

# ПРОЕКТИРОВАНИЕ НЕЙРОНОВ С УПРАВЛЯЕМОЙ ВОЗБУДИМОСТЬЮ ДЛЯ МЕХАНИЗМОВ ВНИМАНИЯ СПАЙКОВЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Островский В. Ю.<sup>1</sup>, Каримов Т. И.<sup>1</sup>, Рыбин В. Г.<sup>1</sup>, Бутусов Д. Н.<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», г. Санкт-Петербург, Россия

**Абстракт** – Для развития архитектуры и технологии производства энергоэффективных нейроморфных вычислителей важное значение имеет проектирование искусственных нейронов на основе перспективной элементной базы с учетом внедрения механизмов внимания. В работе представлено два подхода к моделированию спайковых нейронов с внешней модуляцией активности по принципам КМОП-совместимой и сверхпроводниковой электроники.

Первый из предложенных подходов заключается в комбинировании селекторов с пороговым переключением и туннельных диодов. Выполнена идентификация моделей основных нелинейных элементов и анализ динамического поведения предлагаемой цепи нейрона. Рассматриваемая нейронная цепь состоит всего из пяти элементов, образующих три параллельные ветви: волатильный мемристор с настраиваемым источником постоянного напряжения, туннельный диод с модулирующим источником постоянного напряжения и конденсатор. Двухнаправленное пороговое переключающее селекторное устройство AND-TS служит примером волатильного мемристора. В идентифицированной эмпирической компактной модели выбранные параметры позволяют воспроизводить основные кинетические и динамические характеристики, демонстрируемые устройством AND-TS. Также идентифицированы модели четырех германиевых обращенных туннельных диодов (ГИ401А, ГИ403А, BD4 и BD5), что позволило точно представить характеристики отрицательного дифференциального сопротивления. В работе изучено динамическое поведение предлагаемого нейрона с использованием двухпараметрических диаграмм высокого разрешения, дающих представление о реакции нейрона на различные входные стимулы. Подтверждено изменение класса возбудимости нейрона по Ходжкину в зависимости от модулирующего источника постоянного напряжения.

Второй подход оперирует новой моделью цепи сенсорного нейрона, в основе которого лежит схема СКВИД на постоянном токе. Исследована зависимость динамики разработанной модели от внешнего магнитного потока. Приводятся эквивалентная электрическая цепь и вывод соответствующих дифференциальных уравнений, описывающих динамику нейрона. Результаты численного моделирования подтверждают применимость и хорошую производительность предлагаемой цепи нейрона, чувствительного к магнитному потоку: рассматриваемое устройство может кодировать магнитный поток в форме спайковой нейронной динамики с линейным участком. Кроме того, обнаружено комплексное поведение исследуемой модели, а именно прерывистые хаотические всплески и потенциалы плато. Предложенная нейронная цепь может эффективно применяться для разработки интерфейсов между нейронами сенсорного и глубоких слоев с применением механизмов внимания.

**Ключевые слова** – искусственный нейрон, контакт Джозефсона, мемристор, нейроморфная система, туннельный диод.

Работа поддержана Российским научным фондом, проект № 23-79-10151. Мы также выражаем благодарность доктору Цилинь Хуа, доценту Пекинского технологического института, за предоставление данных о циклах переключений устройства AND-TS.

Островский В. Ю., vyostrovskii@etu.ru

# Проектирование нейронов с управляемой возбудимостью для механизмов внимания спайковых нейронных сетей

*Островский В. Ю.<sup>1</sup>, Каримов Т. И.<sup>1</sup>, Рыбин В. Г.<sup>1</sup>, Бутусов Д. Н.<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», г. Санкт-Петербург, Россия

## Введение

Проектирование нейроморфных систем направлено на устранение известных ограничений энергоэффективности и масштабируемости классических вычислительных систем на основе архитектуры фон Неймана. Инспирированные структурой и принципами работы мозга, нейроморфные системы, как правило, выполняют вычисления в синаптической памяти, кодируя информацию в вырабатываемых нейронами импульсных сигналах – спайках. Для таких вычислителей мемристивные устройства рассматриваются в качестве элементной базы, служащей как для реализации механизмов генерации спайков в нейронах [1], так и для представления синаптической пластичности [2]. Наноразмерные тонкопленочные металл-изолятор-металл (МИМ) устройства с переключением сопротивления были представлены как мемристоры в 2008 году [3]. Совместимость с комплементарной технологией металл-оксид-полупроводник (КМОП) [4, 5] является основным преимуществом этого типа устройств, в то время как основным недостатком является большая изменчивость между устройствами и между циклами переключений [6].

Важной функциональностью искусственного нейрона, которая до сих пор не реализована, является возможность настройки параметров модели нейрона для учета высокой вариативности порогов переключений мемристоров между устройствами [7], а также управление возбудимостью нейрона. В данной статье представлена модель нейрона, реализующая

механизм возбудимости за счет использования волатильного мемристора параллельно с туннельным диодом и конденсатором для формирования биологически реалистичных спайков, а также включения двух источников постоянного напряжения для обеспечения обозначенных функциональных возможностей. В предлагаемой модели нейрона волатильный мемристор представлен пороговым селектором на основе Ag-наноточек/HfO<sub>2</sub> (AND-TS [8, 9]), который ранее использовался в LIF (англ. leaky integrate-and-fire – интегрировать и сработать с утечками) модели нейрона [10]. В работе использованы модели четырех германиевых обращенных туннельных диодов: ГИ401А, ГИ403А, ВД4 и ВД5. Мы предлагаем математические модели нелинейных элементов и демонстрируем области репрезентативных динамических режимов относительно параметров модели нейрона.

В свою очередь, самое раннее упоминание физического мемристора относится к контактам Джозефсона (КД) в 1974 году [11]. Сверхпроводниковые мемристоры [12] имеют преимущества в виде более низких характерных времен (пикосекунды [13] против 10 наносекунд [14]), более низкого энергопотребления ( $10^{-17}$  Дж/спайк для сверхпроводящих нейронов [13] против  $6,3 \times 10^{-15}$  Дж/спайк для КМОП-нейронов [15], при референсном значении  $10^{-11}$  Дж/спайк для биологических нейронов) и большей стабильности, которая достигается ценой криогенного оборудования. Таким образом, нейроморфные электронные устройства развиваются параллельно посредством конкурирующих КМОП и

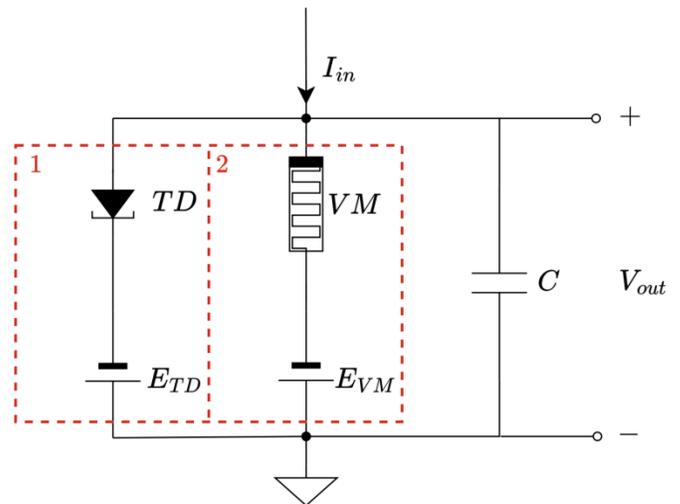
сверхпроводниковых технологий. Данная статья также предлагает новый подход к проектированию нейронов путем объединения СКВИДа (англ. SQUID, superconducting quantum interference device – сверхпроводящий квантовый интерферометр) на постоянном токе с нейроном на основе КД [16]. Предполагается, что такая модель нейрона чувствительна к внешнему магнитному полю. Рассматриваемая модель включает мемристивные элементы, являющиеся комбинацией пассивных RLC элементов с КД, что приводит к структуре, ведущей себя нейроподобным образом. Предлагаемая схема представляет собой комбинированное сенсорно-преобразовательное устройство, поведение которого может значительно меняться под воздействием небольших колебаний магнитного поля. В этом случае внешний магнитный поток действует как модулирующий входной сигнал, влияющий на скорость генерации спайков.

В работе представлено два подхода к моделированию спайковых нейронов с внешней модуляцией активности: по принципам КМОП-совместимой и сверхпроводниковой электроники. Эти подходы объединяет направленность на создание механизмов внимания для спайковых нейронных сетей. Селективное внимание является одним из ключевых когнитивных механизмов мозга, обеспечивающим изменения в коррелированной активности нейронов для улучшения обработки важной сенсорной информации и подавления фонового шума. На уровне одиночных нейронов визуальной системы внимание к стимулу в рецептивном поле связывают с увеличением частоты генерации спайков. Оптимизация спайковой активности с помощью механизма внимания на уровне сети может позволить одновременно повысить производительность и энергоэффективность за счет адаптивного подавления реакции на шум [17].

## Моделирование спайковых нейронов

### Модель нейрона на базе волатильного мемристора

Предлагаемая цепь нейрона включает пять элементов, соединенных в три параллельные ветви, как показано на рисунке 1: волатильный мемристор  $VM$  последовательно с настраиваемым источником постоянного напряжения  $E_{VM}$ , туннельный диод  $TD$  последовательно с модулирующим источником постоянного напряжения  $E_{TD}$  и конденсатором  $C$ . Эта простая цепь представляет однокомпарментальный спайковый нейрон, вдохновленный биофизическими моделями нейронов с ионными каналами.



**Рис. 1.** Электрическая цепь предлагаемого спайкового нейрона с волатильным мемристором [18]. Красным выделены ветви цепи с базовыми нелинейными элементами, для которых в работе предложены математические модели.

Источники постоянного напряжения, которые в биофизических моделях нейронов обеспечивают равновесные ионные потенциалы, в нашей модели призваны выполнять иные функции. Мы называем источник  $E_{VM}$  настроечным, поскольку он предназначен для смещения напряжений переключения мемристора  $VM$  с учетом его значительной изменчивости между устройствами. На рисунке 1 показано обратное подключение устройства  $VM$ , выбранное для меньшей изменчивости между циклами переключений, имеющей место в отрицательной области

напряжений вольт-амперной характеристики (ВАХ) порогового селектора, которую мы рассмотрим более подробно ниже. Мы называем источник  $E_{TD}$  модуляторным, поскольку он управляет сдвигом между пиковым напряжением туннельного диода и пороговым напряжением волатильного мемристора  $V_h$ , как мы также покажем далее, влияя на возбудимость нейрона.

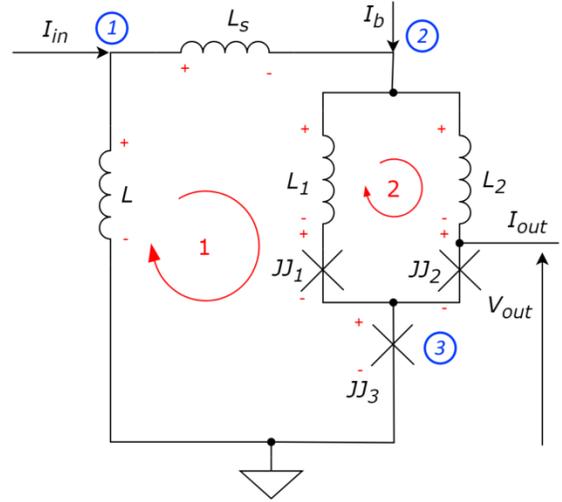
Динамика нейрона с мемристором представляется системой уравнений [18]:

$$\begin{aligned} C \frac{dV_C}{dt} &= I_{in} - I_{TD} - I_{VM} \\ \frac{dX}{dt} &= g(X, -V_{VM}) \end{aligned} \quad (1)$$

где  $I_{TD} = f(V_C + E_{TD})$ ,  $f$  – нелинейная функция тока туннельного диода  $TD$ ,  $I_{VM} = G(X, V_{VM})V_{VM}$ ,  $G$  – функция проводимости волатильного мемристора  $VM$ ,  $X$  – переменная состояния волатильного мемристора  $VM$ ,  $g$  – функция правой части дифференциального уравнения  $X$ , и  $V_{VM} = V_C + E_{VM}$ .

### Модель СКВИД-нейрона

На рисунке 2 представлена предлагаемая цепь сверхпроводникового сенсорного нейрона. В отличие от модели Щеголева [19], данная цепь включает СКВИД на постоянном токе вместо оригинального сверхпроводящего интерферометра.



**Рис. 2.** Электрическая цепь предлагаемого СКВИД-нейрона [20]. Красные стрелки обозначают контуры, а синие числа – индексы узлов в системе уравнений цепи.

Для описания тока, протекающего через КД (на рисунке 2 обозначены как  $JJ$ ), мы использовали модель резистивно-емкостного шунтированного контакта (RCSJ), которая представляет собой классическую модель источника тока на основе первого закона Джозефсона (идеальный переход) с добавлением параллельного резистора и конденсатора.

Динамика СКВИД-нейрона представляется системой уравнений [20]:

$$\begin{aligned} \eta_1(\dot{\delta}_1 + \Gamma\delta_1 + \sin\delta_1) &= i_{JJ_1} = \lambda_1 i_b + l\lambda\lambda_1 i_{in} - \lambda\lambda_1(\delta_1 + \delta_3) + \frac{2\lambda_1(\delta_1 - \delta_2 - 2\pi\phi_e)}{l_\Sigma} \\ \eta_2(\dot{\delta}_2 + \Gamma\delta_2 + \sin\delta_2) &= i_{JJ_2} = \lambda_1 i_b + l\lambda\lambda_1 i_{in} - \lambda\lambda_1(\delta_2 + \delta_3) - \frac{2\lambda_1(\delta_1 - \delta_2 - 2\pi\phi_e)}{l_\Sigma} \\ \dot{\delta}_3 + \Gamma\delta_3 + \sin\delta_3 &= i_{JJ_3} = 2\lambda_1 i_b + 2l\lambda\lambda_1 i_{in} - \lambda\lambda_1(\delta_1 + \delta_2 + 2\delta_3) \end{aligned} \quad (2)$$

где  $\delta_{1, 2, 3}$  – падение фазы КД,  $\phi_e$  – внешний магнитный поток,  $i_{JJ_{1,2,3}}$  – токи КД,  $i_{in}$  – входной ток,  $i_b$  – ток смещения,  $l$  и  $l_\Sigma$  – масштабированные параметры индуктивности,  $\lambda$  и  $\lambda_1$  – параметры связи,  $\eta_{1,2}$  – параметры геометрии,  $\Gamma$  – параметр затухания.

### Модель волатильного мемристора

Устройство AND-TS [8, 9] является примером высокопроизводительного двунаправленного порогового селектора, демонстрирующего низкий ток утечки (менее 1 пА), высокое отношение сопротивлений включения/выключения ( $> 10^9$ ),

быстрое переключение ( $< 250$  нс) и высокую выносливость (более  $10^8$  циклов). Диапазон пороговых напряжений этого селектора идеально соответствует пиковым и впадинным точкам германиевых туннельных диодов, что делает его подходящим для применения в нейронах.

Математическая модель устройства AND-TS идентифицирована в виде волатильного мемристора первого порядка с пороговым переключением, управляемым напряжением. Процесс идентификации проводился в соответствии с процедурами, описанными в нашем

предыдущем исследовании [21], с использованием подхода динамической карты [22]. В нашем случае идентифицированная модель мемристора является феноменологической.

Дифференциальное уравнение переменной состояния мемристора  $X$  определяется как:

$$\begin{aligned} \frac{dX}{dt} &= \frac{1}{\tau_S} \left( \frac{1}{1+e^{-\beta_S(V)}} \right) \alpha_S(X) - \frac{1}{\tau_R} \left( 1 - \frac{1}{1+e^{-\beta_R(V)}} \right) \alpha_R(X) \\ \alpha_S(X) &= \left( 1 - \frac{1}{e^{aX+d_S}} \right) (1-X) + \left( 1 - \frac{1}{e^{a(1-X)}} \right) X \\ \alpha_R(X) &= \left( 1 - \frac{1}{e^{aX}} \right) (1-X) + \left( 1 - \frac{1}{e^{a(1-X)+d_R}} \right) X \\ \beta_S(V) &= \frac{(V-V_{th+})(V-V_{th-})}{V_S^2} \\ \beta_R(V) &= \frac{(V-V_{h+})(V-V_{h-})}{V_R^2} \end{aligned} \quad (3)$$

где  $\tau_S$  и  $\tau_R$  – постоянные времена *SET* и *RESET*,  $a$  – кинетическая постоянная,  $d_S$  и  $d_R$  – постоянные кинетического смещения *SET* и *RESET*,  $V_{th+}$  и  $V_{th-}$  – положительные и отрицательные пороговые напряжения для включения устройства,  $V_{h+}$  и  $V_{h-}$  – положительные и отрицательные пороговые напряжения для выключения устройства,  $V_S$  и  $V_R$  – постоянные напряжения *SET* и *RESET*.

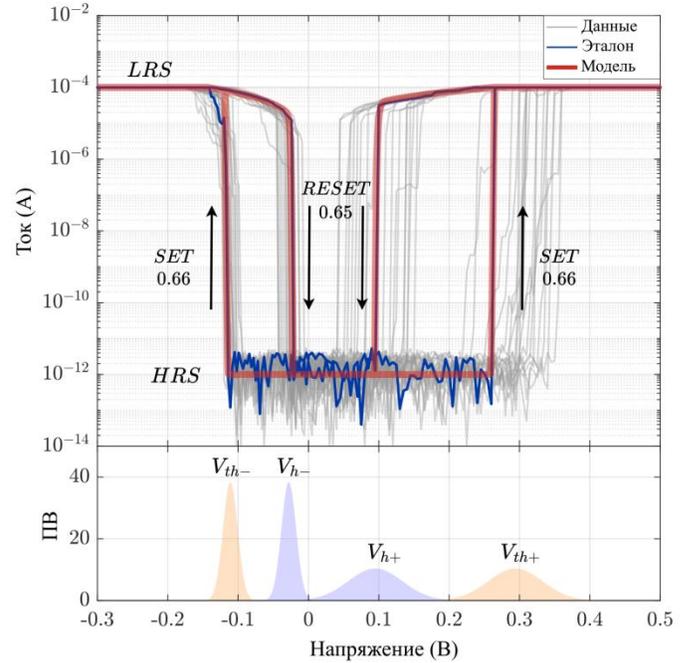
Ток через мемристор  $I_{VM}$  представлен уравнением:

$$I_{VM}(X, V) = \begin{cases} V X / R_{on+} + I_{lk} : V \geq 0 \\ V X / R_{on-} - I_{lk} : V < 0 \end{cases} \quad (4)$$

где  $R_{on+}$  и  $R_{on-}$  – минимальные сопротивления устройства для положительных или отрицательных токов,  $I_{lk}$  – ток утечки.

Структура модели волатильного мемристора синтезирована для воспроизведения двух границ переключения напряжения  $V_{th}$  и  $V_h$  в каждом из направлений прямого (+) и обратного (-) тока. Форма поверхности модели задается функциями  $\alpha_{S/R}(X)$  и  $\beta_{S/R}(V)$  в уравнении (3), где параметры подбираются в направлении соответствия моделируемой кинетики и динамики данным измерений устройств AND-TS [8]. Постоянные параметры модели мемристора:  $\tau_S = 1,2 \cdot 10^{-7}$  с,  $\tau_R = 1,3 \cdot 10^{-7}$  с,  $a = 2$ ,  $d_S = 0,05$ ,  $d_R = 0,5$ ,  $V_S = 0,0099$  В,  $V_R = 0,0175$  В,  $R_{on+} = 806$  Ом ( $\approx (16 \cdot G_0)^{-1}$ ),  $R_{on-} = 1434$  Ом ( $\approx (9 \cdot G_0)^{-1}$ ),  $I_{lk} = 10^{-12}$  А. Значения пороговых напряжений для эталонного цикла составляют (см. рисунок 3 вверху):  $V_{th+} = 0,267$  В,  $V_{h+} = 0,08$  В,  $V_{th-} = -0,119$  В и  $V_{h-} = -0,006$  В. В стохастической версии модели изменчивость между циклами переключений задается нормальным распределением значений пороговых

напряжений  $V_{th}$  и  $V_h$ , стандартные отклонения которых принимаются равными для одного направления тока. Параметры нормального распределения значений пороговых напряжений (см. рисунок 3 снизу):  $\sigma_+ = 0,038$ ,  $\mu_{th+} = 0,294$ ,  $\mu_{h+} = 0,08$ ,  $\sigma_- = 0,01$ ,  $\mu_{th-} = 0,119$ ,  $\mu_{h-} = -0,006$ .



**Рис. 3.** ВАХ двунаправленного порогового селектора при ограничительном токе 0,1 мА (сверху) и плотности вероятности (ПВ) параметров переключения стохастической модели (снизу) [18].

Рисунок 3 показывает соответствие динамики переключения модели волатильного мемристора данным измерений устройства AND-TS по 20 циклам переключений в каждом направлении, где синим цветом выделены данные эталонного цикла

для детерминированной версии модели. Состояние высокого сопротивления *HRS* проявляется в токе утечки, состояние низкого сопротивления *LRS* установлено на ограничение током 0,1 мА выбранным значениям  $R_{on}$  и динамикой переключения. Наклоны переключения, соответствующие спецификации 0,66 мВ дек<sup>-1</sup> для включения и 0,65 мВ дек<sup>-1</sup> для выключения, могут быть сохранены при размере шага моделирования  $h < 10^{-4}$  с.

**Модель туннельного диода**

При разработке конкретных моделей для нашего исследования мы провели измерения с нескольких германиевых диодов ГИ401А (производства СССР) [18]. Результаты измерений хорошо согласуются с данными, представленными в справочнике по туннельным диодам, изданном в СССР Баюковым и др. [23]. Из этого справочника мы также выбрали диод ГИ403А для создания его модели, поскольку

этот диод не был доступен в качестве экспериментального образца для измерения его характеристик. Также для полноты численного исследования мы аппроксимировали кривые диодов BD4 и BD5 (General Electric) [24, 25]. ВАХ выбранных туннельных диодов показаны на рисунке 4 (а).

Уравнение модели туннельного диода получено в виде:

$$I_{diode} = I_s \left( \exp \frac{V}{V_t} - \exp \left( -\frac{V}{V_t} \right) \right)$$

$$I_{tunnel} = \frac{I_p}{V_p} \exp \left( -\frac{V-V_p}{V_p} \right) \tag{5}$$

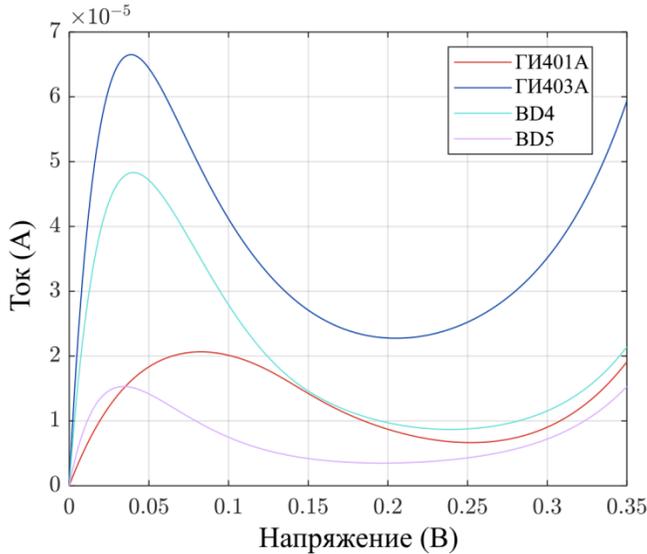
$$I_{atan} = I_v (\tan^{-1} D(V - E) + \tan^{-1} D(V + E))$$

$$I_{TD} = I_{\Sigma} = I_{diode} + I_{tunnel} + I_{atan}$$

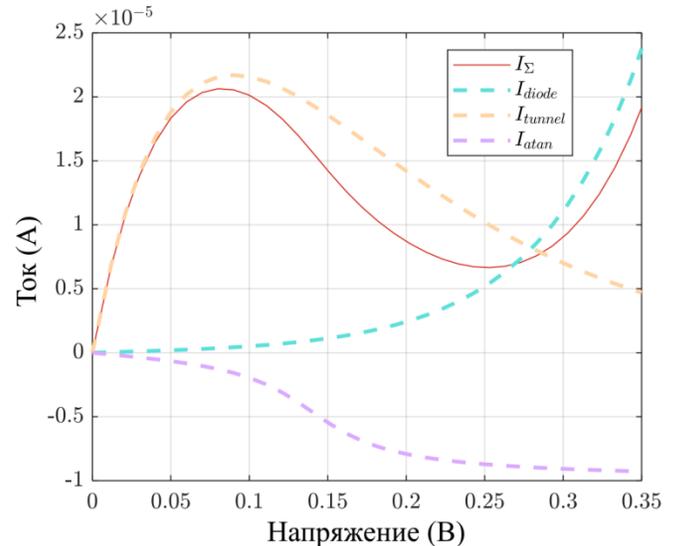
Параметры моделей выбранных туннельных диодов приведены в таблице 1. На рисунке 4 (б) показаны токи, составляющие модели ГИ401А.

**Таблица 1.** Параметры моделей туннельных диодов

Диод	$I_s(A)$	$V_t$	$I_p(A)$	$V_p$	$I_v(A)$	$D$	$E$
ГИ401А	$1,16 \cdot 10^{-7}$	0,066	$2,17 \cdot 10^{-5}$	0,090	$-3,22 \cdot 10^{-6}$	26	0,14
ГИ403А	$1,10 \cdot 10^{-7}$	0,059	$6,40 \cdot 10^{-5}$	0,037	$6,00 \cdot 10^{-6}$	20	0,09
BD4	$1,00 \cdot 10^{-7}$	0,047	$4,80 \cdot 10^{-5}$	0,040	$2,00 \cdot 10^{-6}$	24	0,15
BD5	$1,00 \cdot 10^{-7}$	0,049	$1,48 \cdot 10^{-5}$	0,033	$1,00 \cdot 10^{-6}$	13	0,07



(а)



(б)

**Рис. 4.** а) ВАХ туннельных диодов [18]. б) Визуализация модифицированной гауссово-экспоненциальной модели компонентов туннельного диода ГИ401А [18].

## Анализ динамических режимов нейронов

Результаты для нейрона с волатильным мемристором были получены с помощью численного моделирования с использованием метода интегрирования Рунге-Кутты 4-го порядка с фиксированным размером шага  $h = 5 \cdot 10^{-8}$  с в 64-битном типе данных double на графическом процессоре с поддержкой технологии Nvidia CUDA [26]. По умолчанию использовалась модель с туннельным диодом ГИ401А. СКВИД-нейрон моделировался с помощью полунявного метода интегрирования CD [20] с шагом по времени  $h = 0,01t_p$  ( $\omega_p$ -масштабированное время). Если не указано иное, параметры модели (2) в нашем исследовании следующие:  $i_b = 1$ ,  $l = 3$ ,  $\lambda = 0,5$ ,  $l_\Sigma = 8$ ,

$\eta_i = 1$ ,  $\Gamma = 2$ , амплитуда  $i_{in}$  равна  $A_{input} = 1$ , длительность импульса  $\tau_d = 20t_p$  и период импульса  $\tau_p = 240t_p$ .

### Анализ модели нейрона на базе волатильного мемристора

Представленная модель нейрона (1) является интегратором. Она обладает свойствами генерации спайков по принципу «все или ничего», а также наличием рефрактерного периода [18]. При соблюдении ограничений по току управление напряжением  $E_{TD}$  позволяет осуществлять гибкую частотную модуляцию, что наглядно показано на рисунках 5 (а) и (б). На рисунке 6 показаны характерные кривые в области частоты-тока для трех классов возбудимости по Ходжкину [27], полученные от одного и того же нейрона путем подбора значения  $E_{TD}$ .

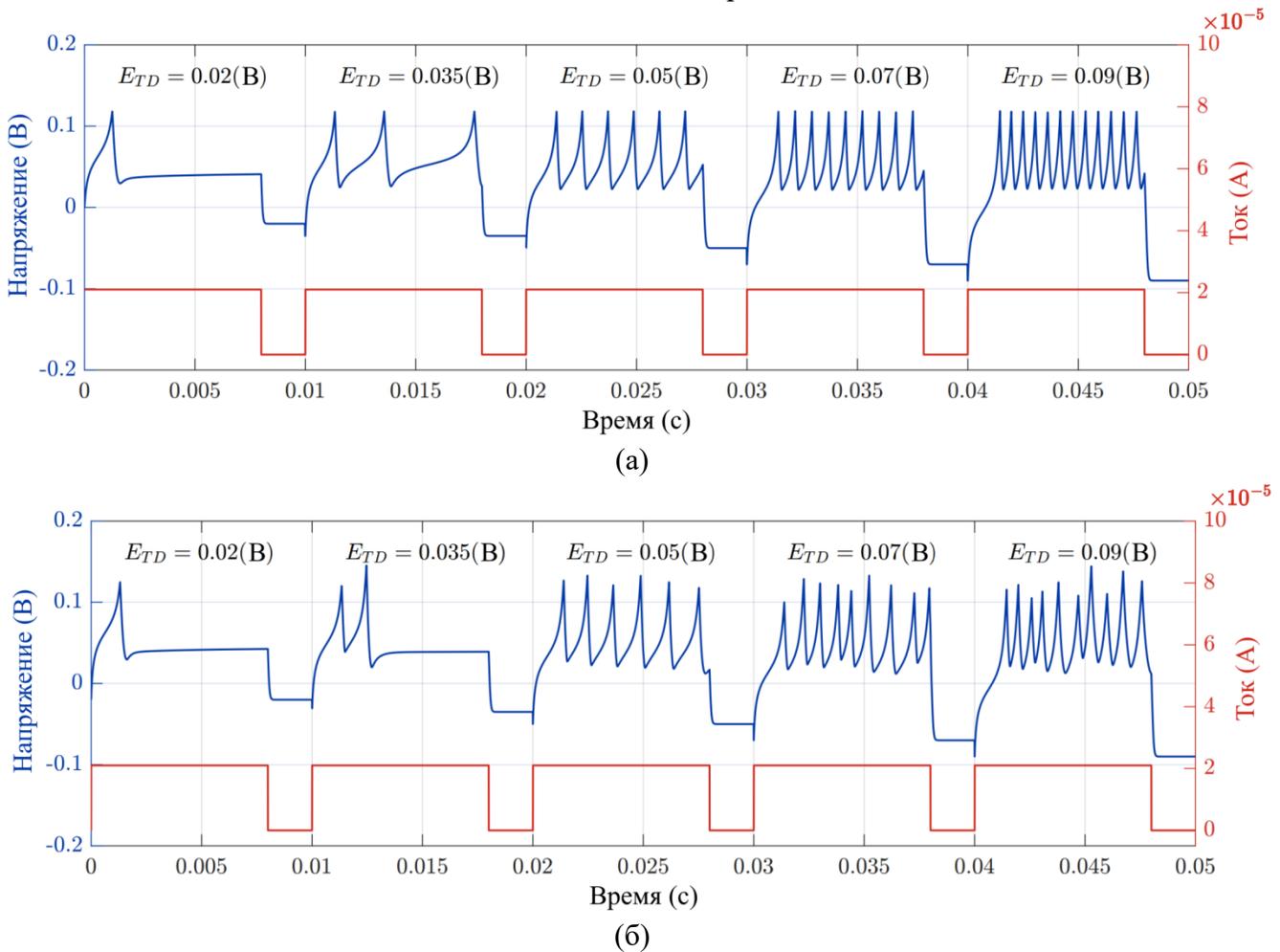
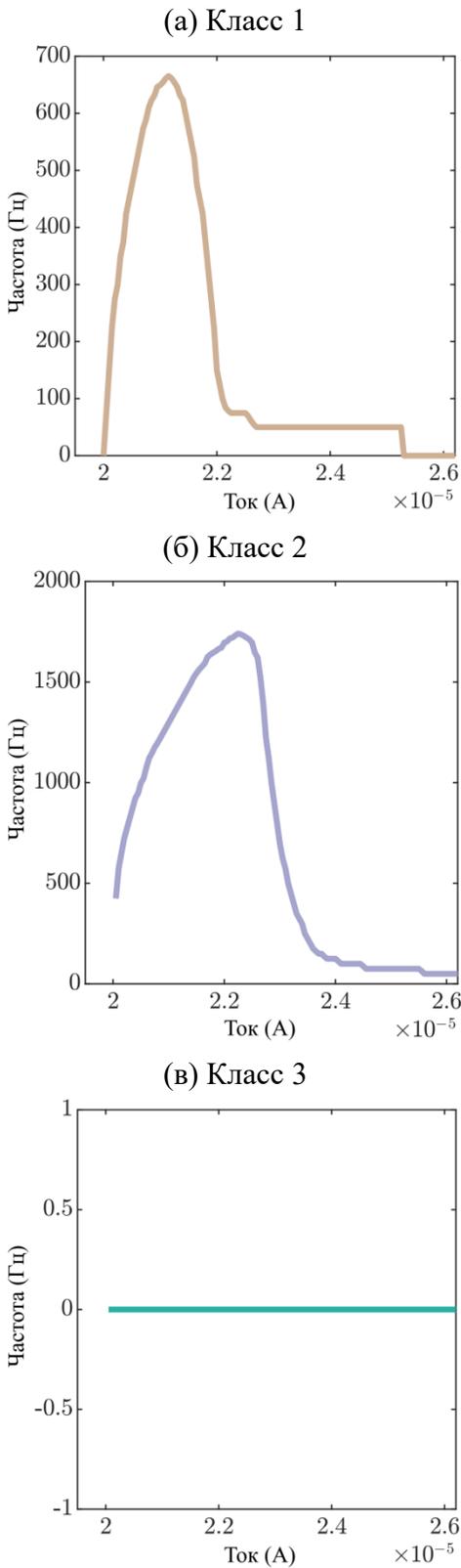
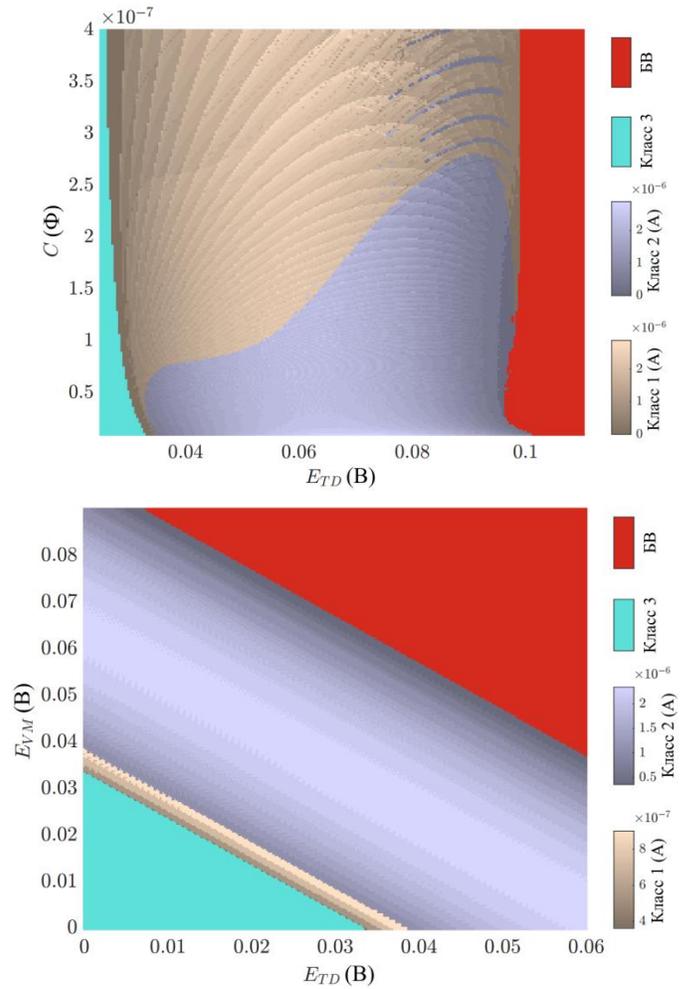


Рис. 5. Частотная модуляция генерации спайков с напряжением  $E_{TD}$  в ответ на прямоугольный ток [18]. а) Детерминированная модель нейрона б) Стохастическая модель нейрона



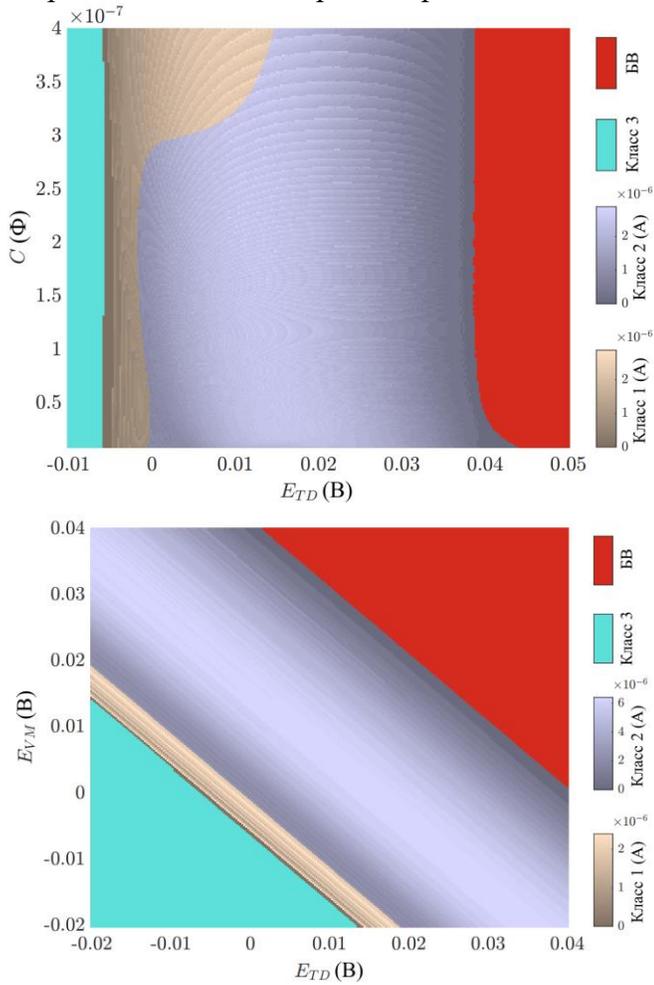
**Рис. 6.** Классы нейронной возбудимости по Ходжкину [18]: а)  $E_{TD} = 0,04$  В; б)  $E_{TD} = 0,07$  В; в)  $E_{TD} = 0,01$  В

Рассмотрим области, принадлежащие к различным классам возбудимости на плоскостях параметров детерминированной модели нейрона. На рисунках 7 и 8 показаны параметрические диаграммы высокого разрешения для моделей нейронов с туннельными диодами ГИ401А и ГИ403А, соответственно.



**Рис. 7.** Параметрические диаграммы, демонстрирующие рабочие области детерминированной модели нейрона с туннельным диодом ГИ401А [18]

Параметры, выбранные для исследования: модулирующее напряжение  $E_{TD}$  против емкости  $C$  и модулирующее напряжение  $E_{TD}$  против настроенного напряжения  $E_{VM}$ . Первая параметрическая диаграмма предназначена для демонстрации нелинейностей в широком диапазоне значений емкости  $C$ . Вторая диаграмма, напротив, стремится продемонстрировать

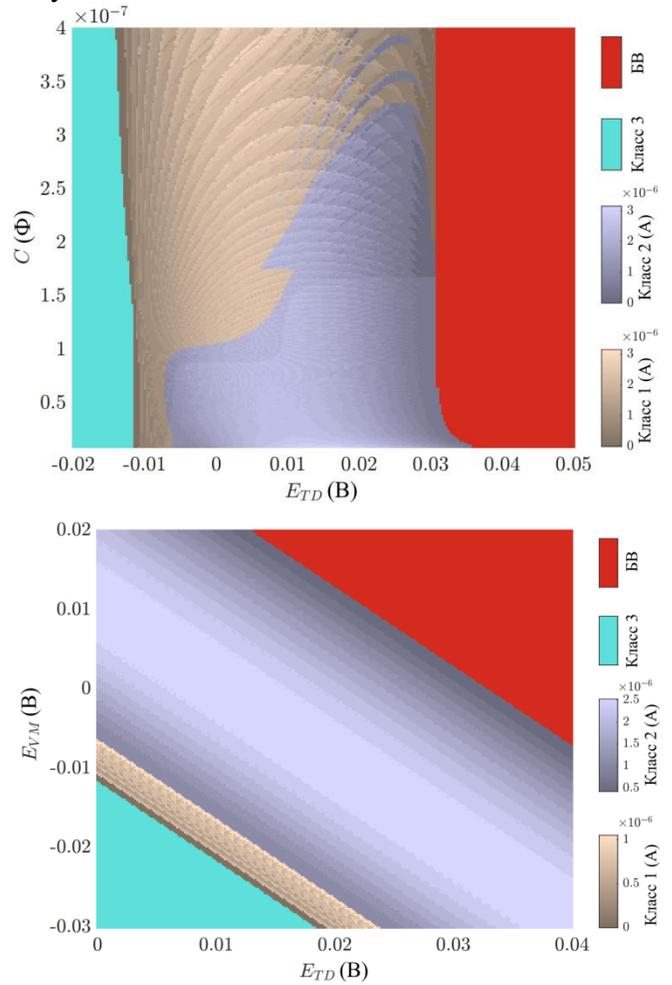


**Рис. 8.** Параметрические диаграммы, демонстрирующие рабочие области детерминированной модели нейрона с туннельным диодом GI403A [18]

линейную зависимость между двумя напряжениями  $E_{TD}$  и  $E_{VM}$ . На данных диаграммах цвета указывают классы возбудимости и режим блокировки возбудимости (БВ); для классов 1 и 2 оттенки указывают ширину рабочего диапазона входного тока (длина интервала тока от начальной до пиковой частоты генерации спайков на соответствующей кривой в области частоты-тока).

Для сравнения, на рисунках 9 и 10 показаны диаграммы для моделей нейрона с туннельными диодами BD4 и BD5. Таким образом, можно определить различия в динамических режимах для схожих диодов с немного отличающимися пиковыми токами.

Как видно из рисунков 9 и 10, увеличение емкости приводит к потере класса возбудимости 2.

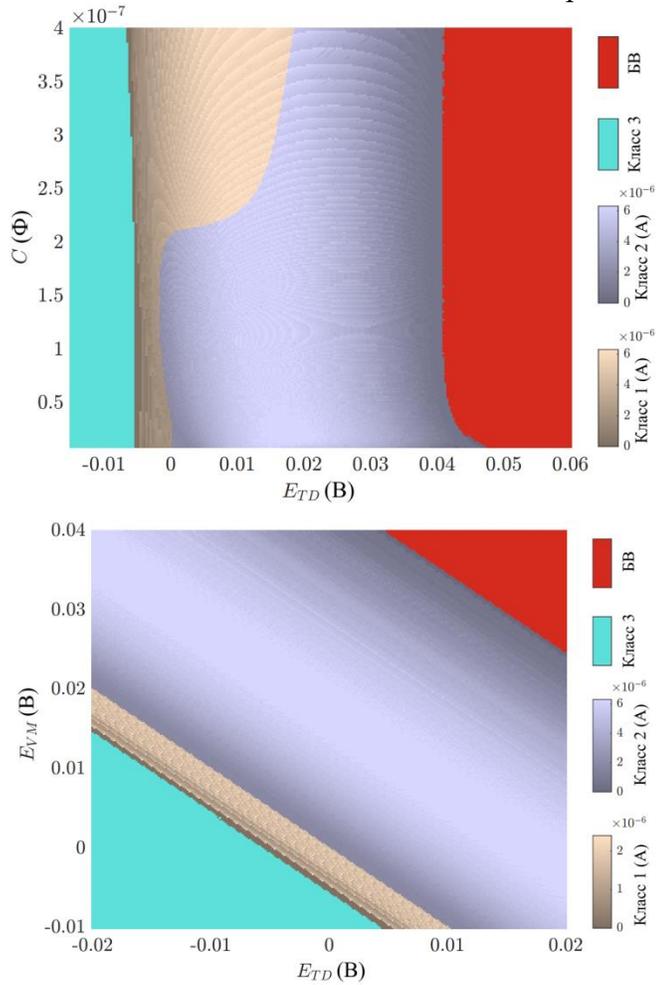


**Рис. 9.** Параметрические диаграммы, демонстрирующие рабочие области детерминированной модели нейрона с туннельным диодом BD4 [18]

Более высокие пиковые токи диодов расширяют области возбудимости класса 2. Смещенное положение пикового тока диода GI401A в сторону большего напряжения (см. рисунок 4 (а)) соответственно влияет на рабочий диапазон напряжения  $E_{TD}$ . В целом, полученные диаграммы можно использовать как руководство по режимам работы при разработке нейроморфной системы на основе предлагаемой модели нейрона.

Необходимо также подчеркнуть способность модели детерминированного нейрона проявлять хаос. Для демонстрации этого поведения можно добавить синусоидальную составляющую к входному стимульному току:

$$I_{in} = I_0 + a_{ext} \sin(2\pi f_{ext} t) \quad (6)$$



где  $I_0$  – постоянная составляющая тока, которая выбирается близкой к значению пикового тока туннельного диода,  $a_{ext}$  – амплитуда,  $f_{ext}$  – частота синусоидальной составляющей тока.

Влияние внешних стимулов на спайковые режимы детерминированной модели нейрона изучены с помощью параметрических диаграмм. В численном моделировании текущие параметры сигнала  $f_{ext}$  и  $a_{ext}$  в (6) изменяются, как показано на рисунке 11. Межпиковые интервалы (МПИ) выбраны в качестве показательной характеристики для однопараметрических бифуркационных диаграмм. В двухпараметрических диаграммах периодичность динамических режимов и старший показатель Ляпунова (СПЛ) имеют цветовую кодировку. Диаграммы построены с использованием параметров  $I_0 = 2,1 \cdot 10^{-5}$  А. На верхней бифуркационной диаграмме рисунка 11  $a_{ext} = 0,5 \cdot 10^{-6}$  А, на нижней бифуркационной диаграмме  $f_{ext} = 1000$  Гц. Двумерные диаграммы, представленные на рисунке 11, демонстрируют области регулярного и хаотического поведения. Возникновение хаотической динамики наблюдается в широком диапазоне амплитуды синусоидальной составляющей тока  $a_{ext}$ , когда частота  $f_{ext}$  превышает 700 Гц.

**Рис. 10.** Параметрические диаграммы, демонстрирующие рабочие области детерминированной модели нейрона с туннельным диодом BD5 [18]

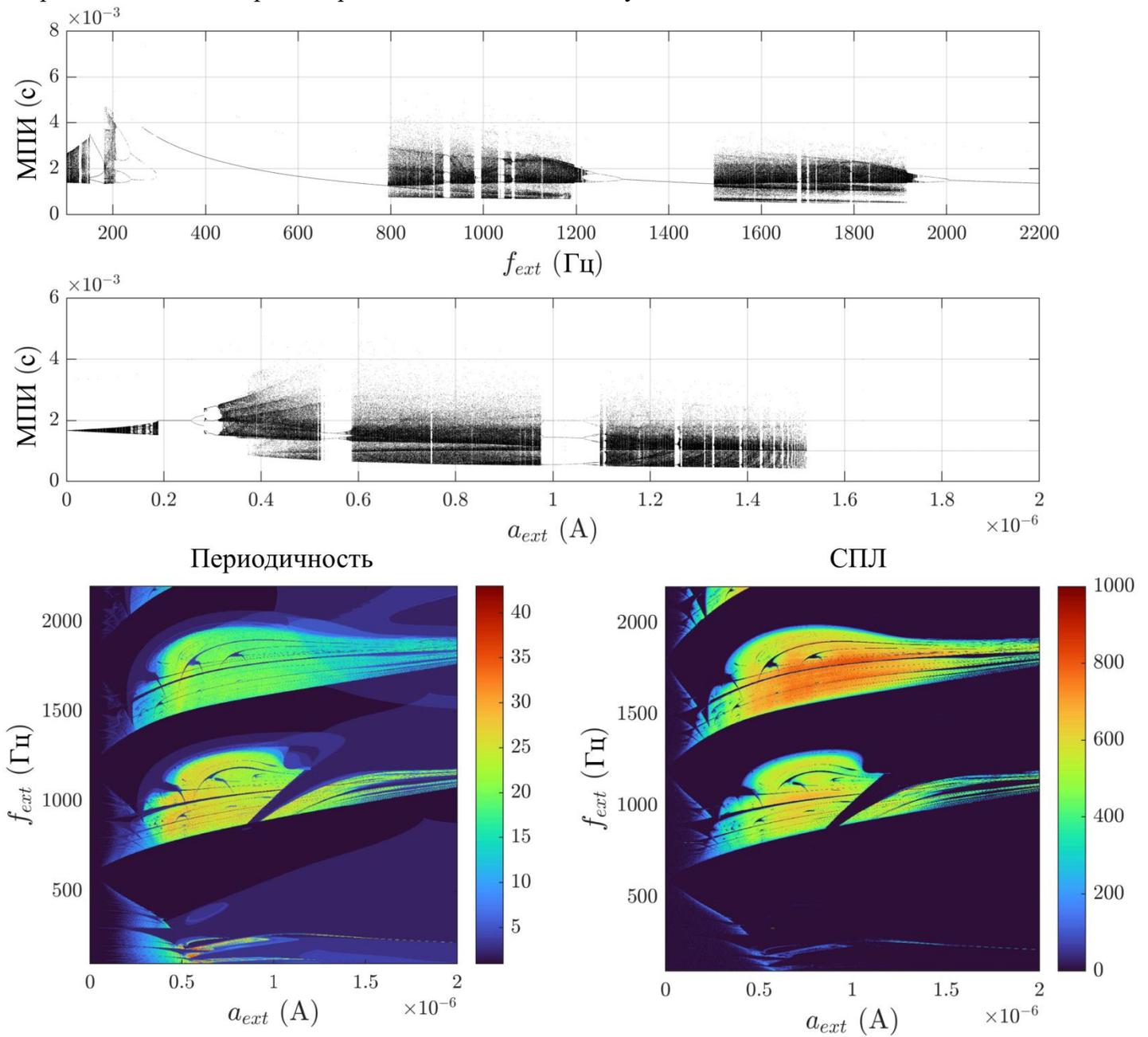
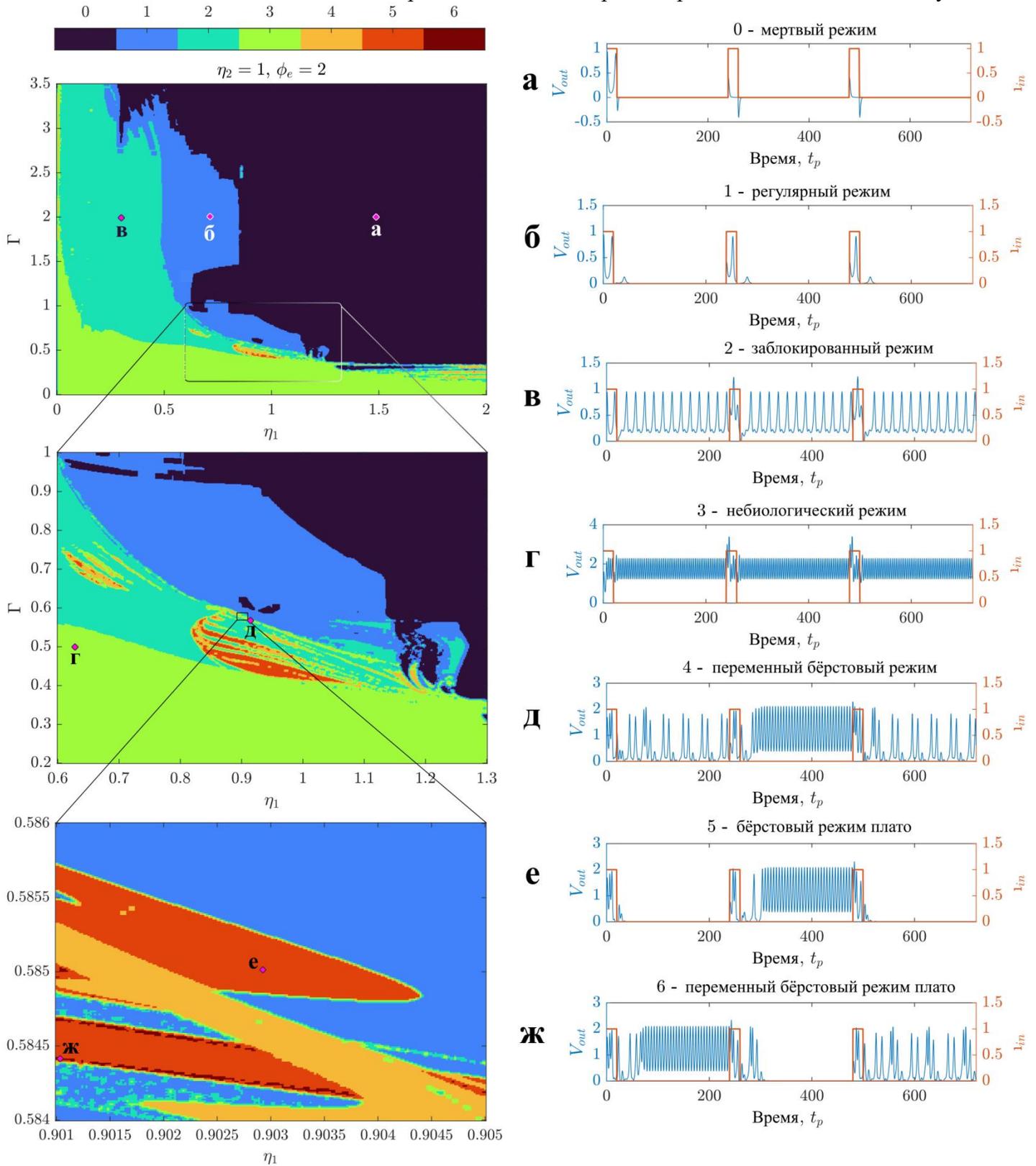


Рис. 11. Динамические режимы детерминированной модели нейрона с волатильным мемристором [18]

К ограничениям представленной модели нейрона можно отнести необходимость подачи тока величиной, близкой к пиковому току на ВАХ туннельного диода, для активации спайковой активности нейрона и избежания режима блокировки возбуждения, а также абстрагирование от некоторых физических свойств порогового селектора AND-TS в модели волатильного мемристора.

### Анализ модели СКВИД-нейрона

Для исследования зависимости между режимами работы предлагаемого СКВИД-нейрона и параметрами системы (2) были построены двумерные диаграммы динамических режимов, показанные на рисунке 12. Из данных диаграмм видно, что в параметрической плоскости динамика нейрона показывает свою фрактальную структуру, присущую нелинейным системам.



**Рис. 12.** Динамические режимы модели СКВИД-нейрона [20]. Фиолетовые ромбы на плоскости параметров представляют пары значений параметров  $\Gamma$  и  $\eta_1$  для соответствующих режимов, при этом  $\eta_2 = 1$  и  $\phi_e = 2$ .

Для характеристики наблюдаемой динамики введем следующую классификацию режимов:

0. Мертвый режим, или слабый динамический отклик. В этом режиме пики с низкой амплитудой следуют за входным сигналом, при увеличении  $\phi_e$  они становятся шире и меняют свою фазу.
1. Регулярный режим, где стандартный входной стимул генерирует ответный спайк или серию неравномерных спайков. Колебания в нейроне затухают и не появляются до следующего стимула.
2. Заблокированный режим. В этом режиме колебания в нейроне возникают либо под действием входного стимула, либо автономно и представляют собой непрерывные цепочки спайков, следующих друг за другом с равными межспайковыми интервалами, которые уменьшаются с ростом внешнего магнитного потока  $\phi_e$ . При некоторых сочетаниях параметров одиночные спайки сменяются короткими бёрстами (дуплетами и триплетами спайков), регулярность колебаний исчезает, и система переходит в хаос. Тем не менее, общая частота генерации спайков примерно сохраняется.
3. Небиологический режим. Любой тип поведения, не имеющий соответствия или аналога в биологических нейронах. Один тип небиологического поведения характеризуется очень быстрыми всплесками с низкой амплитудой около положительно смещенного значения  $V_{out} \gg 0$ . Другой наблюдаемый тип небиологического поведения – хаотические колебания, напоминающие синусоидальные биения, которые возникают при низких значениях  $\Gamma$  или  $\eta_i$ .
4. Переменный бёрстовый режим. В этом режиме вместо одиночных спайков или групп спайков нейрон начинает генерировать непрерывную последовательность очень коротких спайков под действием входного стимула. Следующий стимул возвращает нейрон от бёрста к спайкам.
5. Бёрстовый режим плато. Благодаря возникновению потенциала плато внутри нейрона, под действием входного стимула

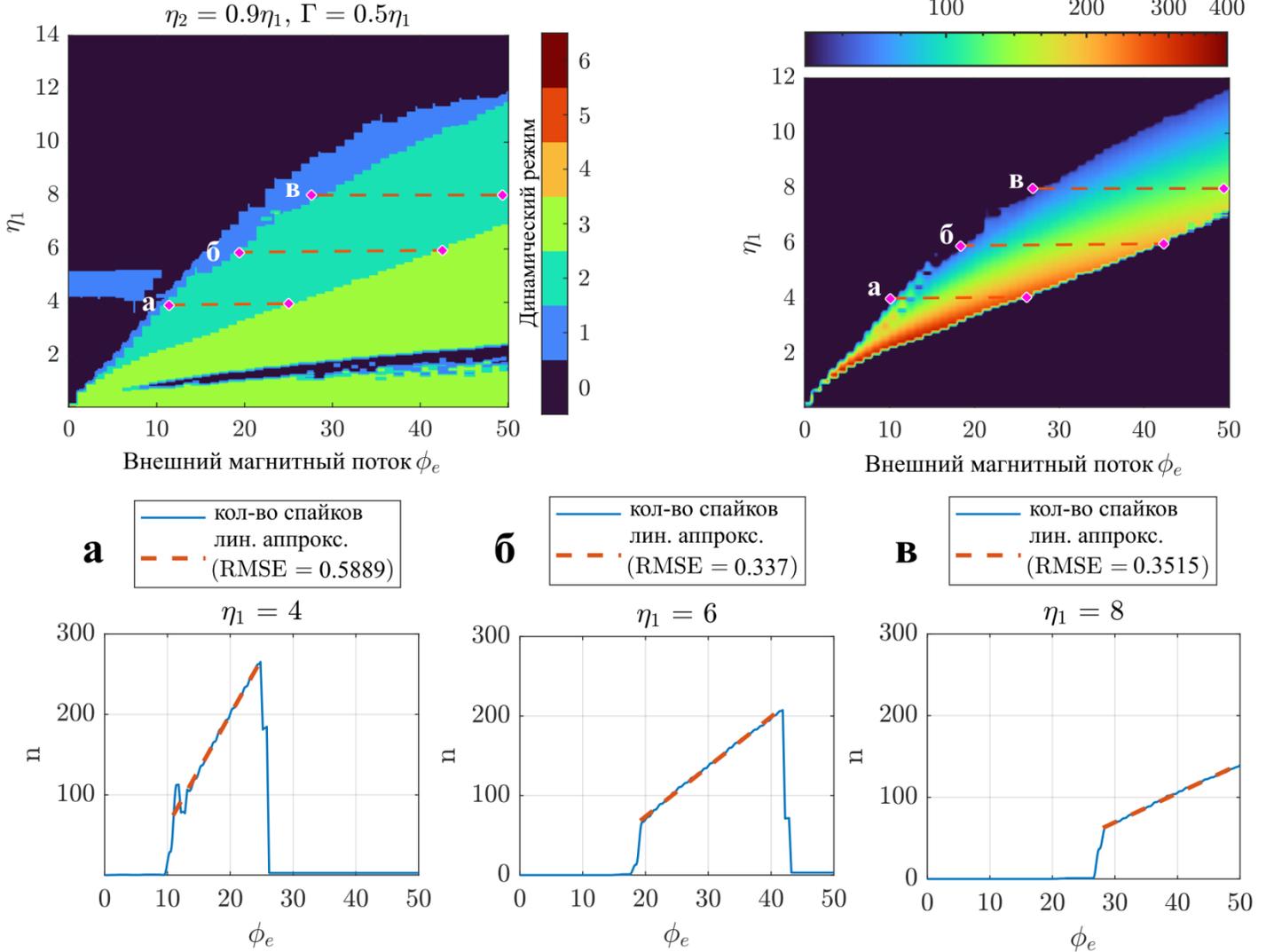
нейрон возбуждается и поддерживает активность. Следующий входной импульс выключает нейрон.

6. Переменный бёрстовый режим плато – комбинация двух вышеупомянутых режимов. Под действием входного стимула нейрон может прекратить генерацию спайков или, наоборот, поддерживать генерацию бёрстов. Этот режим довольно сложно обнаружить, тем не менее, он наблюдается в разных областях значений параметров.

Следует отметить, что упомянутое разнообразие динамических режимов работы СКВИД-нейрона наблюдается при наличии внешнего магнитного потока. При отсутствии внешнего магнитного потока динамика нейрона невыразительна. В частности, без потока невозможно наблюдать бёрстовые режимы, и даже заблокированный режим возбуждения не обнаруживается и выглядит похожим на небиологические режимы.

Для визуализации динамики спайковых режимов мы построили график распределения спайков в зависимости от входного параметра – внешнего магнитного потока  $\phi_e$ . Динамика для различных значений параметра  $\eta$  представлена на рисунке 13. Отметим, что при изменении  $\eta_1$  по оси  $Y$  изменяются также параметры  $\eta_2$  и  $\Gamma$  исследуемого нейрона. Это позволяет лучше адаптировать его к заданному диапазону изменения магнитного потока. Если говорить о нескольких типах сложного поведения, представленных на рисунке 12, то они могут наблюдаться на тонкой грани между заблокированным и небиологическим режимами и требуют различных соотношений между тремя основными параметрами, чтобы быть более заметными в этом масштабе.

Вычислительные эксперименты показывают, что система проявляет активность в широком диапазоне значений магнитного потока  $\phi_e$  при изменении параметров от нескольких квантов до десятков и даже сотен. Таким образом, выбирая необходимые геометрические характеристики сенсорного нейрона на этапе изготовления, можно настроить его чувствительность в соответствии с поставленной задачей. При  $\eta_i < 1$  такой датчик способен регистрировать один квант потока.



**Рис. 13.** Оценка эффективности СКВИД-нейрона в качестве датчика магнитного потока [20]. а-в) Графики количества спайков и соответствующие линейные аппроксимации при различных значениях параметров системы.

Замечательным свойством обнаруженной зависимости между числом спайков в заблокированном режиме и магнитным потоком является ее высокая линейность (см. рисунок 13). Это позволяет проектировать датчики магнитного потока на основе предложенной модели СКВИД-нейрона с простой интерпретацией выходного сигнала.

Отметим, что выбор параметров модели СКВИД-нейрона для исследования, представленного в этом разделе, обоснован чувствительностью нейрона. В дополнение к геометрическим параметрам  $\eta_i$  и  $\Gamma$  для внешнего магнитного потока  $\phi_e$ , мы также могли бы охарактеризовать влияние параметров

индуктивности  $l$ ,  $l_\Sigma$  и  $\lambda$ , входного тока смещения  $i_b$  и входных стимулов  $A$  и  $\tau_i$ . Однако мы не обнаружили никаких существенных нелинейных эффектов, вызванных этими параметрами, в динамике нейрона.

Представленная модель может быть интегрирована в нейроморфную систему с помощью сверхпроводящих синапсов, как показано например в обзорной работе [28].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлены два подхода к проектированию спайковых нейронов с внешней модуляцией активности. В рамках первого подхода получена модель нейрона, созданная на основе

волатильного мемристора и туннельного диода. Отличительной особенностью модели является выделение настраиваемого источника постоянного напряжения для учета изменчивости порогового селектора между устройствами и модулирующего источника постоянного напряжения для управления возбудимостью нейрона. С точки зрения преимуществ для практической реализации, стоит отметить, что амплитуды спайков такого искусственного нейрона сопоставимы с амплитудами биологических нейронов млекопитающих, которые находятся в диапазоне 50-120 мВ. Это делает предлагаемое устройство естественным образом биосовместимым и применимым для проектирования интерфейсов мозг-компьютер и нервная система-протез. Также устройство потребляет менее 1 мкВт и, состоя всего из трех основных компонентов, может быть реализовано в энергоэффективных системах на кристалле с высокой плотностью интеграции.

В рамках второго подхода мы рассмотрели новую модель нейрона, основанную на контактах Джозефсона, которая, как показано, чувствительна к внешнему магнитному потоку. Мы продемонстрировали, что входной импульсный ток и внешний магнитный поток обеспечивают функциональность устройства, напоминающую активность биологического нейрона. С точки зрения практической реализации, выходные сигналы предлагаемых СКВИД-нейронов могут управлять спайковой нейронной сетью, а значения магнитного поля, закодированные в спайковой динамике, могут быть естественным образом обработаны и распознаны такой сетью. Это позволяет реализовывать системы слияния данных для массивов датчиков сверхслабых магнитных полей в таких областях, как фундаментальная физика, геологоразведка, ЯМР-интроскопия и использование в составе неинвазивных интерфейсов мозг-компьютер. Отметим, что системы искусственного интеллекта на сверхпроводящих нейронах обладают высокой производительностью, учитывая возможность таких нейронов работать в области СВЧ.

Отметим, что с прикладной точки зрения, более перспективна на данный момент модель на КМОП-технологии, однако успехи в разработке высокотемпературных сверхпроводников делают

интересной исследование и моделей второго типа. В отдаленном будущем, нейроны на КМОП-технологии будут использоваться в малоразмерных и экономичных решениях, в то время как высокопроизводительные системы будут построены на сверхпроводниках, учитывая возможность их интеграции с квантовыми вычислителями.

Моделирование нейронных сетей, а также проверка физической реализуемости предлагаемых устройств являются целями дальнейших исследований. Модуляцию возбудимости нейронов планируется использовать для разработки механизма внимания: когда внимание направляется в рецептивное поле, должно происходить увеличение частоты генерации спайков. Благодаря интеграции такого механизма внимания нейроморфная система может получить возможность выборочно концентрироваться на важной информации из входных данных. Это нововведение может значительно сократить вычислительные ресурсы, необходимые для машинного обучения.

## Ссылки

- [1] W. Yi, K.K. Tsang, S.K. Lam, X. Bai, J.A. Crowell, E.A. Flores. Biological plausibility and stochasticity in scalable VO<sub>2</sub> active memristor neurons. *Nat. Commun.* 2018, 9, 4661.
- [2] S.H. Jo, T. Chang, I. Ebong, B.B. Bhadviya, P. Mazumder, W. Lu. Nanoscale memristor device as synapse in neuromorphic systems. *Nano Lett.* 2010, 10, 1297–1301.
- [3] D.B. Strukov, G.S. Snider, D.R. Stewart, R.S. Williams. The missing memristor found. *Nature* 2008, 453, 80–83.
- [4] Q. Xia, W. Robinett, M.W. Cumbie, N. Banerjee, T.J. Cardinali, J.J. Yang, W. Wu, X. Li, W.M. Tong, D.B. Strukov, et al. Memristor-CMOS hybrid integrated circuits for reconfigurable logic. *Nano Lett.* 2009, 9, 3640–3645.
- [5] A. El Mesoudy, G. Lamri, R. Dawant, J. Arias-Zapata, P. Gliech, Y. Beilliard, S. Ecoffey, A. Ruediger, F. Alibart, D. Drouin Fully CMOS-compatible passive TiO<sub>2</sub>-based memristor

- crossbars for in-memory computing. *Microelectron. Eng.* 2022, 255, 111706.
- [6] A. James, L.O. Chua. Variability-aware memristive crossbars — a tutorial. *IEEE Trans. Circuits Syst. II Express Briefs* 2022, 69, 2570–2574.
- [7] J.B. Roldan, E. Miranda, D. Maldonado, A.N. Mikhaylov, N.V. Agudov, A.A. Dubkov, M.N. Koryazhkina, M.B. Gonzalez, M.A. Villena, S. Poblador, et al. Variability in resistive memories. *Advanced Intelligent Systems.* 2023, 5 (6), 2200338.
- [8] Q. Hua, H. Wu, B. Gao, M. Zhao, Y. Li, X. Li, X. Hou, M.-F. Chang, P. Zhou, H. Qian. A threshold switching selector based on highly ordered Ag nanodots for x-point memory applications. *Advanced Science.* 2019, 6 (10), 1900024.
- [9] Y. Li, J. Tang, B. Gao, W. Sun, Q. Hua, W. Zhang, X. Li, W. Zhang, H. Qian, H. Wu. High-uniformity threshold switching HfO<sub>2</sub>-based selectors with patterned Ag nanodots. *Advanced Science.* 2020, 7 (22), 2002251.
- [10] Y. Li, J. Tang, B. Gao, X. Li, Y. Xi, W. Zhang, H. Qian, H. Wu. Oscillation neuron based on a low-variability threshold switching device for high-performance neuromorphic computing. *Journal of Semiconductors.* 2021, 42 (6), 064101.
- [11] P. Penfield, Jr. Frequency power formulas for Josephson junctions. In *Microwave and Millimeter Wave Techniques*, MIT Technical Report QPR-113; Massachusetts Institute of Technology: Cambridge, MA, USA, 1974.
- [12] S. Peotta, M. Di Ventra. Superconducting memristors. *Phys. Rev. Appl.* 2014, 2, 034011.
- [13] K. Segall, M. LeGro, S. Kaplan, O. Svitelskiy, S. Khadka, P. Crotty, D. Schult. Synchronization dynamics on the picosecond time scale in coupled Josephson junction neurons. *Phys. Rev. E.* 2017, 95, 032220.
- [14] S. Menzel, J.H. Hur. Modeling the VCM-and ECM-type switching kinetics. In *Resistive Switching: From Fundamentals of Nanoionic Redox Processes to Memristive Device Applications*; Wiley: Hoboken, NJ, USA, 2016; pp. 395–436.
- [15] D. Chatterjee, A. Kottantharayil. A CMOS compatible bulk FinFET-based ultra low energy leaky integrate and fire neuron for spiking neural networks. *IEEE Electron Device Lett.* 2019, 40, 1301–1304.
- [16] P. Crotty, D. Schult, K. Segall. Josephson junction simulation of neurons. *Phys. Rev. E.* 2010, 82, 011914.
- [17] M. Yao, G. Zhao, H. Zhang, Y. Hu, L. Deng, et al. Attention spiking neural networks. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence.* 2023, 45 (8), 9393-9410.
- [18] V. Ostrovskii, T. Karimov, V. Rybin, Yu. Bobrova, V. Arlyapov, D. Butusov. Bio-inspired neuron based on threshold selector and tunnel diode capable of excitability modulation. *Neurocomputing.* 2025, 129454.
- [19] A.E. Schegolev, N.V. Klenov, G.I. Gubochkin, M.Y. Kupriyanov, I.I. Soloviev. Bio-inspired design of superconducting spiking neuron and synapse. *Nanomaterials.* 2023, 13, 2101.
- [20] T. Karimov, V. Ostrovskii, V. Rybin, O. Druzhina, G. Kolev, D. Butusov. Magnetic flux sensor based on spiking neurons with Josephson junctions. *Sensors.* 2024, 24 (7), 2367.
- [21] V. Ostrovskii, P. Fedoseev, Yu. Bobrova, D. Butusov. Structural and parametric identification of Known memristors. *Nanomaterials.* 2021, 12 (1), 63.
- [22] R. Picos, S. G. Stavrinides, M. M. Al Chawa, C. de Benito, S. Duenas, H. Castan, E. Hatzikraniotis, L. O. Chua. Empirical characterization of ReRAM devices using memory maps and a dynamic route map. *Electronics.* 2022, 11 (11), 1672.
- [23] А.В. Баюков, А.Б. Гитцевич, А.А. Зайцев, (1983). Полупроводниковые приборы: Диоды, тиристоры, оптоэлектронные приборы. Справочник.
- [24] W. Abd El-Basit, Z. Awad, S. Kamh, F. Soliman. Temperature dependence of backward tunnel diode oscillator circuit. *Microelectronics Journal.* 2020, 99, 104756.
- [25] M. Altarawneh, C. Mielke, J. Brooks. Proximity detector circuits: An alternative to tunnel diode oscillators for contactless measurements in pulsed magnetic field

- environments. Review of Scientific Instruments. 2009, 80 (6).
- [26] V. Rybin, D. Butusov, K. Shirnin, V. Ostrovskii. Revealing hidden features of chaotic systems using high-performance bifurcation analysis tools based on CUDA technology. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2024, 34 (11), 2450134.
- [27] A.L. Hodgkin. The local electric changes associated with repetitive action in a non-medullated axon. The Journal of physiology. 1948, 107 (2), 165.
- [28] Schegolev, A. E., Bastrakova, M. V., Sergeev, M. A., Maksimovskaya, A. A., Klenov, N. V., Soloviev, I. I. Contemporary implementations of spiking bio-inspired neural networks. Mesoscience and Nanotechnology, V. 1 (1), 01-01005 (2024)