Zhu, Y.-J. Lee, S. Le, J. Iwata-Harms, R.-Y. Tong, S. Patel, V. Sundar, D. Shen, Y. Yang, R. He, J. Haq, Z. Teng, V. Lam, P. Liu, Y.-J. Wang, T. Zhong, H. Fukuzawa, P. Wang // 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM), P. 27.3.1–27.3.4.
- 124 Phase change materials and their application to random access memory technology / S. Raoux, R. M. Shelby, J. Jordan-Sweet, B. Munoz, M. Saling, Y.-C. Chen, Y.-H. Shih, E.-K. Lai, M.-H. Lee // *Microelectron. Eng.* – 2008. – Vol. 85, №12. – P. 2330–2333.
- 125 Mechanical stresses upon crystallization in phase change materials / T.P.L. Pedersen, J. Kalb, W.K. Njoroge, D. Wamwangi, M. Wuttig // *Appl. Phys. Lett.* – 2001. – Vol. 79, №22. – P. 3597–3599.
- 126 14 ns write speed 128 Mb density embedded STT- MRAM with endurance $>10^{10}$ and 10 yrs retention @85°C using novel low damage MTJ integration process / H. Sato, H. Honjo, T. Watanabe, M. Niwa, H. Koike, S. Miura, T. Saito, H. Inoue, T. Nasuno, T. Tanigawa, Y. Noguchi, T. Yoshiduka, M. Yasuhira, S. Ikeda, S.- Y. Kang, T. Kubo, K. Yamashita, Y. Yagi, R. Tamura, T. Endoh // 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM), – P. 27-2.
- 127 Temporary formation of highly conducting domain walls for non- destructive read-out of ferroelectric domain-wall resistance switching memories / J. Jiang, Z.L. Bai, Z.H. Chen, L. He, D.W. Zhang, Q.H. Zhang, J.A. Shi, M.H. Park, J.F. Scott, C.S. Hwang, A.Q. Jiang // *Nat. Mater.* – 2018. – Vol. 17. – P. 49–56.
- 128 Non-volatile RRAM embedded into 22 FFL FinFET technology / O. Golonzka, J.-G. Alzate, U. Arslan, M. Bohr, P. Bai, J. Brockman, B. Buford, C. Connor, N. Das, B. Doyle, T. Ghani, F. Hamzaoglu, P. Heil, P. Hentges, R. Jahan, D. Kencke, B. Lin, M. Lu, M. Mainuddin, M. Meterelliyoz, P. Nguyen, D. Nikonov, K. O'brien, J. O'Donnell, K. Oguz, D. Ouellette, J. Park, J. Pellegrin, C. Puls, P. Quintero, T. Rahman, A. Romang, M. Sekhar, A. Selarka, M. Seth, A.J. Smith, A.K. Smith, L. Wei, C. Wiegand, Z. Zhang, K. Fischer // 2019 Symp. VLSI Technology. – P. T230–T231.
- 129 A 20 nm 1.8 V 8-Gb PRAM with 40 MB/s program bandwidth / Y. Choi, I. Song, M.-H. Park, H. Chung, S. Chang, B. Cho, J. Kim, Y. Oh, D. Kwon, J. Sunwoo, J. Shin, Y. Rho, C. Lee, M. G. Kang, J. Lee, Y. Kwon, S. Kim, J. Kim, Y.-J. Lee, Q. Wang, S. Cha, S. Ahn, H. Horii, J. Lee, K. Kim, H. Joo, K. Lee, Y. -T. Lee, J. Yoo, G. Jeong // 2012 IEEE Int. Solid- State Circuits Conf. – P. 46–48.
- 130 8-Layers 3D vertical RRAM with excellent scalability towards storage class memory applications / Q. Luo, X. Xu, T. Gong, H. Lv, D. Dong, H. Ma, P. Yuan, J. Gao, J. Liu, Z. Yu, J. Li, S. Long, Q. Liu, M. Liu // 2017 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM). – P. 2–7.
- 131 What will come after V-NAND— vertical resistive switching memory? / K. J. Yoon, Y. Kim, C. S. Hwang // *Adv. Electron. Mater.* – 2019. – Vol. 5, – P. 1800914.
- 132 22-nm FD- SOI embedded MRAM technology for low- power automotive- grade-1 MCU applications / K. Lee, R. Chao, K. Yamane, V.B. Naik, H. Yang, J. Kwon, N.L. Chung, S.H. Jang, B. Behin-Aein, J.H. Lim, S.K. B. Liu, E.H. Toh, K.W. Gan, D. Zeng, N. Thiyagarajah, L.C. Goh, T. Ling, J.W. Ting, J. Hwang, L. Zhang, R. Low, R. Krishnan, L. Zhang, S.L. Tan, Y.S. You, C.S. Seet, H. Cong, J. Wong, S.T. Woo, E. Quek, S.Y. Siah // 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM). – P. 27-1.
- 133 Demonstration of highly manufacturable STT-MRAM embedded in 28 nm logic / Y.J. Song, J.H. Lee, S.H. Han, H.C. Shin, K.H. Lee, K. Suh, D.E. Jeong, G.H. Koh, S.C. Oh, J.H. Park, S.O. Park, B.J. Bae, O.I. Kwon, K.H. Hwang, B.Y. Seo, Y.K. Lee, S.H. Hwang, D.S. Lee, Y. Ji, K.C. Park, G.T. Jeong, H.S. Hong, K.P. Lee, H.K. Kang, E.S. Jung // 2018 IEEE Int. Electron Devices Meeting (IEDM) – P. 18-2.
- 134 Low RA magnetic tunnel junction arrays in conjunction with low switching current and high breakdown voltage for STT-MRAM at 10 nm and beyond / C. Park, H. Lee, C. Ching, J. Ahn, R.

Wang, M. Pakala, S. H. Kang, // 2018 IEEE Symp. VLSI Technology. – P. 185–186.

135 Sub-nanosecond switching of a tantalum oxide memristor / A.C. Torrezan, J.P. Strachan, G. Medeiros-Ribeiro, R.S. Williams // *Nanotechnology*. – 2011. – Vol. 22. – P. 485203.

136 High-speed and low-energy nitride memristors / B. J. Choi, A. C. Torrezan, J. P. Strachan, P. G. Kotula, A. J. Lohn, M. J. Marinella, Z. Li, R. S. Williams, J. J. Yang // *Adv. Funct. Mater.*, – 2016. – Vol. 26, №29. – P. 5290–5296.

137 Strukov, D.B. Exponential ionic drift: fast switching and low volatility of thin-film memristors / D.B. Strukov, R.S. Williams // *Appl. Phys. A: Mater. Sci. Process.* – 2009. – Vol. 94 (3). – P. 515–519.

138 Origin of the ultra-nonlinear switching kinetics in oxide-based resistive switches / S. Menzel, M. Waters, A. Marchewka, U. Böttger, R. Dittmann, R. Waser. // *Adv. Funct. Mater.* – 2011. – Vol. 21(23). – P. 4487–4492.

139 High performance ultra-low energy RRAM with good retention and endurance / C.-H. Cheng, C. Tsai, A. Chin, F. Yeh // 2010 Int. Electron Devices Meeting. – 2010. – P. 19-4.

140 Measuring the switching dynamics and energy efficiency of tantalum oxide memristors / J.A. Strachan, P.C. Torrezan, G. Medeiros-Ribeiro, R.S. Williams // *Nanotechnology*. – 2011. – Vol. 22, №50. – P. 505402.

141 Anatomy of a Nanoscale Conduction Channel Reveals the Mechanism of a High-Performance Memristor / F. Miao, J.P. Strachan, J.J. Yang, M.-X. Zhang, I. Goldfarb, A.C. Torrezan, P. Eschbach, R.D. Kelley, G. Medeiros-Ribeiro, R.S. Williams // *Adv. Mater.* – 2011. – Vol. 23. – P. 5633–5640.

142 Physical mechanisms of endurance degradation in TMO-RRAM / B. Chen, Y. Lu, B. Gao, Y.H. Fu, F.F. Zhang, P. Huang, Y.S. Chen, L.F. Liu, X.Y. Liu, J.F. Kang, Y.Y. Wang, Z. Fang, H.Y. Yu, X. Li, X.P. Wang, N. Singh, G.Q. Lo, D.L. Kwong // 2011 Int. Electron Devices Meeting. – P. 12-3.

143 Memory materials and devices: From concept to application / Z. Zhang, Z. Wang, T. Shi, C. Bi, F. Rao, Y. Cai, Q. Liu, H. Wu, P. Zhou // *InfoMat*. – 2020. – P. inf2.12077.

144 Engineering nonlinearity into memristors for passive crossbar applications / J. Yang et al // *Appl. Phys. Lett.* – 2012. – Vol. 100. – P.

113501.

145 A fast, high-endurance and scalable nonvolatile memory device made from asymmetric Ta₂O_{5-x}/TaO_{2-x} bilayer structures / M.-J. Lee et al // *Nat. Mater.* – 2011. – Vol. 10. – P. 625-630.

146 In-memory computing with emerging memory devices: Status and outlook / P. Mannocci, M. Farronato, N. Lepri, L. Cattaneo, A. Glukhov, Z. Sun, D. Ielmini // *APL Machine Learning*. – 2023. – Vol. 1, No. 1. – P. 010902.

147 Balancing SET/RESET pulse for > 10¹⁰ endurance in HfO₂/Hf 1T1R bipolar RRAM / Y.Y. Chen, B. Govoreanu, L. Goux, et al. // *IEEE Trans Electron Devices*. – 2012. – Vol. 59. – P. 3243.

148 A 5 ns fast write multi-level non-volatile 1 K bits RRAM memory with advance write scheme / S-S Sheu, P-C Chiang, W-P Lin, et al. // 2009 Symposium on VLSI Circuits, Kyoto, Japan, 2009. – P. 82-83.

149 Sub-nanosecond switching of a tantalum oxide memristor / A.C. Torrezan, J.P. Strachan, G. Medeiros-Ribeiro, R.S. Williams // *Nanotechnology*. – 2011. – Vol. 22. – P. 485203.

150 Sub-nanosecond switching of a tantalum oxide memristor / A.C. Torrezan, J.P. Strachan, G. Medeiros-Ribeiro, R.S. Williams // *Nanotechnology*. – 2011. – Vol. 22. – P. 485203.

151 Highly reliable TaO_x RRAM and direct evidence of redox reaction mechanism / Z. Wei, Y. Kanzawa, K. Arita, et al. // 2008 IEEE International Electron Devices Meeting, San Francisco, CA, 2008, P. 1-4.

152 Sub-10 nm Ta channel responsible for superior performance of a HfO₂ memristor / H. Jiang, L. Han, P. Lin, Z. Wang, M. H. Jang, Q. Wu, M. Barnell, J. J. Yang, H. L. Xin, Q. Xia // *Sci. Rep.* – 2016. – Vol. 6. – P. 28525. DOI: 10.1038/srep28525.

153 Nanoscale resistive memory with intrinsic diode characteristics and long endurance / K.-H. Kim, S.H. Jo, S. Gaba, W. Lu // *Appl. Phys. Lett.* – 2010. – Vol. 96, no. 5. – P. 053106–053108.

154 Bipolar nonlinear Ni/TiO₂/Ni selector for 1S1R crossbar array applications / J.-J. Huang, Y.-M. Tseng, C.-W. Hsu, T.-H. Hou // *IEEE Electron Device Lett.* – 2011. – Vol. 32, no. 10. – P. 1427–1429.

155 An 8 Mb multilayered cross-point RRAM macro with 443 MB/s write throughput / A. Kawahara et al. // *IEEE ISSCC Tech. Dig. Papers.* – 2012. – P. 432–434.

- 156 Varistor-type bidirectional switch ($J_{\text{MAX}} > 10^7 \text{A/cm}^2$, selectivity 10^4) for 3D bipolar resistive memory arrays / W. Lee et al. // Proc. VLSI Symp. – 2012. – P. 37–38.
- 157 Two series oxide resistors applicable to high speed and high density nonvolatile memory / M.-J. Lee et al. // Adv. Mater. – 2007. – Vol. 19, no. 22. – P. 3919–3923.
- 158 Diode-less bilayer oxide ($\text{WO}_x\text{-NbO}_x$) device for crosspoint resistive memory applications / X. Liu et al. // Nanotechnology. – 2011. – Vol. 22, no. 47. – P. 475702.
- 159 Nanoscale (10nm) 3D vertical RRAM and NbO_2 threshold selector with TiN electrode E. Cha et al. // IEDM Tech. Dig. – 2013. – P. 10.5.1–10.5.4.
- 160 Inherent diode isolation in programmable metallization cell resistive memory elements / S.C. Puthentheradam, D.K. Schroder, M.N. Kozicki // Appl. Phys. A Mater. Sci. – 2011. – Vol. 102, no. 4. – P. 817–826.
- 161 Crossbar RRAM Arrays: Selector Device Requirements During Read Operation / J. Zhou, K.-H. Kim, W. Lu // IEEE Transactions on Electron Devices. – 2014. – V. 61, No. 5. – P. 1369–1376.
- 162 Memory switching properties of e-beam evaporated SiO_x on n^+ Si substrate / Y. Wang, Y.-T. Chen, F. Xue, F. Zhou, Y.-F. Chang, B. Fowler, J.C. Lee // Appl. Phys. Lett. – 2012. – Vol. 100. – P.083502.
- 163 Resistive switching in silicon suboxide films / A. Mehonic, S. Cuff, M. Wojdak, S. Hudziak, O. Jambois, C. Labbe, B. Garrido, R. Rizk, A.J. Kenyon // J. Appl. Phys. – 2012. – Vol. 111. – P. 074507.
- 164 Resistive switching mechanism in silicon highly rich SiO_x ($x < 0.75$) films based on silicon dangling bonds percolation model / Yuefei Wang, Xinye Qian, Kunji Chen, Zhonghui Fang, Wei Li, Jun Xu // Appl. Phys. Lett. – 2013. – Vol.102. – P.042103.
- 165 Temperature dependent analytical modeling and simulations of nanoscale memristor / J Singh, B Raj // Engineering Science and Technology, an International Journal. – 2018. – Vol. 21. – P. 862–868.
- 166 Temperature dependent analytical modeling and simulations of nanoscale memristor / J Singh, B Raj // Engineering Science and Technology, an International Journal. – 2018. – Vol. 21. – P. 862–868.
- 167 Impact of Temperature on the Resistive Switching Behavior of Embedded HfO_2 -Based RRAM Devices / C. Walczyk, D. Walczyk, T. Schroeder, T. Bertaud, M. Sowinska, M. Lukosius, M. Fraschke, D. Wolansky, B. Tillack, E. Miranda, C. Wenger // IEEE Transactions on Electron Devices. – 2001. – Vol. 58, No. 9. – P. 3124–3131.
- 168 Gonzalez-Velo, Y. Review of radiation effects on RRAM devices and technology / Y. Gonzalez-Velo, H.J. Barnaby, M.N. Kozicki // Semicond. Sci. Technol. – 2017. – Vol.32. – P.083002.
- 169 Radiation hardness of TiO_2 memristive junctions / W.M. Tong, J.J. Yang, P.J. Kuekes, D.R. Stewart, R.S. Williams, E. DeIonno, E.E. King, S.C. Witzczak, M.D. Looper, J.V. Osborn // IEEE Trans. Nucl. Sci. – 2010. – Vol. 57. – P. 1640.
- 170 Total ionizing dose effect on low on/off switching ratio TiO_2 memristive memories / C. Yaqing, L. Rongrong, T. Zhensen, S. Ruiqiang // Proc. IEEE RADECS. – 2014. – Vol. 61. – P. 1889–93.
- 171 Displacement damage in TiO_2 memristor devices IEEE / E. DeIonno, M.D. Looper, J.V. Osborn, J.W. Palko // Trans. Nucl. Sci. – 2013. – Vol. 60. – P. 1379.
- 172 Initial assessment of the effects of radiation on the electrical characteristics of TaO_x memristive memories / M.J. Marinella, S.M. Dalton, P.R. Mickel, P.E. Dodd, M.R. Shaneyfelt, E. Bielejec, G. Vizkelethy, P.G. Kotula // IEEE Trans. Nucl. Sci. – 2012. – Vol.59. – P. 2987.
- 173 A comparison of the radiation response of TaO_x and TiO_2 memristors / D.R. Hughart et al. // IEEE Trans. Nucl. Sci. – 2013. – Vol. 60. – P. 4512.
- 174 Total ionizing dose and displacement damage effects on TaO_x memristive memories / D.R. Hughart, S.M. Dalton, P.R. Mickel, P.E. Dodd, M.R. Shaneyfelt, E. Bielejec, G. Vizkelethy, M.J. Marinella // IEEE Aerospace. Conf. (Big Sky, MT). – 2013. – P. 1–10.
- 175 The impact of x-ray and proton irradiation on HfO_2/Hf -based bipolar resistive memories // J.S. Bi et al // IEEE Trans. Nucl. Sci. – 2013. – Vol. 60. – P. 4540.
- 176 Effect of $\text{TiO}_x/\text{TiO}_2$ layer thickness on the properties of the pulsed laser deposited memristive device / G.I. Tselikov, A.V. Emelyanov,

I.M. Antropov, V.A. Demin, P.K. Kashkarov // *Phys. Status Solidi C*. – 2015. – Vol. 12, №1-2. – P. 229-232.

177 Electrochemical model of the polyaniline based organic memristive device / V.A. Demin, V.V. Erokhin, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *J. Appl. Phys.* – 2014. – Vol. 116. – P. 064507.

178 Organic Memristive Device Based on Polyaniline Film Prepared by Spin Coating / D.A. Lapkin, A.N. Korovin, V.A. Demin, A.V. Emelyanov, S.N. Chvalun // *BioNanoSci.* – 2015. – Vol. 5. – P. 181-184.

179 Polyaniline-based memristive microdevice with high switching rate and endurance / D.A. Lapkin, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, V.V. Erokhin, L.A. Feigin, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *Appl. Phys. Lett.* – 2018. – Vol.112. – P. 043302.

180 Optical Monitoring of the Resistive States of a Polyaniline-Based Memristive Device / Dmitry A. Lapkin, Alexey N. Korovin, Sergey N. Malakhov, Andrey V. Emelyanov, Vyacheslav A. Demin, and Victor V. Erokhin // *Adv. Electron. Mater.* – 2020. – P. 2000511.

181 Associative STDP-like learning of neuromorphic circuits based on polyaniline memristive microdevices / N.V. Prudnikov, D.A. Lapkin, A.V. Emelyanov, A.A. Minnekhanov, Y.N. Malakhova, S.N. Chvalun, V.A. Demin, V.V. Erokhin // *J. Phys. D: Appl. Phys.* – 2020. – Vol. 53, No. 41. – P. 414001.

182 Наномасштабные тепловые эффекты второго порядка в мемристивных структурах на основе поли-*n*-ксилилена / А.Н. Мацукатова, А.В. Емельянов, А.А. Миннеханов, В.А. Демин, В.В. Рыльков, П.А. Форш, П.К. Кашкаров // *Письма в ЖЭТФ*. – 2020. – Т. 112, №6. – С. 379-386.

183 Parylene Based Memristive Devices with Multilevel Resistive Switching for Neuromorphic Applications / A.A. Minnekhanov, A.V. Emelyanov, D.A. Lapkin, K.E. Nikiruy, B.S. Shvetsov, A.A. Nesmelov, V.V. Rylkov, V.A. Demin, V.V. Erokhin // *Sci. Rep.* – 2019. – Vol. 9, No. 1. – P. 10800.

184 Resistive switching kinetics and second-order effects in parylene-based memristors / A.N. Matsukatova, A.V. Emelyanov, A.A. Minnekhanov, A.A. Nesmelov, A.Yu. Vdovichenko,

S.N. Chvalun, V.V. Rylkov, P.A. Forsh, V.A. Demin, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *Appl. Phys. Lett.* – 2020. – Vol. 117, No. 24. – P. 243501.

185 Parylene-based memristive crossbar structures with multilevel resistive switching for neuromorphic computing / B.S. Shvetsov, A.A. Minnekhanov, A.V. Emelyanov, A.I. Piyasov, Y.V. Grishchenko, M.L. Zanaevskiy, A.A. Nesmelov, D.R. Streltsov, T.D. Patsaev, A.L. Vasiliev, V.V. Rylkov, V.A. Demin // *Nanotechnology*. – 2022. – Vol. 33, No. 25. – P. 255201.

186 Magnetic Metal-Nonstoichiometric Oxide Nanocomposites: Structure, Transport, and Memristive Properties / Vladimir V. Rylkov, Vyacheslav A. Demin, Andrey V. Emelyanov, Alexander V. Sitnikov, Yurii E. Kalinin, Victor V. Tugushev, Alexander B. Granovsky // In: *Novel magnetic nanostructures* / N. Domracheva, M. Caporali, E. Rentschler (Eds.) – Elsevier, 2018. – P. 427-464.

187 Транспортные, магнитные и мемристивные свойства наногранулированного композита $(\text{CoFeB})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ / В.В. Рыльков, С.Н. Николаев, В.А. Демин, А.В. Емельянов, А.В. Ситников, К.Э. Никируй, В.А. Леванов, М.Ю. Пресняков, А.Н. Талденков, А.Л. Васильев, К.Ю. Черноглазов, А.С. Веденеев, Ю.Е. Калинин, А.Б. Грановский, В.В. Тугушев, А.С. Бугаев // *ЖЭТФ*. – 2018. – Т. 153, №3. – С. 424-441.

188 Multifilamentary Character of Anticorrelated Capacitive and Resistive Switching in Memristive Structures Based on $(\text{Co-Fe-B})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ Nanocomposite / M.N. Martyshov, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, K.E. Nikiruy, A.A. Minnekhanov, S.N. Nikolaev, A.N. Taldenkov, A.V. Ovcharov, M.Yu. Presnyakov, A.V. Sitnikov, A.L. Vasiliev, P.A. Forsh, A.B. Granovsky, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, V.V. Rylkov // *Phys. Rev. Applied*. – 2020. – Vol. 14, No. 3. – P. 034016

189 Мемристоры на основе наноразмерных слоев LiNbO_3 и композита $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ / К.Э. Никируй, А.И. Ильясов, А.В. Емельянов, А.В. Ситников, В.В. Рыльков, В.А. Демин // *ФТТ*. – 2020. – Т. 62, №9. – С. 1562-1565.

190 Нейроморфные элементы и системы как основа для физической реализации технологий искусственного интеллекта / В.А. Демин, А.В. Емельянов, Д.А. Лапкин, В.В. Ерохин, П.К. Кашкаров, М.В. Ковальчук //

Кристаллография. – 2016. – Vol. 61, №6. – P. 958-968.

191 Spike-timing-dependent plasticity of polyaniline-based memristive element / D.A. Lapkin, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, T.S. Berzina, V.V. Erokhin // *Microelectron. Eng.* – 2018. – Vol. 185-186. – P. 43-47.

192 Dopamine-like STDP modulation in nanocomposite memristors / K.E. Nikiruy, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, A.V. Sitnikov, A.A. Minnekhanov, V.V. Rylkov, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *AIP Advances.* – 2019. – Vol. 9. – P. 065116.

193 Self-adaptive STDP-based learning of a spiking neuron with nanocomposite memristive weights / A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, A.V. Serenko, A.V. Sitnikov, M.Y. Presnyakov, R.B. Rybka, A.G. Sboev, V.V. Rylkov, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, V.A. Demin // *Nanotechnology.* – 2020. – Vol. 31. – P. 045201.

194 Sneak, discharge, and leakage current issues in a high-dimensional 1T1M memristive crossbar / V.A. Demin, I.A. Surazhevsky, A.V. Emelyanov, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk // *J. Comput. Electron.* – 2020. – Vol. 19. – P. 565-567.

195 Necessary conditions for STDP-based pattern recognition learning in a memristive spiking neural network / V.A. Demin, D.V. Nekhaev, I.A. Surazhevsky, K.E. Nikiruy, A.V. Emelyanov, S.N. Nikolaev, V.V. Rylkov, M.V. Kovalchuk // *Neural Networks.* – 2021. – Vol. 134. – P. 64-75.

196 Convolutional Neural Network Based on Crossbar Arrays of $(\text{Co-Fe-B})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ Nanocomposite Memristors / A.N. Matsukatova, A.I. Iliasov, K.E. Nikiruy, E.V. Kukueva, A.L. Vasiliev, B.V. Goncharov, A.V. Sitnikov, M.L. Zhanaveskin, A.S. Bugaev, V.A. Demin, V.V. Rylkov, A.V. Emelyanov // *Nanomaterials.* – 2022. – Vol. 12, No. 19. – P. 3455.

197 Memristive circuit-based model of central pattern generator to reproduce spinal neuronal activity in walking pattern / D.N. Masaev, A.A. Suleimanova, N.V. Prudnikov, M.V. Serenko, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, I.A. Lavrov, M.O. Talanov, V.V. Erokhin // *Frontiers in Neuroscience.* – 2023. – Vol. 17. – P. 1124950.

198 Combination of Organic-Based Reservoir Computing and Spiking Neuromorphic Systems for a Robust and Efficient Pattern Classification / A.N. Matsukatova, N.V. Prudnikov,

V.A. Kulagin, S. Battistoni, A.A. Minnekhanov, A.D. Trofimov, A.A. Nesmelov, S.A. Zavyalov, Y.N. Malakhova, M. Parmeggiani, A. Ballesio, S.L. Marasso, S.N. Chvalun, V.A. Demin, A.V. Emelyanov, V. Erokhin // *Advanced Intelligent Systems.* – 2023. – P. 2200407.

199 Bipolar resistive switching and charge transport in silicon oxide memristor / A.N. Mikhaylov, A.I. Belov, D.V. Guseinov, D.S. Korolev, I.N. Antonov, D.V. Efimovykh, S.V. Tikhov, A.P. Kasatkin, O.N. Gorshkov, D.I. Tetelbaum, A.I. Bobrov, N.V. Malekhonova, D.A. Pavlov, E.G. Gryaznov, A.P. Yatmanov // *Mat. Sci. Eng. B.* – 2015. – Vol. 194. – P. 48-54.

200 Изменение иммитанса при электроформовке и резистивном переключении в мемристивных структурах «металл-диэлектрик-металл» на основе SiO_x / С.В. Тихов, О.Н. Горшков, И.Н. Антонов, А.П. Касаткин, Д.С. Королев, А.И. Белов, А.Н. Михайлов, Д.И. Тетельбаум // *Журнал технической физики.* – 2016. – Т. 86, №5. – С. 107-111.

201 Резистивное переключение в мемристивных структурах $\text{Au/SiO}_x/\text{TiN/Ti}$ с различными геометрическими параметрами и стехиометрией диэлектрической пленки / А.И. Белов, А.Н. Михайлов, Д.С. Королев, В.А. Сергеев, И.Н. Антонов, О.Н. Горшков, Д.И. Тетельбаум // *Письма в Журнал технической физики.* – 2016. – Т. 42, №10. – С. 17-24.

202 Manipulation of resistive state of silicon oxide memristor by means of current limitation during electroforming / D.S. Korolev, A.I. Belov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, I.N. Antonov, E.G. Gryaznov, O.N. Gorshkov, D.I. Tetelbaum, A.N. Mikhaylov // *Superlattices and Microstructures.* – 2018. – Vol. 122. – P. 371-376

203 Role of highly doped Si substrate in bipolar resistive switching of silicon nitride MIS-capacitors / S.V. Tikhov, A.N. Mikhaylov, A.I. Belov, D.S. Korolev, I.N. Antonov, V.V. Karzanov, O.N. Gorshkov, D.I. Tetelbaum, P. Karakolis, P. Dimitrakis // *Microelectronic Engineering.* – 2018. – Vol. 187-188. – P. 134-138.

204 Multilayer Metal-Oxide Memristive Device with Stabilized Resistive Switching / A. Mikhaylov, A. Belov, D. Korolev, I. Antonov, V. Kotomina, A. Kotina, E. Gryaznov, A. Sharapov, M. Koryazhkina, R. Kryukov, S. Zubkov, A. Sushkov, D. Pavlov, S. Tikhov, O. Morozov, D. Tetelbaum //

Advanced Materials Technologies. – 2020. – V. 5. – P. 1900607.

205 Resistive switching in metal-oxide memristive materials and devices / A.N. Mikhaylov, M.N. Koryazhkina, D.S. Korolev, A.I. Belov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, I.N. Antonov, R.A. Shuisky, D.V. Guseinov, K.V. Sidorenko, M.E. Shenina, E.G. Gryaznov, S.V. Tikhov, D.O. Filatov, D.A. Pavlov, D.I. Tetelbaum, O.N. Gorshkov, B. Spagnolo // In: Metal oxides for Non-Volatile Memories: Materials, Technology and Applications / I. Valov, P. Dimitrakis, S. Tappertzhofen (Eds.) – Elsevier, 2022. – 536 p. ISBN: 978-0-12814-629-3.

206 Ion implantation in the technology of metal-oxide memristive devices / D.I. Tetelbaum, A.N. Mikhaylov, A.I. Belov, D.S. Korolev, E.V. Okulich, V.I. Okulich, R.A. Shuisky, D.V. Guseinov, E.G. Gryaznov, O.N. Gorshkov // Ion Implantation: Synthesis, Applications and Technology / A.D. Pogrebnyak (Ed.) – New York: Nova Science Publishers, Inc., 2018. – P. 1-40. ISBN: 978-1-53613-962-4.

207 Влияние облучения ионами H^+ и Ne^+ на резистивное переключение в мемристивных структурах «металл-диэлектрик-металл» на основе SiO_x / А.И. Белов, А.Н. Михайлов, Д.С. Королев, В.А. Сергеев, Е.В. Окулич, И.Н. Антонов, А.П. Касаткин, Е.Г. Грязнов, А.П. Ятманов, О.Н. Горшков, Д.И. Тетельбаум // Письма в Журнал технической физики. – 2015. – Т. 41, №19. – С. 81-89.

208 Medium-energy ion-beam simulation of the effect of ionizing radiation and displacement damage on SiO_2 -based memristive nanostructures / A. Belov, A. Mikhaylov, D. Korolev, D. Guseinov, E. Gryaznov, E. Okulich, V. Sergeev, I. Antonov, A. Kasatkin, O. Gorshkov, D. Tetelbaum, V. Kozlovski // Nucl. Instr. Meth. Phys. Res. B. – 2016. – Vol. 379. – P. 13-17.

209 One-Board Design and Simulation of Double-Layer Perceptron Based on Metal-Oxide Memristive Nanostructures / A.N. Mikhaylov, O.A. Morozov, P.E. Ovchinnikov, I.N. Antonov, A.I. Belov, D.S. Korolev, A.N. Sharapov, E.G. Gryaznov, O.N. Gorshkov, Ya.I. Pigareva, A.S. Pimashkin, S.A. Lobov, V.B. Kazantsev // IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence. – 2018. – Vol. 2, №5. – P. 371-379.

210 Yttria-stabilized zirconia cross-point memristive devices for neuromorphic computing /

A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, V.A. Demin, V.V. Rylkov, A.I. Belov, D.S. Korolev, E.G. Gryaznov, D.A. Pavlov, O.N. Gorshkov, A.N. Mikhaylov, P. Dimitrakis // Microelectronic Engineering. – 2019. – Vol. 215. – P. 110988.

211 Technology and neuromorphic functionality of magnetron-sputtered memristive devices / A.N. Mikhaylov, M.N. Koryazhkina, D.S. Korolev, A.I. Belov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, I.N. Antonov, R.A. Shuisky, D.V. Guseinov, K.V. Sidorenko, M.E. Shenina, E.G. Gryaznov, S.V. Tikhov, D.O. Filatov, D.A. Pavlov, D.I. Tetelbaum, O.N. Gorshkov, A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, V.V. Rylkov, V.A. Demin, B. Spagnolo // In: Metal oxides for Non-Volatile Memories: Materials, Technology and Applications / I. Valov, P. Dimitrakis, S. Tappertzhofen (Eds.) – Elsevier, 2022. – 536 p. ISBN: 978-0-12814-629-3.

212 Simulation of memristor switching time series in response to spike-like signal / D. Zhevnenko, F. Meshchaninov, V. Kozhevnikov, E. Shamin, A. Belov, S. Gerasimova, D. Guseinov, A. Mikhaylov, E. Gornev // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol.142. – P. 110382.

213 Technology and neuromorphic functionality of magnetron-sputtered memristive devices / A.N. Mikhaylov, M.N. Koryazhkina, D.S. Korolev, A.I. Belov, E.V. Okulich, V.I. Okulich, I.N. Antonov, R.A. Shuisky, D.V. Guseinov, K.V. Sidorenko, M.E. Shenina, E.G. Gryaznov, S.V. Tikhov, D.O. Filatov, D.A. Pavlov, D.I. Tetelbaum, O.N. Gorshkov, A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, V.V. Rylkov, V.A. Demin, B. Spagnolo // In: Metal oxides for Non-Volatile Memories: Materials, Technology and Applications / I. Valov, P. Dimitrakis, S. Tappertzhofen (Eds.) – Elsevier, 2022. – 536 p. ISBN: 978-0-12814-629-3.

214 Noise-induced resistive switching in a memristor based on $ZrO_2(Y)/Ta_2O_5$ stack / D.O. Filatov, D.V. Vrzheschch, O.V. Tabakov, A.S. Novikov, A.I. Belov, I.N. Antonov, V.V. Sharkov, M.N. Koryazhkina, A.N. Mikhaylov, O.N. Gorshkov, A.A. Dubkov, A. Carollo, B. Spagnolo // Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. – 2019. – Vol.12. – P.124026.

215 Nonstationary distributions and relaxation times in a stochastic model of memristor / N.V. Agudov, A.V. Safonov, A.V. Krichigin, A.A. Kharcheva, A.A. Dubkov, D. Valenti, D.V. Guseinov, A.I. Belov, A.N. Mikhaylov, A. Carollo, B. Spagnolo

// Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. – 2020. – P.024003.

216 Stochastic Resonance in Metal-Oxide Memristive Device / A.N. Mikhaylov, D.V. Guseinov, A.I. Belov, D.S. Korolev, V.A. Shishmakova, M.N. Koryazhkina, D.O. Filatov, O.N. Gorshkov, D. Maldonado, F.J. Alonso, J.B. Roldán, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, A.V. Krichigin, A. Carollo, B. Spagnolo // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol.144. – P.110723.

217 Capacitance effects can make memristor chaotic / D.V. Guseinov, I.V. Matyushkin, N.V. Chernyaev, A.N. Mikhaylov, Y.V. Pershin // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol.144. – P.110699.

218 Noise-assisted persistence and recovery of memory state in a memristive spiking neuromorphic network / I.A. Surazhevsky, V.A. Demin, A.I. Ilyasov, A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, V.V. Rylkov, S.A. Shchanikov, I.A. Bordanov, S.A. Gerasimova, D.V. Guseinov, N.V. Malekhonova, D.A. Pavlov, A.I. Belov, A.N. Mikhaylov, V.B. Kazantsev, D. Valenti, B. Spagnolo, M.V. Kovalchuk // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol. 146. – P. 110890.

219 Stochastic Memristive Interface for Neural Signal Processing / S.A. Gerasimova, A.I. Belov, D.S. Korolev, D.V. Guseinov, A.V. Lebedeva, M.N. Koryazhkina, A.N. Mikhaylov, V.B. Kazantsev, A.N. Pisarchik // Sensors. – 2021. – Vol. 21, No. 16. – P. 5587.

220 Variability in resistive memories / J.B. Roldán, E. Miranda, D. Maldonado, A.N. Mikhaylov, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, M.N. Koryazhkina, M.B. González, M.A. Villena, S. Poblador, M. Saludes-Tapia, R. Picos, F. Jiménez-Molinos, S.G. Stavrínides, E. Salvador, F.J. Alonso, F. Campabadal, B. Spagnolo, M. Lanza, L.O. Chua // Advanced Intelligent Systems. – 2023. – P. 2200338.

221 A neurohybrid memristive system for adaptive stimulation of hippocampus / S.A. Gerasimova, A.V. Lebedeva, A. Fedulina, M. Koryazhkina, A.I. Belov, M.A. Mishchenko, M. Matveeva, D. Guseinov, A.N. Mikhaylov, V.B. Kazantsev, A.N. Pisarchik // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol.146. – P.110804.

222 Toward Reflective Spiking Neural Networks Exploiting Memristive Devices / V.A. Makarov, S.A. Lobov, S. Shchanikov, A. Mikhaylov, V.B. Kazantsev // Frontiers in Computational

Neuroscience. – 2022. – Vol. 16. – P. 859874.

223 Designing a Bidirectional, Adaptive Neural Interface Incorporating Machine Learning Capabilities and Memristor-enhanced Hardware / S. Shchanikov, A. Zuev, I. Bordanov, S. Danilin, V. Lukoyanov, D. Korolev, A. Belov, Y. Pigareva, A. Gladkov, A. Pimashkin, A. Mikhaylov, V. Kazantsev, A. Serb // Chaos, Solitons & Fractals. – 2021. – Vol.142. – P. 110504.

224 Neuropunk Revolution. Hacking Cognitive Systems towards Cyborgs 3.0 / M. Talanov, J. Vallverdu, A. Adamatzky, A. Toschev, A. Suleimanova, A. Leukhin, A. Posdeeva, Y. Mikhailova, A. Rodionova, A. Mikhaylov, A. Serb, S. Shchanikov, S. Gerasimova, M.M. Dehshibi, A. Hramov, V. Kazantsev, T. Tsoy, E. Magid, I. Lavrov, V. Erokhin, K. Warwick // International Journal of Unconventional Computing. – 2023. – Vol. 18. – P. 145-201.

225 Living-Neuron-Based Autogenerator / S.A. Gerasimova, A. Belyukova, A. Fedulina, M. Matveeva, A.V. Lebedeva, A.N. Pisarchik // Sensors. – 2023. – Vol. 23. – P. 7016.

226 Свидетельство о государственной регистрации топологии интегральной микросхемы № 2023630113. Топология элементов энергонезависимой резистивной памяти и элементов нейроморфных систем на основе мемристоров / Е.Г. Грязнов, И.Н. Антонов, А.Н. Михайлов. – № 2023630098; заявлено 10.07.2023; опубл. 21.08.2023. – Бюл. №9. – 1 с.

227 Функциональные элементы энергонезависимой резистивной памяти на основе оксида гафния и нитрида титана / А.В. Заблоцкий, А.С. Батулин, А.М. Маркеев, С.А. Зайцев, А.В. Шадрин, С.А. Морозов, Р.В. Киртаев, Е.С. Горнев, О.М. Орлов // Электронная техника. Микроэлектроника. – 2014. – Вып.1(156). – С. 28-33.

228 Ячейка энергонезависимой памяти на эффекте резистивного переключения в оксидных плёнках $Hf_xAl_{1-x}O_y$ / А.А. Чуприк, А.С. Батулин, О.М. Орлов, Е.С. Горнев, К.В. Булах, Е.В. Егоров, А.А. Кузин, Д.В. Негров, С.А. Зайцев, А.М. Маркеев, Ю.Ю. Лебединский, А.В. Заблоцкий // Электронная техника. Микроэлектроника. – 2014. – Вып.1(156). – С. 21-27.

229 On-Chip TaO_x-Based Non-volatile Resistive Memory for in vitro Neurointerfaces /

M. Zhuk, S. Zarubin, I. Karateev, Y. Matveyev, E. Gornev, G. Krasnikov, D. Negrov, A. Zenkevich // *Front. Neurosci.* – 2020. – Vol. 14. – P. 94.

230 Resistive switching and synaptic properties of fully atomic layer deposition grown TiN/HfO₂/TiN devices / Yu. Matveyev, K. Egorov, A. Markeev, A. Zenkevich // *J. Appl. Phys.* – 2015. – Vol. 117. – P. 044901.

231 Crossbar Nanoscale HfO₂-Based Electronic Synapses / Y. Matveyev, R. Kirtaev, A. Fetisova, S. Zakharchenko, D. Negrov, A. Zenkevich // *Nanoscale Res. Lett.* – 2016. – Vol. 11. – P. 147.

232 An approximate backpropagation learning rule for memristor based neural networks using synaptic plasticity / D. Negrov, I. Karandashev, V. Shakirov, Yu. Matveyev, W. Dunin-Barkowski, A. Zenkevich // *Neurocomputing.* – 2018. – Vol. 237. – P. 193-199.

233 CMOS-compatible self-aligned 3D memristive elements for reservoir computing systems / A.A. Koroleva, D.S. Kuzmichev, M.G. Kozodaev, I.V. ZabrosaeV, E.V. Korostylev, A.M. Markeev // *Appl. Phys. Lett.* – 2023. – Vol. 122, No. 2. – P. 022905.

234 Кальсков, А.В. Функциональные блоки энергонезависимых ПЛИС на основе мемристорных ячеек памяти / А.В. Кальсков, А.В. Ковалев, А.И. Коробкова // *Фундаментальные исследования.* – 2012. – №11. – P. 402-405.

235 Ковалев, А.В. Энергонезависимые асинхронные регистры на основе мемристоров для низкопотребляющих вычислительных систем / А.В. Ковалев, С.П. Малюков, Н.В. Пермяков // *Фундаментальные исследования.* – 2012. – №11. – P. 406-411.

236 Synthesis and memristor effect of a forming-free ZnO nanocrystalline films / R.V. Tominov, V.I. Avilov, D.A. Khakhulin, A.A. Fedotov, V.A. Smirnov, O.A. Ageev, Z.E. Vakulov, E.G. Zamburg // *Nanomaterials.* - 2020. - V. 10, № 5. - P. 1007.

237 Исследование мемристорного эффекта в нанокристаллических пленках ZnO / В.А. Смирнов, Р.В. Томинов, В.И. Авилов, Н.И. Алябьева, З.Е. Вакулов, Е.Г. Замбург, Д.А. Хахулин, О.А. Агеев // *ФТП.* - 2019. - Т. 53. № 1. - С. 77-82.

238 Исследование эффекта резистивного переключения в не требующих формовки оксидных наноразмерных структурах

титана / В.А. Смирнов, Р.В. Томинов, В.И. Авилов, В.В. Полякова, О.А. Агеев // *Известия ЮФУ. Технические науки.* - 2019. - № 2 (204). - С. 201-213.

239 Исследование резистивного переключения вертикально ориентированной углеродной нанотрубки методами сканирующей зондовой микроскопии / О.А. Агеев, Ю.Ф. Блинов, О.И. Ильин, Б.Г. Коноплев, М.В. Рубашкина, В.А. Смирнов, А.А. Федотов // *ФТТ.* - 2015. - Т. 57. № 4. - С. 807-813.

240 Memristive switching mechanism of vertically aligned carbon nanotubes / M.V. Ilin, O.I. Ilin, Y.F. Blinov, V.A. Smirnov, A.S. Kolomiytsev, A.A. Fedotov, B.G. Konoplev, O.A. Ageev // *Carbon.* - 2017. - V. 123. - P. 514-524.

241 Nanoscale-Resistive Switching in Forming-Free Zinc Oxide Memristive Structures / R.V. Tominov, Z.E. Vakulov, N.V. Polupanov, A.V. Saenko, V.I. Avilov, O.A. Ageev, V.A. Smirnov // *Nanomaterials.* – 2022. – Vol. 12, No. 3. – P. 455.

242 Forming-Free Resistive Switching of Electrochemical Titanium Oxide Localized Nanostructures: Anodization, Chemical Composition, Nanoscale Size Effects, and Memristive Storage / R. Tominov, V. Avilov, Z. Vakulov, D. Khakhulin, O. Ageev, I. Valov, V. Smirnov // *Advanced Electronic Materials.* – 2022. – P. 2200215.

243 Titanium oxide artificial synaptic device: Nanostructure modeling and synthesis, memristive cross-bar fabrication, and resistive switching investigation / V.I. Avilov, R.V. Tominov, Z.E. Vakulov, L.G. Zhavoronkov, V.A. Smirnov // *Nano Research.* – 2023. – Vol. 16. – P. 10222–10233.

244 Approaches for Memristive Structures Using Scratching Probe Nanolithography: Towards Neuromorphic Applications / R.V. Tominov, Z.E. Vakulov, V.I. Avilov, I.A. Shikhovtsov, V.I. Varganov, V.B. Kazantsev, L.R. Gupta, C. Prakash, V.A. Smirnov // *Nanomaterials.* – 2023. – Vol. 13, No. 10. – P. 1583.

245 The Effect of Aluminum Dopant Amount in Titania Film on the Memristor Electrical Properties / A.N. Bobylev, S.Y. Udovichenko, A.N. Busygin, A.H. Ebrahim // *Nano Hybrids and Composites.* – 2020. – Vol. 28. – P. 59–64.

246 3D КМОП – мемристорная нанотехнология создания логической и запоминающей матриц нейропроцессора / С. Удовиченко, А. Писарев, А. Бусыгин, О. Маевский

// Наноиндустрия. – 2017. – Т.5. – Р. 26-34.

247 Нейропроцессор на основе комбинированного мемристорно-диодного кроссбара / С. Удовиченко, А. Писарев, А. Бусыгин, О. Маевский // Нанотехнологии. – 2018. – Т.11, №5. – Р. 344-355.

248 A biomorphic neuroprocessor based on a composite memristor-diode crossbar / A.D. Pisarev, A.N. Busygin, S.Y. Udovichenko, O.V. Maevsky // Microelectronics Journal. - 2020. - V. 102. - P. 104827.

249 Resistive switching characteristics in memristors with Al_2O_3/TiO_2 and TiO_2/Al_2O_3 bilayers / L. Alekseeva, T. Nabatame, T. Chikyov, A. Petrov // Jap. J. Appl. Phys. – 2016. – Vol.55. – P.08PB02.

250 Multilevel resistive switching in TiO_2/Al_2O_3 bilayers at low temperature / Andreeva N., Ivanov A., Petrov A. // AIP Advances. – 2018. – Vol. 8. – 025208.

251 Organismic memristive structures with variable functionality for neuroelectronics / N. Andreeva, E. Ryndin, D. Mazing, O. Vilkov and V. Luchinin. // Frontiers in Neuroscience. – 2022.

252 Multilevel Resistive Switching in Heterogeneous Oxide System Based on TiO_2/Al_2O_3 Bilayers for ReRAM Applications: Problems and Prospects / Andreeva, N.V., Sinev, A.E., Petrov, A.A., Bobkov, A.B. // PROCEEDINGS OF THE 2018 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL ENGINEERING AND PHOTONICS (EEXPOLYTECH) (St. Petersburg, Russia, 22 – 23 October). – 2018. – P. 189-191.

253 Resistive switching phenomena in thin ferroelectric films / N V Andreeva, A Petraru, A E Petukhov and A V Batueva. // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2019. – Vol. 699, N. 1. – P. 012002.

254 Сегнетоэлектрические туннельные переходы: физика, технология, применение / Н.В. Андреева, А.А. Петров. // Нано- и микросистемная техника. – 2018. – Т. 20, № 4. – С. 195-208.

255 Mechanisms of electron transport in $BaTiO_3$ ultrathin epitaxial films in the temperature range 40K - 295 K / Andreeva N.V., Petrov A.A., Petraru A., Petukhov A.E., Rybkin A.G. // MATERIALS RESEARCH EXPRESS. – 2019 – Т.6, N.2. – 026427.

256 Mechanism of electron transport and bipolar resistive switching in lead oxide thin films

/ A.A. Petrov, N.V. Andreeva, A.S. Ivanov. // AIP Advances. - 2018. - Vol. 8. - 105015.

257 Heterolayer Memristive Systems for Multibit Memory: The Role of a Reservoir of Oxygen Vacancies / N. V. Andreeva, Romanov A.A., Mazing D.S. et. al. // Nanobiotechnology Reports (Rossiiskie Nanotekhnologii). – 2021. – Vol. 16, No. 6. – P. 790–797.

258 Switching between electronic and ionic-driven synaptic functionality in non-volatile memristors / N. Andreeva, E. Ryndin, V. Luchinin and D. Mazing // 2022 6th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA), Kaliningrad, Russian Federation, 2022, pp. 17-20.

259 Bipolar resistive switching properties of titanium dioxide thin films deposited by different techniques / M. Gerasimova, A. Ivanov, D. Mazing, D. Chigirev, N. Andreeva. // Journal of Physics: Conference Series. - 2020. - Vol. 1697.

260 Contact engineering approach to improve the linearity of multilevel memristive devices / N. Andreeva, D. Mazing, A. Romanov et al. // Micromachines. – 2021. – Vol. 12. - No 1. - 1567.

261 Local electric properties modification of ferroelectric tunnel junctions induced by variation of polarization charge screening conditions under measurements with scanning probe techniques / N. Andreeva, A. Petukhov, O. Vilkov, A. Petraru and V. Luchinin. // Nanomaterials. – 2021. – Vol. 11. - 3323.

262 Reversible modification of electrical properties at the nanoscale level in bilayer oxide systems / N.V. Andreeva, D.A. Chigirev, A.S. Kunitsyn, A.A. Petrov. // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. - 2018. - Vol. 443. - 012003.

263 Structure-resistive property relationships in thin ferroelectric $BaTiO_3$ films / N.V. Andreeva, A. Petraru, O.Y. Vilkov et al. // Scientific Reports. - 2020. - Vol. 10. - 15848.

264 Compact Model for Bipolar and Multilevel Resistive Switching in Metal-Oxide Memristors / E. Ryndin, N. Andreeva, V. Luchinin // Micromachines. – 2022. – Vol. 13. - No 1. - 98.

265 Neuromorphic Memristive Chips: Design and Technology / N. V. Andreeva, V. Luchinin, E. A. Ryndin et al. // Nano- and Microsystems Technology. – 2021. - Vol. 23. No. 6. P. 285 – 294.

266 Neuromorphic Functional Modules of Spiking Neural Network / E. A. Ryndin, N.

- V. Andreeva, V. V. Luchinin et al. // *Nano- and Microsystems Technology*. – 2021. – Vol. 23. No. 6. P. 317 – 326.
- 267 Мультимодальные нейроморфные модули на основе многоуровневой мемристорной логики / Н. Андреева, В. Лучинин, Е. Рындин. // *Электроника НТБ*. – 2020. – No. 9.
- 268 Нейроморфный электронный модуль, ориентированный на использование мемристорной ЭКБ, для распознавания изображений / Рындин Е.А., Маврин И.А., Андреева Н.В., Лучинин В.В. // *Нано- и микросистемная техника*. – 2022. – Т.24, № 6 – С. 293-303.
- 269 Percolation conductivity in hafnium sub-oxides / D.R. Islamov, V.A. Gritsenko, C.H. Cheng, A. Chin // *Appl. Phys. Lett.* – 2014. – Vol.105. – P. 262903.
- 270 Charge transport mechanism in SiN_x -based memristor / A.A. Gismatulin, V.A. Gritsenko, T.-J. Yen, A. Chin // *Appl. Phys. Lett.* – 2019. – Vol. 115. – P. 253502.
- 271 Memristor effect in $\text{GeO}[\text{SiO}_2]$ and $\text{GeO}[\text{SiO}]$ solid alloys films / V.A. Volodin, G.N. Kamaev, V.A. Gritsenko, A.A. Gismatulin, A. Chin, M. Vergnat // *Appl. Phys. Lett.* – 2019. – Vol.114. – P. 233104.
- 272 Гисматулин, А.А. Электрофизические свойства наноструктур Si/SiO_2 , полученных методом прямого сращивания / А.А. Гисматулин, Г.Н. Камаев // *Письма в ЖТФ*. – 2016. – Т.42, №11. – С. 73-81.
- 273 Negative and Positive Photoconductivity and Memristor Effect in Alloyed $\text{GeO}[\text{SiO}]$ Films Containing Ge Nanoclusters / V.A. Volodin, G.N. Kamaev, M. Vergnat // *Phys. Status Solidi RRL*. – 2020. – P. 2000165.
- 274 The Nature of Defects Responsible for Transport in a Hafnia-Based Resistive Random Access Memory Element / D.R. Islamov, T.V. Perevalov, V.A. Gritsenko, V.Sh. Aliev, A.A. Saraev, V.V. Kaichev, E.V. Ivanova, M.V. Zamoryanskaya, A. Chin // *In: Advances in Semiconductor Nanostructures* / A.V. Latyshev, A.V. Dvurechenskii, A.L. Aseev (Eds.) – Elsevier, 2017. – P.493-504.
- 275 Charge transport mechanism in the metal–nitride–oxide–silicon forming-free memristor structure / A.A. Gismatulin, O.M. Orlov, V.A. Gritsenko, V.N. Kruchinin, D.S. Mizginov, G.Ya. Krasnikov // *Appl. Phys. Lett.* – 2020. – Vol. 116. – P. 203502.
- 276 Memory Properties of SiO_x - and SiN_x -Based Memristors / V.A. Gritsenko, A.A. Gismatulin, O.M. Orlov // *Nanobiotechnologies Reports*. – 2021. – Vol. 16, No. 6. – P. 722–731.
- 277 Charge transport mechanism in the forming-free memristor based on silicon nitride / A.A. Gismatulin, G.N. Kamaev, V.N. Kruchinin, V.A. Gritsenko, O.M. Orlov, A. Chin // *Scientific Reports*. – 2021. – Vol. 11, No. 1. – P. 2417.
- 278 Исследование радиационного поведения ячеек энергонезависимой электрически перепрограммируемой памяти на самоформирующихся проводящих наноструктурах. I. Режим хранения информации / В.М. Мордвинцев, А.В. Согоян, С.Е. Кудрявцев, В. Л. Левин // *Микроэлектроника*. – 2011. – Том 40, № 2. – С. 98–108.
- 279 Влияние особенностей конструкции изолирующей щели открытых “сэндвич”-структур $\text{TiN-SiO}_2\text{-W}$ и $\text{Si-SiO}_2\text{-W}$ на процесс их электроформовки / В.М. Мордвинцев, С.Е. Кудрявцев // *Микроэлектроника*. – 2017. – Том 46, № 4. – С.266–274.
- 280 Эффект переключения проводимости в МДП структурах с диэлектриками на базе кремния, полученными методом низкочастотного плазмохимического осаждения / А.Е. Бердников, В.Н. Гусев, А.А. Мироненко, А.А. Попов, А.В. Перминов, А.С. Рудый, В.Д. Черномордик // *ФТП*. – 2013. – Т.47, №5. – С.626-632.
- 281 Effect of the Material of Electrodes on Electroformation and Properties of Memristors Based on Open Metal– SiO_2 –Metal Sandwich Structures / V. M. Mordvintsev, S. E. Kudryavtsev, V. V. Naumov, E. S. Gorlachev // *Russian Microelectronics*. – 2023. – Vol.52. – P.419–428.
- 282 Ярмаркин, В.К. Резистивное переключение в тонкопленочных структурах $\text{Au/TiO}_2/\text{Pt}$ на кремнии / В.К. Ярмаркин, С.Г. Шульман, В.В. Леманов // *ФТТ*. – 2008. – Т.50, №10. – С.1767-1774.
- 283 Mathematical model of a neuromorphic network based on memristive elements / A. Yu. Morozov, K.K. Abgaryan, D.L. Reviznikov // *Chaos, Solitons & Fractals*. – 2021. – Vol. 143. – P. 110548.
- 284 Mathematical Modeling of an Analogue Self-Learning Neural Network Based on

- Memristive Elements Taking into Account Stochastic Switching Dynamics / A.Yu. Morozov, K.K. Abgaryan, D.L. Reviznikov // *Nanobiotechnology Reports*. – 2021. – Vol. 16, No. 6. – P. 767–776.
- 285 Мемристорный эффект в сэндвич-структуре на основе оксида олова / С.В. Рябцев, А.Е. Попов, Ф.М. Чернышов, Н.С. Рябцева, Э.П. Домашевская // *Конденсированные среды*. – 2012. – Т.14, №4. – С.456-459.
- 286 Шевырталов, С.Н. Резистивное биполярное переключение в тонкопленочных мемристивных структурах на основе Si-Ag / С.Н. Шевырталов, Д.А. Коива, А.Ю. Гойхман // *Вестник БалтФУ*. – 2014. – №4. – С.24-28.
- 287 Kotov, V.B. Modeling and Characterization of Resistor Elements for Neuromorphic Systems / V.B. Kotov, F.A. Yudkin // *Opt. Mem. Neural Networks*. – 2019. – Vol. 28. – P. 271–282.
- 288 Свойства резистивных структур на основе полиморфных фаз оксида галлия / В.М. Калыгина, В.И. Николаев, А.В. Алмаев, А.В. Цымбалов, Ю.С. Петрова, И.А. Печников, П.Н. Бутенко // *Письма в ЖТФ*. – 2020. – Т.46, №17. – С.33-36.
- 289 Мемристорная структура с эффектом переключения сопротивления на основе тонких пленок нитрида кремния / Ф.Ф. Комаров, И.А. Романов, Л.А. Власукова, И.Н. Пархоменко, А.А. Цивако, Н.С. Ковальчук // *Доклады Национальной академии наук Беларуси*. – 2020. – Т.64, №4. – С.403-410.
- 290 Multibit memory operation of metal-oxide Bi-layer memristors / S. Stathopoulos, A. Khat, M. Trapatseli, S. Cortese, A. Serb, I. Valov, T. Prodromakis // *Scientific reports*. – 2017. – Vol.7. – P.17532.
- 291 Implementation of multilayer perceptron network with highly uniform passive memristive crossbar circuits / F. Merrikh Bayat, M. Prezioso, B. Chakrabarti, H. Nili, I. Kataeva, D. Strukov // *Nature Communications*. – 2018. – Vol. 9. – P. 2331.
- 292 Sparse coding with memristor networks / P. M. Sheridan, F. Cai, C. Du, W. Ma, Z. Zhang, W. D. Lu // *Nature Nanotechnology*. – 2017. – Vol.12. – P.784–789.
- 293 Reservoir computing using dynamic memristors for temporal information processing / C. Du, F. Cai, M. A. Zidan, W. Ma, S. H. Lee, W. D. Lu // *Nature Communication*. – 2017. – Vol.8. – P.2204.
- 294 Multibit operation of TiO_x-based ReRAM by Schottky barrier height engineering / J. Park, K. P. Biju, S. Jung, W. Lee, J. Lee, S. Kim, S. Park, J. Shin, H. Hwang // *IEEE Electron Device Letters*. – 2011. – Vol.32, №4. – P.476–478.
- 295 Resistance controllability and variability improvement in a TaO_x-based resistive memory for multilevel storage application / A. Prakash, D. Deleruyelle, J. Song, M. Bocquet, H. Hwang // *Applied Physics Letters*. – 2015. – Vol.106. – P.233104.
- 296 Multistate Memristive Tantalum Oxide Devices for Ternary Arithmetic / W. Kim, A. Chattopadhyay, A. Siemon, E. Linn, R. Waser, V. Rana // *Scientific Reports*. – 2016. – Vol.6. – P.36652.
- 297 Мемристивный синапс / Н.В. Андреева, В.В. Лучинин, Е.А. Рындин, М.И. Герасимова, А.А. Романов, Д.С. Мазинг // Патент РФ № RU 202461, МПК8 H01L 27/24 (B82B 1/00). – № 2020132649; заявлен 01.10.2020; опубликован 18.02.2021. – 10 с.
- 298 A 18.7 TOPS/W Mixed-Signal Spiking Neural Network Processor With 8-bit Synaptic Weight On-Chip Learning That Operates in the Continuous-Time Domain / S. Uenohara, K. Aihara // *IEEE Access*. – 2022. – Vol.10. – P.48338-48348.
- 299 Resistive state relaxation time in ZrO₂(Y)-based memristive devices under the influence of external noise / M. N. Koryazhkina, D. O. Filatov, V. A. Shishmakova, M. E. Shenina, A. I. Belov, I. N. Antonov, V. E. Kotomina, A. N. Mikhaylov, O. N. Gorshkov, N. V. Agudov, C. Guarcello, A. Carollo, B. Spagnolo // *Chaos, Solitons & Fractals*. – 2022. – Vol.162. – P.112459.
- 300 Modeling and hardware implementation of vector-matrix multiplier based on 32x8 1T1R memristive crossbar array / S. Shchanikov, L. Korolev, I. Bordanov, A. Belov, E. Gryaznov and A. Mikhaylov // *7th Scientific School Dynamics of Complex Networks and their Applications (DCNA)*. – 2023. – P.249–251.
- 301 Исследование влияния материала контакта мемристора на его устойчивость к деградации при циклических переключениях / Ю. В. Храповицкая, Н. Е. Маслова, Ю. В. Грищенко, В. А. Демин, М. Л. Занавескин // *Письма в ЖТФ*. – 2014. – Т.40, №7. – С.87–94.
- 302 Nanocomposite parylene-C

memristors with embedded Ag nanoparticles for biomedical data processing / A. N. Matsukatova, A. V. Emelyanov, V. A. Kulagin, A. Y. Vdovichenko, A. A. Minnekhanov, V. A. Demin // *Organic Electronics*. – 2022. – Vol.102. – P.106455.

303 Resistive Switching in Non-Stoichiometric Germanosilicate Glass Films Containing Ge Nanoclusters / V. A. Volodin, P. Geydt, G. N. Kamaev, A. A. Gismatulin, G. K. Krivyakin, I. P. Prosvirin, I. A. Azarov, Z. Fan, M. Vergnat // *Electronics*. – 2020. – Vol.9. – P.2103.

304 Резистивный флэш элемент памяти / В.А. Гриценко // Патент РФ № 2516771 С1 RU, МПК G11C 16/02. – № 2012145133/08; заявлен 23.10.2012; опубликован 20.05.2014. – 7 с.

305 Способ изготовления активного слоя для резистивной памяти / И.В. Антонова, Н.А. Небогатикова, В.Я. Принц // Патент РФ № 2603160, МПК G11C 14/00, C01B 31/04, B82B 3/00, B82Y 40/00. – № 2015101059/05; заявлен 12.01.2015; опубликован 20.11.2016, Бюл. № 32. – 13 с.

306 Активный слой мемристора / А.И. Иванов, И.В. Антонова, Р.А. Соотс / Патент РФ № 2711580, МПК G11C 14/00, H01L 45/00, C01B 32/194, C01G 31/02. – № 2019131487; заявлен 04.10.2019; опубликован 17.01.2020, Бюл. № 2. – 17 с.

307 Resistive switching on individual V_2O_5 nanoparticles encapsulated in fluorinated graphene films / A. I. Ivanov, V. Ya. Prinz, I. V. Antonova, A. K. Gutakovskii // *Physical Chemistry Chemical Physics*. – 2021. – Vol.23, No.36. – P.20434–20443.

308 Биоморфный нейропроцессор – прототип компьютера нового поколения, являющегося носителем искусственного интеллекта. Часть 1 / С. Удовиченко, А. Писарев, А. Бусыгин, А. Бобылев // *Наноиндустрия*. – 2020. – Т.13, №7-8. – P.466–475.

309 Memristive effect in niobium oxide thin films obtained by the pulsed laser deposition / O. A. Novodvorsky, L. S. Parshina, O. D. Khramova, D. S. Gusev, A. S. Polyakov // *Thin Solid Films*. – 2023. – Vol.780. – P.139945.

310 Tuning the resistive switching in tantalum oxide-based memristors by oxygen pressure during low temperature laser synthesis / L. Parshina, O. Novodvorsky, O. Khramova, D. Gusev, A. Polyakov, E. Cherebilo // *Chaos, Solitons & Fractals*.

– 2022. – Vol.161. – P.112384.

311 Мемристоры на основе диоксидов ванадия и титана, полученные методом импульсного лазерного осаждения / О. А. Новодворский, Л. С. Паршина, А. А. Лотин, В. А. Михалевский, О. Д. Храмова, Е. А. Чербыло, В. Я. Панченко // *Поверхность. Рентгеновские, синхротронные и нейтронные исследования*. – 2018. – Т.4. – С.30–36.

312 Мемристивный эффект в структурах Ta/TaO_x/Ta, полученных лазерным синтезом / Л. С. Паршина, Д. С. Гусев, О. Д. Храмова, А. С. Поляков, Н. Н. Елисеев, О. А. Новодворский // *Российские нанотехнологии*. – 2021. – Т.16, № 6. – С.865–872.

313 Эффектрезистивногопереключения и памяти в композитных пленках на основе оксида графена в матрице металлоорганических перовскитов / А. В. Архипов, Г. В. Ненашев, А. Н. Алешин // *ФТТ*. – 2021. – Т.63, №4. – С.559–563.

314 Электроуправляемый резистивный элемент с аналоговой памятью / Л.Д. Юшина, В.И. Терехов / Патент РФ № 1840837, МПК H01C 13/00. – № 3044933/07; заявлен 25.06.1982; опубликован 27.07.2012. – 7 с.

315 Integration of 4F² selector-less crossbar array 2 Mb RRAM based on transition metal oxides for high density memory applications / H.D. Lee, S.G. Kim, K. Cho, H. Hwang, H. Choi, J. Lee, S.H. Lee, H.J. Lee, J. Suh, S.O. Chung et al. // *Proc. 2012 Symp. VLSI Technology* (Honolulu, HI, USA), 2012. – P. 151–152.

316 Ultra high density 3D via RRAM in pure 28nm CMOS process / M.C. Hsieh, Y.C. Liao, Y.W. Chin, C.H. Lien, T.S. Chang, Y.D. Chih, S. Natarajan, M.J. Tsai, Y.C. King, C.J. Lin // *Proc. 2013 IEEE Int. Electron Devices Meeting* (Washington, DC, USA), 2013. – P. 10.3.1–10.3.4.

317 Process integration of a 27nm, 16 Gb Cu RRAM / J. Zahurak, K. Miyata, M. Fischer, M. Balakrishnan, S. Chhajed, D. Wells, H. Li, A. Torsi, J. Lim, M. Korber et al. // *Proc. 2014 IEEE Int. Electron Devices Meeting* (San Francisco, CA, USA), 2014. – P. 6.2.1–6.2.4.

318 A 16Gb RRAM with 200MB/s write and 1GB/s read in 27nm technology / R. Fackenthal, M. Kitagawa, W. Otsuka, K. Prall, D. Mills, K. Tsutsui, J. Javanifard, K. Tedrow, T. Tsushima, Y. Shibahara et al. // *Proc. 2014 IEEE International Solid-State Circuits Conference Digest of Technical*

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Papers (San Francisco, CA, USA), 2014. – P. 338–339.

319 A 130.7 mm² 2-layer 32 Gb RRAM memory device in 24 nm technology / T. Y. Liu, T. H. Yan, R. Scheuerlein, Y. C. Chen, J. K. Lee, G. Balakrishnan, G. Yee, H. Zhang, A. Yap, J. W. Ouyang et al. // IEEE J. Solid-State Circuits. – 2014. – Vol. 49, № 1. – P. 140 – 153.

Сравнение методов оптимизации в задаче экстракции параметров ряда компактных моделей мемристора

Мещанинов Ф. П.¹, Жевненко Д. А.¹, Михайлов А. Н.², Горнев Е. С.^{1,3}

¹АО «НИИМЭ», г. Зеленоград, Россия

²ННГУ им. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

³МФТИ (НИУ), г. Москва, Россия

Оптимизация и исследование компактных моделей мемристора представляют собой важную задачу в разработке новых технологических решений в области нейроморфных вычислений и резистивной памяти. Однако, вариация особенностей переключения различных мемристорных устройств ограничивает разработку универсального метода экстракции параметров для их компактных моделей. В данной работе мы предлагаем подход к проведению сравнения актуальных моделей и методов экстракции на примере мемристора на $ZrO_2(Y)$ и TaO_x . В ходе работы описывается методология и представлены результаты её тестирования для адаптивных моделей и моделей нелинейного дрейфа на серии из десяти тысяч переключений устройства. В ходе сравнения было показано, что комбинация адаптивной модели Якопчича и метода оптимизации БФГШ обеспечивает наилучший результата в симуляции характерного переключения устройства.

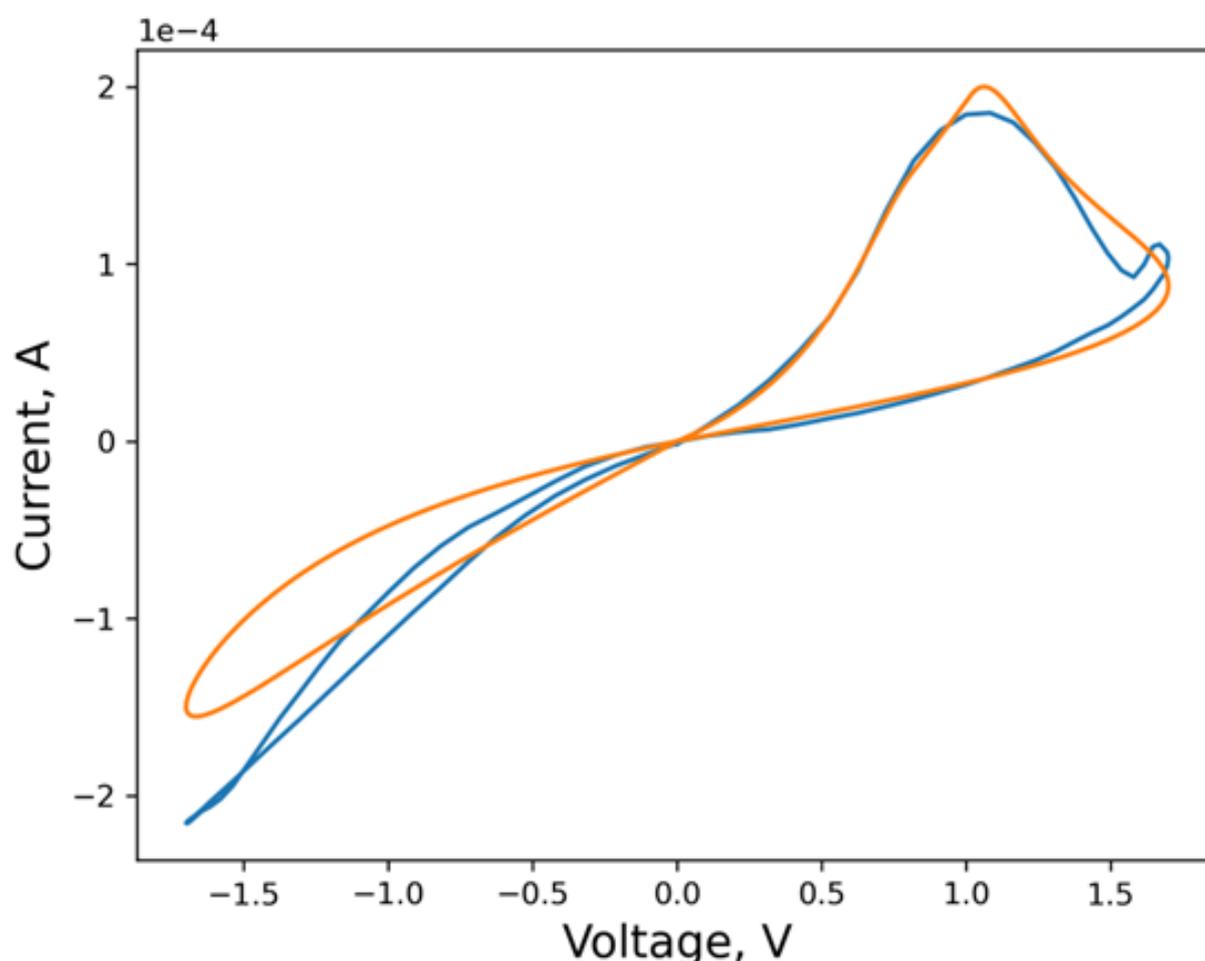


Рис. 1 – Результат применения метода БФГШ к модели модификации подвижности с целевой функцией нормированной разностной мощности без учета ограничения отрицательных токов

Сравнение методов оптимизации в задаче экстракции параметров ряда компактных моделей мемристора

Мещанинов Ф. П.¹, Жевненко Д. А.¹, Михайлов А. Н.², Горнев Е. С.^{1,3}

¹АО «НИИМЭ», г. Зеленоград, Россия

²ННГУ им. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

³МФТИ (НИУ), г. Москва, Россия

Введение

Мемристоры представляют собой нелинейные резистивные устройства, способные проявлять эффект памяти, при котором их сопротивление может быть обратимо изменено под действием управляющего сигнала [1]. Их существование было предсказано Леоном Чуа в 1971 году, а в 2008 году Струков и др. впервые связали мемристорный эффект с эффектом резистивного переключения в тонкопленочных структурах [2]. С тех пор ширится применение мемристора в различных областях, включая нейроморфные вычисления, устройства резистивной памяти и логические цепи [3]–[5].

Для проектирования устройств с использованием мемристоров необходимо моделировать их поведение и характеристики. В зависимости от области применения и уровня абстракции могут использоваться физические, основанные на данных или компактные модели [6]. Компактное моделирование является актуальным методом симуляции процесса переключения мемристора, поскольку позволяет симулировать основные характеристики устройства при минимальном количестве параметров и уравнений. Однако точность моделирования связана с эффективностью методов извлечения параметров из экспериментальных данных и сложностью описания динамики переключения мемристора.

Зачастую методы предварительной оценки параметров и последующей оптимизации в публикациях явно не определяются, несмотря на то что от выбора методов могут зависеть конечная точность моделей и согласованность с физическими процессами, протекающими в мемристорах [7]. Поэтому, с развитием моделей, не утрачивает актуальности задача сравнения различных методов и моделей для извлечения параметров и моделирования мемристоров. Целью данной рабо-

ты является разработка методологии сравнения (бенчмаркинга) нескольких методов извлечения параметров моделей мемристоров. Эксперименты проводились на серии циклов переключения мемристора на основе $ZrO_2(Y)$ [8].

Результаты проведенной работы:

1. Предложили методику оценки применимости метода оптимизации к набору «модель+данные».

2. Описали подход к обучению и тестированию качества экстракции параметров компактных моделей на серии переключений мемристора.

3. Выполнили верификацию предложенных методов для структур, моделей и методов оптимизации.

Дальнейшая структура статьи выглядит следующим образом. В разделе «Обзор литературы» приведены сведения о методах оптимизации, используемых в компактном моделировании. В разделе «Методология» представлены компактные модели мемристоров, используемые целевые функции, метрики и методы извлечения параметров. В разделе «Набор данных» описана экспериментальная установка и мемристорные устройства, использованные в данном исследовании. В разделе «Результаты и обсуждение» представлены результаты и обсуждение бенчмаркинга. В разделе «Заключение» подводятся итоги работы и намечаются направления дальнейших исследований.

Обзор литературы

Экстракция параметров компактных моделей мемристоров является важнейшим этапом для точной симуляции переключения мемристорных устройств. Различные методы извлечения параметров можно разделить на две категории: модельно-зависимые и игнорирующие физику переключения. Методы, зависящие от модели, связаны с

физической интерпретацией уравнений эволюции и зависимости тока от напряжения, а также могут требовать специфической постановки эксперимента, при которой можно будет получить особые решения задачи Коши.

Методы, игнорирующие физику переключения, извлекают такие характеристики, как напряжение переключения, ток насыщения или значения сопротивления в различных состояниях. Обычно данные методы выводятся эмпирически, опираясь на основные характеристики переключения и базовые представления о физике процессов. Например, существуют различные методы выделения порогового напряжения, основанные на вычислении первой и второй производных, приращения между последовательными токами, расстояния от линии, соединяющей начало координат и точку максимального напряжения и т. д. [7], [9]. В отдельных случаях напряжение переключения является функцией от вектора внутреннего состояния устройства [10].

Методы, зависящие от модели, можно дополнительно разделить на две группы, исходя из проводимого эксперимента по извлечению параметров и используемой области ВАХ [9]:

1. Аналитические подходы и анализ ВАХ по частям.
2. Методы оптимизации (локальной и глобальной).

Первый подход характеризуется аналитическим решением уравнений эволюции [11]–[15] и может затрагивать только часть параметров, соответствующих определенной части ВАХ или серии переключений. Второй связан с оптимизацией всех параметров или только наиболее влияющих, остальные остаются неизменными [16], [17].

Выбор метода экстракции параметров может повлиять на точность мемристора и согласованность с физической картиной переключения. Методы и модели могут иметь различные допущения, ограничения и чувствительность к экспериментальным данным и характеристикам устройства. Поэтому важно разработать методологию, в рамках которой возможны сравнение и оценка эффективности и применимости различных методов и моделей для различных типов мемристоров [7].

Большинство методов требуют дополнительной тонкой настройки параметров с помощью

различных методов оптимизации. В источниках приводятся различные методы оптимизации, используемые для подгонки параметров компактных моделей, такие как градиентный спуск, методы Гаусса-Ньютона, Левенберга-Марквардта и другие [11], [18], [19].

Методология

Мемристоры стохастичны на уровне физических процессов, происходящих в активном слое, что приводит к разбросу параметров мемристора от переключения к переключению. Даже небольшой разброс характеристик может привести к значительному отклонению полученных при экстракции параметров и итоговых значений метрик, полученных при экстракции из экспериментальных данных. В моделях с большим количеством параметров использование длительных серий переключения для экстракции параметров может быть вычислительно не оправданным. Таким образом, тестирование качества разработанных моделей сталкивается с проблемами выбора данных, на которых его можно провести. Обойти данную проблему можно, выбрав метод оптимизации, дающий наименьший разброс параметров модели при небольших изменениях характеристик отклика.

В данной работе производится сравнение точности и стабильности пар «модель + метод оптимизации» при использовании различных метрик и целевых функций на серии переключений мемристора. Сравнение выполняется на основе датасета с набором последовательных переключений и заранее определенных целевых функций.

Исходный датасет должен содержать такое количество циклов переключения, при котором произойдет стабилизация мемристора, то есть минимизируется разброс характеристик между переключениями. Тогда всю последовательность циклов необходимо разделить на несколько равных частей, в каждой из которых выделить несколько последовательных циклов переключения по принципу минимума попарного отличия с дальнейшим разбиением полученного поднабора на тренировочный и тестовый субдатасеты. Данная методика выбора данных для датасета позволит оценить стабильность каждого метода экстракции.

Исходные целевые функции могут быть как

широко распространенными, так и не очень популярными, но используемыми для придания модели определенных свойств. В данной работе в качестве целевых функций предлагается использовать среднеквадратичное отклонение (MSE) и нормированную разностную мощность. MSE было выбрано как стандартная целевая функция в задачах экстракции параметров, а нормированная разностная мощность [9] – так как ориентирована на повторение мощностных характеристик устройств. В соответствии выбранным целевым функциям были поставлены метрики: корень из среднеквадратичного отклонения и нормированная разностная мощность.

В данном исследовании были рассмотрены следующие модели: VTEAM [19], модель Якопича [11], модель модификации подвижности (ММП) [9], модель нелинейного дрейфа [2] с пороговой прямоугольной функцией окна. Первые три модели были выбраны ввиду их адаптивности, способности моделировать широкий круг устройств. Последняя была выбрана для исследования, так как производные модели Струкова

широко распространены ввиду их простоты и удобства реализации.

Модели, используемые в данном исследовании, должны быть пригодными для моделирования мемристоров с филаментарным механизмом переключения. Данные требования к моделям обусловлены тем, что в численном эксперименте используются данные по переключению филаментарного мемристора на основе $ZrO_2(Y)$.

Исследуемые методы оптимизации могут быть как глобальными, так и локальными.

Модель Якопича

В данной работе рассматривается модель Якопича от 2020 года, представленная в статье [11]. Представленная модель адаптирована для использования в задачах моделирования нелинейных состояний, что обеспечило её преимущество перед более ранней моделью.

Зависимость тока i от напряжения v и уравнение эволюции переменной состояния x в данной модели выглядят следующим образом:

$$i(v) = h_1(v)x + h_2(v)(1 - x),$$

$$\frac{dx}{dt} = \eta g(v)f(x, v),$$

$$h_1(v) = g_{max} \sinh(b_{max}v),$$

$$h_2(v) = \begin{cases} g_{min,p} \sinh(b_{min,p}v), & v \geq 0 \\ g_{min,n} \sinh(b_{min,n}v), & v < 0 \end{cases}$$

$$g(v) = \begin{cases} A_p(e^v - e^{V_p}) & v > V_p \\ -A_n(e^{-v} - e^{V_n}) & v < -V_n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$

$$f(x, v > 0) = \begin{cases} e^{-(x-x_p)} w_p(x, x_p), & x \geq x_p \\ 1, & x < x_p \end{cases}$$

$$f(x, v \leq 0) = \begin{cases} e^{-(x-(1-x_n))} w_n(x, x_n), & x \geq 1 - x_n \\ 1, & x < 1 - x_n \end{cases}$$

$$w_p = \frac{x_p - x}{1 - x_p} - 1, \quad w_n = \frac{x}{1 - x_n},$$

где η принимает значения из множества $\{-1, 1\}$ и отображает, с какого электрода начинается изменение состояния активного слоя, g_{max} , $g_{min,p}$ и $g_{min,n}$ — коэффициенты, отвечающие за проводимость мемристора в низкоомном, высокоомном состояниях при положительных и отрицательных напряжениях, b_{max} , $b_{min,n}$ и $b_{min,p}$ — коэффициенты, зависящие от формы, положительных и отрицательных сопротивлений, V_p и V_n — модули положительного и отрицательного пороговых напряжений, A_p и A_n — скорости эволюции состояния при положительных и отрицательных напряжениях, x_p и x_n — длины участков в пространстве состояний, на которых эволюция мемристора не ограничивается функцией окна f , w_p и w_n — дополнительные функции окна.

Модель модификации подвижности

Модель модификации подвижности является адаптивной моделью, пригодной для моделирования переключений мемристоров на основе оксидов переходных металлов, и отличается от модели Якопича от 2020 года следующими уравнениями:

$$i(v) = x \sinh(bv) \prod_{j=1}^n U_j(x) \begin{cases} a_1, & v \geq 0 \\ a_2, & v < 0 \end{cases}$$

$$f(x, v > 0) = \begin{cases} e^{-\alpha_p(x-x_p)} w_p(x, x_p), & x \geq x_p \\ 1, & x < x_p \end{cases}$$

$$f(x, v \leq 0) = \begin{cases} e^{-\alpha_n(x-(1-x_n))} w_n(x, x_n), & x \leq 1 - x_n \\ 1, & x > 1 - x_n \end{cases}$$

где α_p и α_n — параметры, отвечающие за скорость замедления эволюции состояния в области действия функции окна. В данной модели $U_j(x)$ — функция учета неоднородностей в активном слое мемристора:

$$U_j(x) = \begin{cases} \exp\left(\frac{-(x-x_j)^2}{\sigma_j^2}\right), & x < x_j \\ 1, & x \geq x_j \end{cases}$$

где x_j — положение неоднородности в пространстве состояний мемристора, σ_j — ее эффективный радиус.

VTEAM

Модель VTEAM является адаптивной пороговой моделью мемристора, управляемого напряжением. Согласно авторам, зависимость тока от напряжения может быть произвольной и выбирается для каждой конфигурации материалов индивидуально, что делает ее применимой к моделированию широкого круга мемристоров. В данном случае было решено оставить зависимость тока от напряжения такую же, как в модели Якопича от 2020 года. Для единообразия в данной статье мы изменим оригинальные обозначения авторов.

Уравнения эволюции в данной модели выглядят следующим образом:

$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} k_p \left(\frac{v}{v_p} - 1\right)^{\alpha_p} f_p(x), & v > v_p \\ k_{on} \left(\frac{v}{v_n} - 1\right)^{\alpha_n} f_n(x), & v < v_n \end{cases}, \text{ otherwise}$$

В качестве функции окна была взята прямоугольная функция окна.

Модель нелинейного дрейфа с прямоугольной пороговой функцией окна

В данной модели мемристор представляется в виде двух последовательно соединенных резисторов с переменным сопротивлением, сопротивление которых зависит от толщины слоя с повышенным содержанием вакансий:

$$R(x) = xR_{on} + (1 - x)R_{off},$$

где $x=w/D$ – переменная состояния, отношение толщины допированного слоя w к полной толщине рабочего слоя D ; R_{on} – сопротивление мемристора в низкоомном состоянии, R_{off} – сопротивление мемристора в высокоомном состоянии.

Уравнение эволюции выглядит следующим образом:

$$\frac{dx}{dt} = \frac{\mu i R_{on}}{D^2} f(x, v),$$

$$f(x, v) = \begin{cases} 1 & v \in [-V_n, V_p], x \in [0, 1] \\ 0 & otherwise \end{cases}.$$

Общий подход

Для оценки точности мемристорных моделей мы использовали две функции потерь: нормированную разностную мощность (NSDA) и корень из средней квадратичной ошибки (RMSE). NSDA измеряет площадь между экспериментальной и модельной ВАХ, нормированную на площадь экспериментальной ВАХ, и ориентирована на повторение мощностных характеристик устройства [8]. При оптимизации целевые функции высчитываются между модельной ВАХ и каждой из ВАХ тренировочных субдатасетов, а затем усредняются. Таким образом, результатом оптимизации должна стать аппроксимация некоторой усредненной ВАХ данного поднабора.

Так как в большинстве случаев при оптимизации используется целевая функция MSE, то обычно задача оптимизации параметров компактных моделей решается нелинейными методами наименьших квадратов. В данном исследовании были выбраны следующие методы, реализованные на языке Python (частично в пакете SciPy): метод Левенберга-Марквардта [18], БФГШ [20], метод Нелдера-Мида [21] и случайный поиск [22]. Метод Левенберга-Марквардта был выбран как стандартный метод решения задачи минимизации среднеквадратичного отклонения. Метод БФГШ – как альтернатива метода Левенберга-Марквардта, использующая другие методы приближения Гессиана оптимизируемой функции. Метод Нелдера-Мида был выбран как один из методов оптимизации, не требующих знания о градиенте целевой функции и эффективно решающих задачи оптимизации зашумленных функций. Для каждой модели из равномерных распределений были выбраны случайным образом по шесть начальных приближений. Диапазоны значений для каждой модели указаны в таблицах 1–4.

Таблица 1. Допустимые диапазоны начальных значений параметров модели ММП

Параметр	A_p	A_n	$V_p, В$	$V_n, В$	x_p	x_n
минимум	0	0	0,9	0,9	0	0
максимум	5000	5000	1,2	1,2	0,5	0,5
Параметр	x_{start}	α_p	α_n	a_1, A	a_2, A	$b, В^{-1}$
минимум	0	0	0	0	0	1,8
максимум	1	10	10	1E-04	2E-04	2,3
Параметр	x_0	σ_0				
минимум	0,5	1				
максимум	0,5	1				

Таблица 2. Допустимые диапазоны начальных значений параметров модели Якопчича

Параметр	A_p	A_n	$V_p, В$	$V_n, В$	x_p	x_n
минимум	0	0	0,9	0,9	0	0
максимум	5000	5000	1,2	1,2	0,5	0,5
Параметр	x_{start}	α_p	α_n	g_{max}	$g_{min,p}$	$g_{min,n}$
минимум	0	0	0	1E-04	0	0
максимум	1	10	10	2E-04	1E-04	1E-04
Параметр	b_{max}	$b_{min,p}$	$b_{min,n}$			
минимум	1,8	1,8	1,8			
максимум	2,3	2,3	2,3			

Таблица 3. Допустимые диапазоны начальных значений параметров модели VTEAM

Параметр	k_p	k_n	$v_p, В$	$v_n, В$	$b, В^{-1}$
минимум	0	-100	0,9	-1,2	1,8
максимум	5000	0	1,2	-0,9	2,3
Параметр	x_{start}	α_p	α_n	a_1, A	a_2, A
минимум	0	0	0	0	0
максимум	1	10	10	1E-04	1E-04

Таблица 4. Допустимые диапазоны начальных значений параметров модели нелинейного дрейфа

Параметр	$R_{off}, Ом$	$R_{on}, Ом$	$v_p, В$	$v_n, В$	$\mu, \frac{M^2}{B \cdot c}$	$D, м$
минимум	0	0	0,9	0,9	0	1E-08
максимум	1E+04	1E+03	1,2	1,2	5E-13	1E-08

Исходный набор данных, используемых в исследовании, состоит из 10 000 циклов переключения данного мемристора. Каждый цикл переключения состоит из сигнала напряжения, подаваемого на прибор, и соответствующего токового отклика. Сигнал напряжения имеет фиксированную частоту 20 Гц и амплитуду 1,7 Гц. Частота дискретизации составляет 2 кГц, что соответствует 100 точкам на цикл. В цепи, на которой измеряется отклик мемристора, присутствует ограничение по отрицательному току, которое, для упрощения, не моделируется в данной работе. Набор данных разделен на два подмножества: обучающее и тестовое. Обучающий набор содержит 10 последовательных циклов переключения с минимумом в каждой

тысяче циклов, всего 10 подмножеств. Тестовый набор состоит из пяти последовательных циклов, идущих сразу после циклов обучающего набора в каждом подмножестве. Схема измерительной цепи и ВАХ первого тренировочного поднабора представлены на рис. 1 и 2.

Мемристор, использованный при построении датасета, имеет филаментарный механизм переключения, а кривые, полученные при циклировании, имеют выраженную петлю гистерезиса, защемленную в начале координат. Данный мемристор стабилизировался в ходе циклирования, что позволило переключить малый разброс параметров и медленный их дрейф в ходе всей серии переключений.

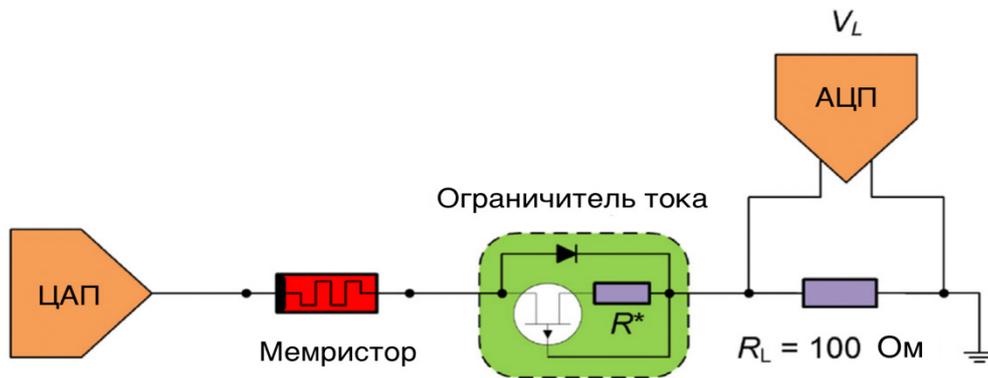


Рис. 1. Схема измерительной цепи

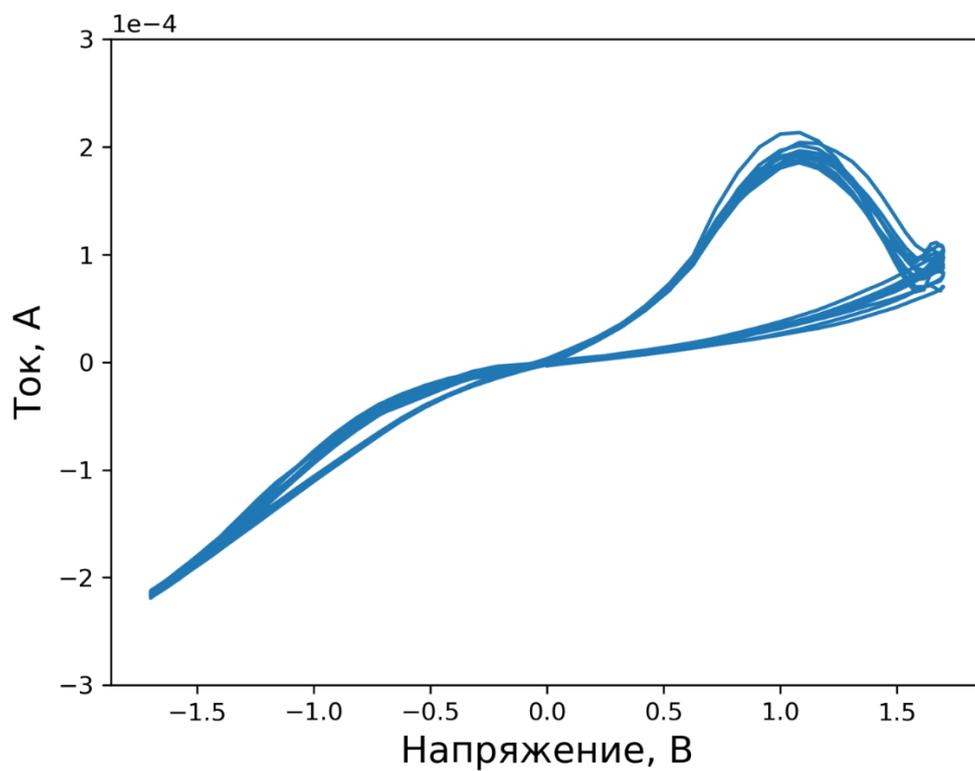


Рис. 2. ВАХ первого тренировочного поднабора данных, составленного на основе переключений с номерами 1-999

Результаты и их обсуждение

В данном разделе приведены результирующие метрики по итогам экстракции параметров моделей ММП, Якопчича, VTEAM и нелинейного дрейфа методами БФГШ, Нелдера-Мида, Левенберга-

Таблица 5. Итоговые значения NSDA при экстракции с целевой функцией NSDA Жирным выделен наилучший результат в тесте.

Тренировочный датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,265	0,28	0,263	0,199	0,271	0,261	0,256	0,295	0,267	0,307
Нелдер-Мид	0,402	0,244	0,297	0,307	0,325	0,382	0,275	0,357	0,285	0,288
Случайный поиск	0,632	0,525	0,644	0,623	0,711	0,755	0,462	0,69	0,526	0,744
Тестовая выборка, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,247	0,311	0,246	0,218	0,234	0,257	0,251	0,297	0,272	0,305
Нелдер-Мид	0,28	0,271	0,284	0,318	0,289	0,372	0,266	0,345	0,297	0,281
Случайный поиск	0,627	0,521	0,65	0,652	0,697	0,753	0,498	0,636	0,528	0,71
Тренировочный датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,492	0,438	0,494	0,48	0,507	0,485	0,487	0,525	0,449	0,489
Нелдер-Мид	0,485	0,447	0,513	0,484	0,498	0,492	0,48	0,508	0,469	0,497
Случайный поиск	0,898	0,514	0,91	0,769	0,911	5,099	0,747	0,924	1,55	0,745
Тестовая выборка, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,476	0,456	0,48	0,503	0,486	0,477	0,486	0,51	0,453	0,486
Нелдер-Мид	0,468	0,473	0,502	0,495	0,479	0,491	0,477	0,513	0,468	0,49
Случайный поиск	0,89	0,54	0,901	0,782	0,906	5,067	0,748	0,895	1,559	0,736
Тренировочный датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,245	0,211	0,249	0,202	0,247	0,227	0,207	0,247	0,167	0,252
Нелдер-Мид	0,292	0,196	0,311	0,278	0,234	0,234	0,22	0,286	0,21	0,279
Случайный поиск	0,784	0,983	0,784	0,672	0,756	0,713	0,875	0,681	0,96	0,897
Тестовая выборка, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,229	0,237	0,229	0,226	0,206	0,227	0,196	0,264	0,164	0,237
Нелдер-Мид	0,267	0,217	0,297	0,295	0,194	0,24	0,21	0,282	0,208	0,27
Случайный поиск	0,757	1	0,756	0,661	0,73	0,675	0,88	0,703	1	0,909
Тренировочный датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1	1	0,852	0,861	0,843	0,989	0,995	0,98	1	0,973
Нелдер-Мид	0,425	0,759	0,65	0,656	0,66	1	0,999	0,999	1	1
Случайный поиск	0,768	1	0,778	0,719	1	1	1	0,73	1	1
Тестовая выборка, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1	1	0,933	0,856	1	0,988	0,956	1	1	0,981
Нелдер-Мид	0,413	0,804	0,636	0,631	0,68	0,999	1	0,998	1	1
Случайный поиск	0,738	1	0,751	0,737	1	1	1	0,637	1	1

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Марквардта и случайного поиска. Как видно из таблиц 5–8, при обучении моделей с целевой функцией NSDA наилучшие результаты были продемонстрированы сочетанием модели Якопчича и метода БФГШ на заданном датасете.

Таблица 6. Итоговые значения RMSE при экстракции с целевой функцией NSDA, множитель $1e-4$ A Жирным выделен наилучший результат в тесте.

Тренировочный датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,005	0,793	1,007	0,129	0,968	0,733	0,965	1,009	0,661	1,032
Нелдер-Мид	0,586	0,252	0,201	0,14	0,257	0,498	0,776	0,312	0,994	0,441
Случайный поиск	0,44	1,028	0,331	0,517	0,57	0,451	0,304	0,437	1,046	0,452
Тестовый датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,025	0,809	1,018	0,146	0,958	0,729	0,963	1,005	0,657	1,035
Нелдер-Мид	0,57	0,261	0,206	0,159	0,245	0,497	0,768	0,302	0,993	0,442
Случайный поиск	0,435	1,033	0,334	0,546	0,567	0,455	0,314	0,396	1,048	0,437
Тренировочный датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,631	0,934	0,839	0,706	0,898	1,049	0,76	0,665	0,376	0,719
Нелдер-Мид	0,93	0,441	0,336	0,411	0,371	0,401	0,429	0,53	0,484	0,862
Случайный поиск	1,246	1,091	1,208	1,126	1,102	3,132	1,151	1,133	1,367	1,142
Тестовый датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,65	0,941	0,851	0,683	0,903	1,049	0,759	0,7	0,383	0,717
Нелдер-Мид	0,93	0,434	0,344	0,44	0,372	0,405	0,429	0,507	0,495	0,858
Случайный поиск	1,265	1,097	1,223	1,143	1,092	3,12	1,15	1,148	1,365	1,139
Тренировочный датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,271	1,023	0,724	1,184	1,096	1,031	1,236	1,088	1,011	1,102
Нелдер-Мид	0,172	0,199	0,162	0,162	0,2	0,168	0,182	0,192	1,114	0,187
Случайный поиск	0,333	0,41	0,327	0,359	0,319	0,493	0,364	0,498	0,577	0,371
Тестовый датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,273	1,013	0,718	1,21	1,101	1,042	1,231	1,055	1,019	1,095
Нелдер-Мид	0,172	0,202	0,163	0,17	0,196	0,176	0,176	0,215	1,114	0,184
Случайный поиск	0,334	0,422	0,324	0,346	0,311	0,496	0,355	0,521	0,579	0,379
Тренировочный датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,027	1,061	0,31	0,325	0,334	0,418	0,409	0,401	1,544	0,427
Нелдер-Мид	0,57	0,352	0,577	0,6	0,584	0,743	0,738	0,639	0,609	0,783
Случайный поиск	1,175	1,013	1,174	1,203	1,41	1,043	1,415	1,019	1,887	1,048
Тестовый датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	1,009	1,044	0,318	0,333	0,333	0,428	0,399	0,377	1,552	0,424
Нелдер-Мид	0,588	0,352	0,589	0,631	0,575	0,744	0,731	0,654	0,606	0,794
Случайный поиск	1,194	1,006	1,189	1,215	1,411	1,05	1,408	1,023	1,888	1,046

Таблица 7. Итоговые значения RMSE при экстракции с целевой функцией MSE, множитель $1e-4$ А
Жирным выделен наилучший результат в тесте.

Тренировочный датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	2,133	2,376	2,185	2,178	2,153	2,233	2,183	2,109	2,292	2,222
Нелдер-Мид	0,627	0,571	0,635	0,687	0,769	0,687	0,726	0,621	0,641	0,584
Левенберг-Марквардт	0,808	0,670	0,810	0,807	0,825	0,740	0,837	0,821	0,74	0,776
Случайный поиск	0,449	0,434	0,390	0,421	0,496	0,406	0,536	0,556	0,411	0,471
Тестовый датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	2,145	2,390	2,188	2,155	2,141	2,230	2,178	2,140	2,285	2,234
Нелдер-Мид	0,634	0,564	0,638	0,714	0,769	0,691	0,722	0,609	0,647	0,586
Левенберг-Марквардт	0,825	0,672	0,818	0,806	0,812	0,750	0,841	0,815	0,741	0,783
Случайный поиск	0,460	0,422	0,399	0,431	0,488	0,415	0,530	0,521	0,42	0,473
Обучающий датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,246	0,236	0,245	0,25	0,258	0,25	0,267	0,261	0,249	0,266
Нелдер-Мид	0,255	0,244	0,256	0,258	0,259	0,258	0,272	0,261	0,257	0,274
Левенберг-Марквардт	0,447	0,482	0,443	0,462	0,450	0,458	0,485	0,447	0,492	0,481
Случайный поиск	1,089	1,143	1,100	1,099	1,088	1,121	1,130	1,113	1,149	1,143
Тестовый датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,244	0,238	0,246	0,268	0,25	0,251	0,260	0,252	0,256	0,261
Нелдер-Мид	0,253	0,248	0,259	0,275	0,254	0,263	0,265	0,253	0,266	0,27
Левенберг-Марквардт	0,453	0,484	0,451	0,468	0,456	0,469	0,476	0,453	0,497	0,483
Случайный поиск	1,109	1,148	1,110	1,101	1,079	1,118	1,128	1,106	1,150	1,145
Обучающий датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,163	0,195	0,156	0,167	0,158	0,168	0,182	0,157	0,194	0,186
Нелдер-Мид	0,171	0,142	0,123	0,109	0,131	0,175	0,128	0,147	0,111	0,197
Левенберг-Марквардт	0,469	0,490	0,467	0,481	0,469	0,484	0,497	0,467	0,496	0,497
Случайный поиск	0,568	0,631	0,565	0,583	0,566	0,590	0,591	0,594	0,655	0,611
Тестовый датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,158	0,197	0,157	0,173	0,157	0,177	0,177	0,166	0,197	0,183
Нелдер-Мид	0,167	0,145	0,127	0,114	0,120	0,185	0,123	0,153	0,116	0,195
Левенберг-Марквардт	0,459	0,493	0,462	0,487	0,467	0,483	0,489	0,482	0,498	0,498
Случайный поиск	0,582	0,644	0,573	0,572	0,555	0,592	0,585	0,612	0,652	0,62

Нейротехнологии и Нейроэлектроника

Таблица 7 (продолжение). Итоговые значения RMSE при экстракции с целевой функцией MSE, множитель $1e-4$ А. Жирным выделен наилучший результат в тесте.

Тренировочный датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	8,051	8,024	8,049	8,045	8,037	8,035	8,018	8,043	8,01	8,023
Нелдер-Мид	0,363	0,350	0,352	0,357	0,375	0,346	0,383	0,403	0,35	0,368
Левенберг-Марквардт	8,051	8,097	8,049	8,045	8,038	8,189	8,228	8,044	8,01	8,214
Случайный поиск	0,474	0,441	0,474	0,405	0,501	0,394	0,503	0,505	0,409	0,462
Тестовый датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	8,030	8,016	8,038	8,045	8,049	8,038	8,019	8,046	8,012	8,019
Нелдер-Мид	0,374	0,344	0,364	0,378	0,375	0,357	0,377	0,381	0,354	0,362
Левенберг-Марквардт	8,030	8,085	8,038	8,045	8,049	8,193	8,231	8,046	8,012	8,202
Случайный поиск	0,488	0,436	0,488	0,427	0,501	0,406	0,495	0,480	0,415	0,460

В рамках данной статьи была подтверждена применимость предложенного подхода к определению оптимального метода экстракции, однако стоит отметить, что итоговые значения RMSE и NSDA могут не коррелировать между собой. Это объясняется тем, что нормированная разностная мощность из-за своего устройства по-разному оценивает важность каждого лепестка ВАХ при итоговой экстракции параметров, в то время как MSE, если не указано другое, оценивает все точки ВАХ одинаково. Этой же причиной объясняется и ухудшение метрики NSDA при использовании MSE в качестве целевой функции.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что выбор целевой функции должен определяться поставленной задачей: так, выбор MSE в качестве целевой функции не будет оптимальным при необходимости воспроизводить именно мощностные характеристики при подборе параметров при одинаковом количестве шагов оптимизации.

Наилучшие результаты как по значениям целевой функции, так и по их разбросу между субдатасетами были получены с моделью Якопича. При использовании целевой функции нормированной разностной мощности наименьшие средние значения и стандартное отклонение демонстрирует метод БФГШ: среднее значение (тест) – 0,221, стандартное отклонение (тест) – 0,027. При использовании целевой функции MSE наименьшее стандартное отклонение также было получено при использовании БФГШ ($0,015 \times 10^{-4}$ А), однако лучшее среднее значение дал метод Нелдера-Мида: $0,144 \times 10^{-4}$ А. Результат оптимизации на нулевом субдатасете представлен на рис. 3.

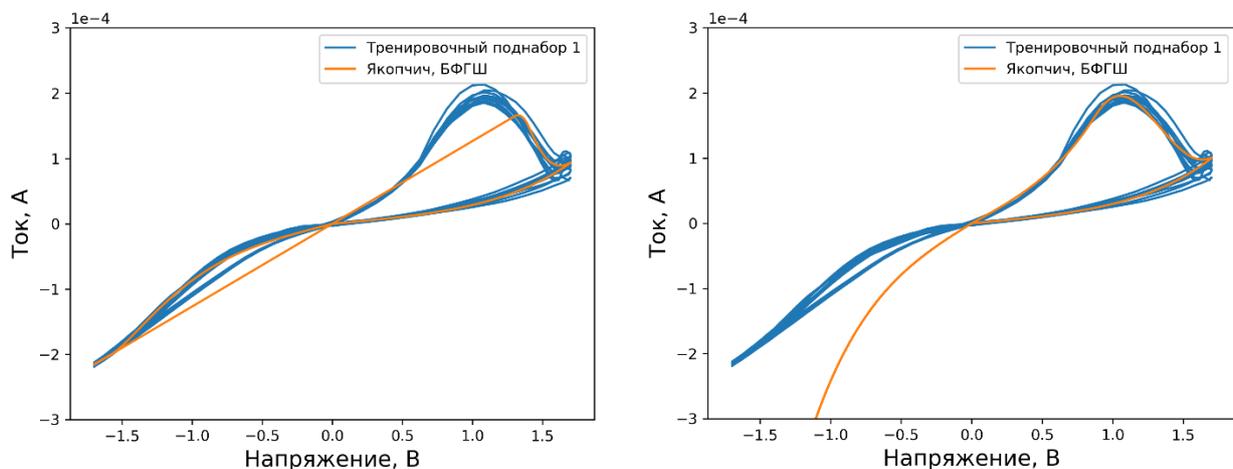


Рисунок 3. Результаты оптимизации с применением метода БФГШ целевых функций MSE (слева) и NSDA (справа) на тренировочном поднаборе, взятом из переключений с номерами 1-999

Таблица 8. Итоговые значения NSDA при экстракции с целевой функцией RMSE

Тренировочный датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,65	0,58	0,65	0,98	1	0,98	0,67	0,99	0,62	0,66
Нелдер-Мид	0,985	0,979	0,957	0,982	1	0,987	0,956	0,997	0,983	1
Левенберг-Марквардт	0,856	1	0,856	0,871	0,816	0,907	0,871	0,814	0,946	0,889
Случайный поиск	1	1	1	1	0,999	0,885	1	0,969	0,948	1
Тестовый датасет, ММП										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,65	0,57	0,65	0,99	1	0,98	0,65	0,99	0,61	0,65
Нелдер-Мид	0,985	0,984	0,955	0,981	1	0,987	0,953	0,996	0,984	1
Левенберг-Марквардт	0,841	1,03	0,829	0,836	0,793	0,875	0,872	0,866	0,943	0,9
Случайный поиск	1	1	1	1	1	0,923	1	0,951	0,971	1
Тренировочный датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,612	0,539	0,603	0,596	0,632	0,602	0,612	0,654	0,567	0,613
Нелдер-Мид	0,678	0,565	0,681	0,707	0,708	0,673	0,673	0,697	0,672	0,719
Левенберг-Марквардт	1,003	1,002	1,002	1,003	1,003	1,009	1,004	1,009	0,999	1
Случайный поиск	0,676	1	0,678	0,598	0,613	1	0,764	0,908	1	1,004
Тестовый датасет, VTEAM										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,575	0,576	0,575	0,601	0,605	0,571	0,611	0,672	0,576	0,614
Нелдер-Мид	0,658	0,609	0,658	0,697	0,676	0,645	0,674	0,715	0,693	0,718
Левенберг-Марквардт	0,999	1,014	0,999	1	0,997	1,002	1,01	1,018	1,003	1,003
Случайный поиск	0,673	1	0,678	0,621	0,584	1	0,761	0,901	1	1,004

Стоит отметить, что полученные результаты не являются предельными для каждой из пар «модель + метод оптимизации» и могут быть уточнены с применением методов предварительной оценки параметров, а также с использованием последовательности методов оптимизации. Тем не менее используемый метод может быть использован на произвольном датасете.

Заключение

Был предложен метод оценки оптимального сочетания «модель + метод оптимизации». В рамках апробации приведенного метода было проведено сравнение моделей нелинейного дрейфа, Якопчича, ММП и VTEAM при использовании различных методов оптимизации и целевых функций на данных по переключению мемристора на основе $ZrO_2(Y)$. При использовании нормированной разностной мощности в качестве целевой функции и метрики наилучший результат показало сочетание модели Якопчича и метода БФГШ со средним показателем на тесте $NSDA=0,221$ и стандартным отклонением $0,027$. Наиболее стабильный результат при использовании целевой функции MSE и метрики RMSE также получен при применении БФГШ и демонстрирует на тесте среднее значение $0,174 \times 10^{-4}$ А со стандартным отклонением $0,015 \times 10^{-4}$ А, однако наименьшее среднее значение было получено методом Нелдера-Мида ($0,144 \times 10^{-4}$ А) при стандартном отклонении $0,030 \times 10^{-4}$ А.

Дальнейшая работа в данном направлении может включать как добавление методов предварительной оценки параметров моделей, так и подбор оптимальных последовательностей методов оптимизации.

Таблица 8 (продолжение). Итоговые значения NSDA при экстракции с целевой функцией RMSE

Тренировочный датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,483	0,532	0,48	0,472	0,463	0,488	0,489	0,471	0,515	0,504
Нелдер-Мид	0,492	0,478	0,422	0,383	0,424	0,501	0,398	0,45	0,33	0,493
Левенберг-Марквардт	0,684	0,742	0,683	0,696	0,678	0,703	0,704	0,68	0,733	0,706
Случайный поиск	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Тестовый датасет, модель Якопчича										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	0,472	0,574	0,47	0,484	0,468	0,516	0,502	0,484	0,536	0,484
Нелдер-Мид	0,481	0,48	0,449	0,38	0,406	0,532	0,393	0,42	0,365	0,486
Левенберг-Марквардт	0,684	0,761	0,687	0,704	0,681	0,703	0,699	0,682	0,736	0,705
Случайный поиск	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Тренировочный датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	6,426	6,387	6,471	6,179	6,457	6,261	6,172	6,343	6,193	5,922
Нелдер-Мид	0,947	1,02	0,983	0,96	0,99	0,991	0,999	1,004	1,015	0,957
Левенберг-Марквардт	4,024	3,95	4,058	3,891	4,048	3,908	3,819	6,343	4,566	3,687
Случайный поиск	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Тестовый датасет, модель нелинейного дрейфа										
Субдатасет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
БФГШ	6,47	6,271	6,503	6,284	6,336	6,275	5,99	6,399	6,085	6,027
Нелдер-Мид	0,947	1,019	0,975	0,966	0,967	0,961	0,985	1,002	1,001	0,974
Левенберг-Марквардт	4,06	3,895	4,083	3,952	3,976	3,898	3,723	6,399	4,494	3,755
Случайный поиск	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Финансирование

Исследование выполнено в рамках научной программы Национального центра физики и математики, направление № 9 "Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах"

Мемристорные устройства были изготовлены в Лаборатории мемристорной наноэлектроники (государственное задание на создание новых лабораторий электронной промышленности № FSWR-2022-0009).

Цитированная литература

1 L. Chua, «Memristor-The missing circuit element», IEEE Trans. Circuit Theory, т. 18, вып. 5, сс. 507–519, 1971, doi: 10.1109/TCT.1971.1083337.

2 D. B. Strukov, G. S. Snider, D. R. Stewart, и R. S. Williams, «The missing memristor found», Nature, т. 453, вып. 7191, сс. 80–83, май 2008, doi: 10.1038/nature06932.

3 X. Zhang, A. Huang, Q. Hu, Z. Xiao, и P. K. Chu, «Neuromorphic Computing with Memristor Crossbar», Phys. Status Solidi A, т. 215, вып. 13, с. 1700875, июл. 2018, doi: 10.1002/pssa.201700875.

4 S. Pal, S. Bose, W.-H. Ki, и A. Islam, «Design of Power- and Variability-Aware Nonvolatile RRAM Cell Using Memristor as a Memory Element», IEEE J. Electron Devices Soc., т. 7, сс. 701–709, 2019, doi: 10.1109/JEDS.2019.2928830.

5 I. Vourkas и G. Ch. Sirakoulis, «Emerging Memristor-Based Logic Circuit Design Approaches: A Review», IEEE Circuits Syst. Mag., т. 16, вып. 3, сс. 15–30, 2016, doi: 10.1109/MCAS.2016.2583673.

- 6 W. Sun и др., «Understanding memristive switching via in situ characterization and device modeling», *Nat. Commun.*, т. 10, вып. 1, с. 3453, авг. 2019, doi: 10.1038/s41467-019-11411-6.
- 7 D. Maldonado, S. Aldana, M. B. González, F. Jiménez-Molinos, F. Campabadal, и J. B. Roldán, «Parameter extraction techniques for the analysis and modeling of resistive memories», *Microelectron. Eng.*, т. 265, с. 111876, сен. 2022, doi: 10.1016/j.mee.2022.111876.
- 8 D. Zhevnenko и др., «Simulation of memristor switching time series in response to spike-like signal», *Chaos Solitons Fractals*, т. 142, с. 110382, 2021.
- 9 D. A. Zhevnenko, F. P. Meshchaninov, V. S. Kozhevnikov, E. S. Shamin, O. A. Telminov, и E. S. Gornev, «Research and development of parameter extraction approaches for memristor models», *Micromachines*, т. 12, вып. 10, с. 1220, 2021.
- 10 V. Ostrovskii, P. Fedoseev, Y. Bobrova, и D. Butusov, «Structural and parametric identification of known memristors», *Nanomaterials*, т. 12, вып. 1, с. 63, 2021.
- 11 C. Yakopcic, T. M. Taha, D. J. Mountain, T. Salter, M. J. Marinella, и M. McLean, «Memristor Model Optimization Based on Parameter Extraction From Device Characterization Data», *IEEE Trans. Comput.-Aided Des. Integr. Circuits Syst.*, т. 39, вып. 5, сс. 1084–1095, май 2020, doi: 10.1109/TCAD.2019.2912946.
- 12 M. M. Al Chawa, R. Tetzlaff, и R. Picos, «A Flux-Controlled Memristor Model for Neuromorphic ReRAM Devices», в 2020 27th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS), Glasgow, UK: IEEE, ноя. 2020, сс. 1–4. doi: 10.1109/ICECS49266.2020.9294861.
- 13 I. Messaris и др., «A TiO₂ ReRAM parameter extraction method», в 2017 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), Baltimore, MD: IEEE, май 2017, сс. 1–4. doi: 10.1109/ISCAS.2017.8050789.
- 14 I. Messaris, A. Serb, S. Stathopoulos, A. Khiat, S. Nikolaidis, и T. Prodromakis, «A Data-Driven Verilog-A ReRAM Model», *IEEE Trans. Comput.-Aided Des. Integr. Circuits Syst.*, т. 37, вып. 12, сс. 3151–3162, дек. 2018, doi: 10.1109/TCAD.2018.2791468.
- 15 D. Kim и др., «Compact SPICE Model of Memristor with Barrier Modulated Considering Short- and Long-Term Memory Characteristics by IGZO Oxygen Content», *Micromachines*, т. 13, вып. 10, с. 1630, сен. 2022, doi: 10.3390/mi13101630.
- 16 B. Gao и др., «Modeling disorder effect of the oxygen vacancy distribution in filamentary analog RRAM for neuromorphic computing», в 2017 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), San Francisco, CA, USA: IEEE, дек. 2017, с. 4.4.1-4.4.4. doi: 10.1109/IEDM.2017.8268326.
- 17 V. Mladenov и S. Kirilov, «A Simplified Tantalum Oxide Memristor Model, Parameters Estimation and Application in Memory Crossbars», *Technologies*, т. 10, вып. 1, с. 6, янв. 2022, doi: 10.3390/technologies10010006.
- 18 N. Arora, «Model Parameter Extraction Using Optimization Method», в *MOSFET Models for VLSI Circuit Simulation*, Springer, Vienna, 1993, сс. 501–535. doi: 10.1007/978-3-7091-9247-4_10.
- 19 S. Kvatinisky, M. Ramadan, E. G. Friedman, и A. Kolodny, «VTEAM: A General Model for Voltage-Controlled Memristors», *IEEE Trans. Circuits Syst. II Express Briefs*, т. 62, вып. 8, сс. 786–790, авг. 2015, doi: 10.1109/TCSII.2015.2433536.
- 20 D. F. Shanno, «Conditioning of quasi-Newton methods for function minimization», *Math. Comput.*, т. 24, вып. 111, сс. 647–656, 1970.
- 21 F. Gao и L. Han, «Implementing the Nelder-Mead simplex algorithm with adaptive parameters», *Comput. Optim. Appl.*, т. 51, вып. 1, сс. 259–277, янв. 2012, doi: 10.1007/s10589-010-9329-3.
- 22 D. C. Karnopp, «Random search techniques for optimization problems», *Automatica*, т. 1, вып. 2, сс. 111–121, авг. 1963, doi: 10.1016/0005-1098(63)90018-9.



Нейротехнологии Нейроэлектроника &

Главный редактор

Казанцев Виктор Борисович, д.ф.-м.н., проф., МФТИ, г. Долгопрудный

Заместитель главного редактора

Баган Виталий Анатольевич, к.ф.-м.н. проректор по научной работе,
МФТИ, г. Долгопрудный

Члены редакционной коллегии

1. Балабан Павел Милославович, академик РАН, д.б.н., проф., ИВНД НФ, г. Москва
2. Горнев Евгений Сергеевич, д. тех. н., член-корреспондент РАН, проф. НИИМЭ, г. Москва
3. Демин Вячеслав Александрович, к.ф.-м.н., Курчатовский институт, г. Москва
4. Дубина Михаил Владимирович, академик РАН, д.м.н., ФГБУ «Российская академия наук», г. Москва
5. Ефимов Альберт Рувимович, к.ф.н., ПАО Сбербанк, г. Москва
6. Зенкевич Андрей Владимирович, к.ф.м.н., зав. лаб.- в.н.с., МФТИ, г. Долгопрудный
7. Каплан Александр Яковлевич, д.б.н., проф., МГУ, г. Москва
8. Лопота Александр Витальевич, д.т.н., ЦНИИ РТК, г. Санкт Петербург
9. Михайлов Алексей Николаевич, к.ф.-м.н., ННГУ, г. Нижний Новгород
10. Мухина Ирина Васильевна, д.б.н., проф., ПИМУ, г. Нижний Новгород
11. Осадчий Алексей Евгеньевич, Ph.D., д.ф.-м.н., НИУ ВШЭ, AIRI, г. Москва
12. Осипов Григорий Владимирович, д.ф.-м.н., проф., ННГУ, г. Нижний Новгород
13. Тельминов Олег Александрович, к.т.н., НИИМЭ, г. Москва
14. Федотов Александр Александрович, к.ф.-м.н., ЮФУ, г. Таганрог
15. Храмов Александр Евгеньевич, д.ф.-м.н., проф. БФУ им. Канта, г. Калининград

Техническая редакция

Жаринов Алексей Иванович