

Три реализации одного нейрона: вариация режимов поведения радиофизического генератора нейроподобной активности в натурном эксперименте

Л. В. Такашвили^{1,2}✉, А. А. Грищенко², М. В. Сысоева², В. И. Пономаренко^{1,3},
И. В. Сысоев^{2,1}

¹Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени
Н. Г. Чернышевского, Россия

²Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Россия

³Саратовский филиал Института радиотехники и электроники им. В. А. Котельникова РАН, Россия
E-mail: ✉nar7187@yandex.ru, vili_von@mail.ru, bobrichkek@mail.ru, pomomarenkovi@gmail.com,
ivssci@gmail.com

Поступила в редакцию 04.02.2026, принята к публикации 06.03.2026,
опубликована онлайн 10.03.2026

Аннотация. Цель настоящего исследования — сопоставить режимы поведения в ансамбле радиофизических генераторов нейроподобной активности с режимами в симуляторе электронных схем и математической модели и определить, являются ли отклонения в амплитуде колебаний, их форме, значениях управляющего параметра, при которых происходит возбуждение, от соответствующих модельных значений результатом несовершенства моделей или объясняются особенностями использованной элементной базы. *Модели и методы.* Рассматриваются математические модели, имитационные модели, а также три натурные реализации перестраиваемого генератора. Определяется зависимость порога возбуждения и амплитуды колебаний от управляющего параметра при разных нелинейностях, обусловленных числом диодов в контуре обратной связи. Для сопоставления формы колебаний использована функция взаимной информации. *Результаты.* Показано, что существующие различия могут быть полностью объяснены стандартными вариациями параметров полупроводниковых компонентов и других элементов схемы, использованных при построении электронных нейронов. При этом имитационная модель может быть рассмотрена как один из генераторов, параметры которого удалось точно контролировать, а его компоненты имели нулевые допуски. *Заключение.* Современные имитационные модели способны давать достаточно хорошее описание натурального эксперимента, нельзя отличить временные ряды симулятора от экспериментальных; при этом сами экспериментальные реализации могут различаться за счёт случайных вариаций свойств компонентов.

Ключевые слова: нейрон, перестраиваемый генератор импульсов, имитационное моделирование, временные ряды, диод, осциллятор ван дер Поля

Благодарности. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-12-00176, <https://rscf.ru/project/25-12-00176/>

Для цитирования: Такашвили Л. В., Грищенко А. А., Сысоева М. В., Пономаренко В. И., Сысоев И. В. Три реализации одного нейрона: вариация режимов поведения радиофизического генератора нейроподобной активности в натурном эксперименте // Известия вузов. ПНД. 2026. DOI: 10.18500/0869-6632-003215. EDN: VTEVRO

Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Three realizations of one neuron: variation of behavior regimes for a electronic generator of neuron-like activity in a hardware experiment

L. V. Takaishvili^{1,2}✉, A. I. Grishchenko², M. V. Sysoeva², V. I. Ponomarenko^{1,3}, I. V. Sysoev^{2,1}

¹Saratov State University, Russia

²Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Russia

³Saratov Branch of Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics of RAS, Russia

E-mail: ✉nar7187@yandex.ru, vili_von@mail.ru, bobrichek@mail.ru, ponomarenkovi@gmail.com, ivssci@gmail.com

Received 04.02.2026, accepted 06.03.2026, available online 10.03.2026

Abstract. The purpose of this work is to compare dynamical modes in the ensemble of hardware electronic generators of neuron-like activity with dynamical modes in SPICE simulator and mathematical model in order to detect whether the difference in oscillation amplitude, form and bifurcation value of control parameter between the hardware generators and simulation is a result of model imperfection, or this difference can be explained by features of the used electronic elements. *Models and methods.* Mathematical models, SPICE simulations and three hardware copies of the tunable generator are considered. The dependence of the excitation threshold and the oscillation amplitude on the control parameter is determined for different nonlinearities due to the number of diodes in the feedback loop. The mutual information function is used to compare the waveform. *Results.* It is shown that the existing differences can be fully explained by standard variations in the parameters of semiconductor components and other circuit elements used for the construction of electronic neurons. In this case, the simulation model can be considered as one of the generators, the parameters of which could be precisely controlled, and its components had zero tolerances. *Conclusion.* Modern simulation models are able to give a fairly good description of a full-scale experiment, it is impossible to distinguish the time series of the simulator from the experimental ones; at the same time, the experimental implementations themselves may differ due to random variations in the properties of the components.

Keywords: neuron, tunable pulse generator, SPICE simulation, time series, diode, van der Pol oscillator

Acknowledgements. This study was supported by Russian Science Foundation, grant No. 25-12-00176, <https://rscf.ru/en/project/25-12-00176/>

For citation: Takaishvili LV, Ponomarenko VI, Sysoev IV. Three realizations of one neuron: variation of behavior regimes for a electronic generator of neuron-like activity in a hardware experiment. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2026. DOI: 10.18500/0869-6632-003215

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Введение

Создание искусственных нейронов потенциально может иметь целый ряд важных приложений. Это создание новых типов искусственных нейронных сетей для конструирования человекоподобного искусственного интеллекта [1], нейропротезирование и нейрореабилитация [2], верификация моделей нервной системы живых организмов и др. Помимо прикладных задач, аппаратные модели нейронных сетей и систем необходимы также для проведения фундаментальных исследований, направленных на понимание работы мозга. С момента появления первой аппаратной реализации было разработано множество схем электронных нейронов. Некоторые из них представляли собой усовершенствования оригинальной схемы, предложенной Маховальд и Дугласом [3], например [4, 5]. В дальнейшем были реализованы схемы, основанные на различных математических моделях, таких как модель ФитцХью–Нагумо, модель Моррис–Лекара, а также упрощённые версии модели Ходжкина–Хаксли

Такашвили Л. В., Грищенко А. А., Сысоева М. В., Пономаренко В. И., Сысоев И. В.

Известия вузов. ПНД, 2026

с использованием электронных компонентов. Поскольку нелинейные функции в модели ФитцХью–Нагумо — самые простые, в большинстве случаев аппаратные реализации так или иначе аппроксимируют её непосредственно [6–8] или берут из неё основные принципы организации [9, 10] ввиду простоты её реализации.

Аппаратные реализации, построенные методом схемотехнического моделирования уравнений, как в [7, 8], теоретически должны быть довольно стабильны с точки зрения параметров (этот вопрос в действительности слабо изучен), поскольку аппроксимация нелинейных функций в них опирается на прямые аналоги математических функций: сложение и умножение аппаратными методами, что при современной элементной базе должно относительно точно работать на невысоких частотах от сотен герц до десятков килогерц, на которых работают такие нейроны. Это не относится к моделям, построенным на основе аппроксимации нелинейных функций вольт-амперными характеристиками полупроводниковых элементов, например, диодов, как это сделано в работах [9, 10], поскольку при конструировании нейронов в таком случае подразумеваются очень приближенные теоретические характеристики. Хотя структурная устойчивость построенных моделей часто позволяет получить режимы, близкие к исходным, и даже работать с относительно большими ансамблями таких радиофизических нейронов [11], всё равно не ясно, насколько основные режимы колебаний зависят от конкретной реализации.

При разработке электронных генераторов нейроподобной активности часто используются симуляторы электронных схем [12], например Multisim, LtSPICE или ngSPICE. Качество таких симуляций может зависеть от многих факторов, в том числе от степени проработанности моделей отдельных компонентов в них. Конечно, при этом даже самые реалистичные модели аппроксимируют компоненты однозначно, в то время как в натурном эксперименте свойства диодов и транзисторов будут отличаться, даже если взять их из одной партии. Построение радиофизических нейронных сетей означает как масштабирование производства элементов этих сетей — отдельных электронных нейронов, так и в качестве обязательного этапа — построение моделей таких сетей в симуляторах для контроля результата, устранения ошибок монтажа и упрощения исследования динамики. В этой связи встаёт важный вопрос: являются ли различия, наблюдаемые между сигналами электронных нейронов в симуляторах и (при их наличии) математических моделях, результатом несовершенства таких моделей, либо это результат вариации конкретных экземпляров полупроводниковых элементов, используемых в натурном эксперименте. Фактически можно поставить вопрос, является ли модель в симуляторе с точки зрения генерируемых сигналов одним из экземпляров электронных нейронов (просто для этого экземпляра удалось точно проконтролировать все параметры), или она принципиально отличается от натуральных реализаций, поскольку при её построении были допущены существенные систематические неточности? Цель настоящего исследования — ответить на данный вопрос для перспективной модели, разработанной в [9].

1. Методы

1.1. Схемотехническое моделирование. Имитационное моделирование выполнялось в симуляторе схем с открытым исходным кодом ngSPICE [12]. Поскольку сам по себе ngSPICE — это движок, решатель систем уравнений и библиотека компонентов, но не среда разработки, в качестве визуального помощника использовалась активно развиваемая в настоящее время, в том числе отечественными разработчиками, среда QUQS-S [13]. За основу была взята схема нейрона ФитцХью–Нагумо, опубликованная в [10]. Затем эта схема

была редуцирована в [9], в результате чего удалось более, чем в два раза уменьшить число компонентов схемы, но при этом добавить элемент управления формой сигнала через различное количество диодов и увеличить скважность импульсов, сделав режимы генерации более нейроподобными. На рис. 1 показана разработанная в [9] схема нейрона.

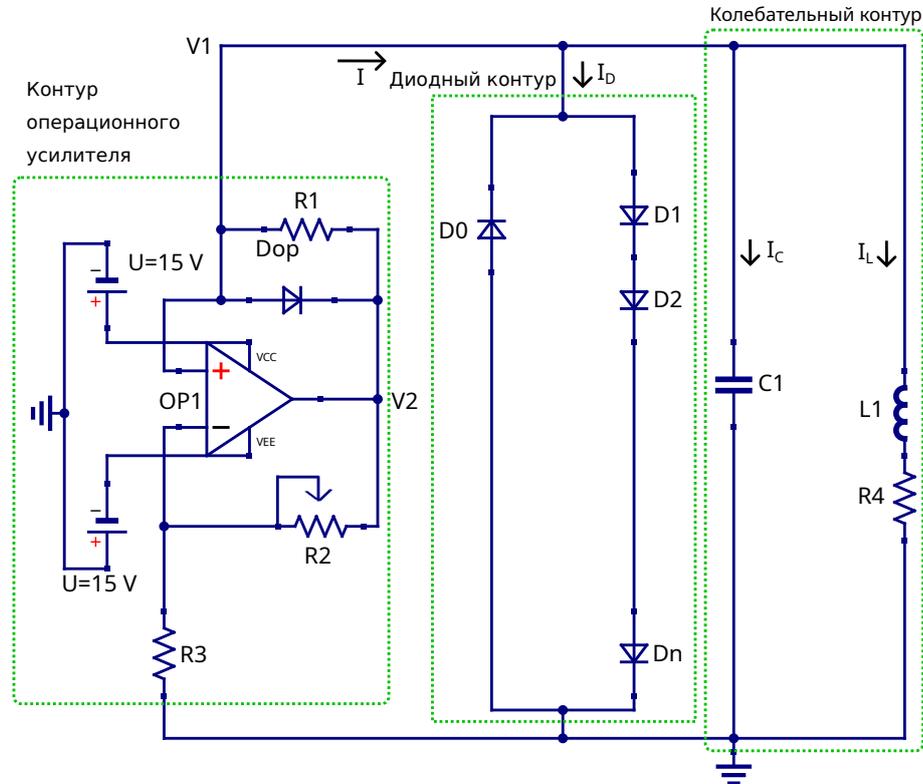


Рис. 1. Принципиальная схема простого перестраиваемого генератора нейроподобной активности. Контур операционного усилителя включает собственно усилитель $OP1$ типа LM358, резисторы $R_1 = 1 \text{ кОм}$ и $R_3 = 1 \text{ кОм}$, потенциометр R_2 и диод D_{op} типа 1N4148. Диодный контур состоит из $n + 1$ диодов типа 1N4148. Колебательный контур состоит из конденсатора $C_1 = 300 \text{ нФ}$, катушки индуктивности $L_1 = 1 \text{ мГн}$, резистора $R_4 = 2 \text{ Ом}$.

Fig. 1. Circuit diagram of the simple tunable generator of neuron-like activity. Operational amplifier subcircuit consist of operational amplifier $OP1$ of type LM358, resistors $R_1 = 1 \text{ k}\Omega$ and $R_3 = 1 \text{ k}\Omega$, potentiometer R_2 , diode D_{op} of type 1N4148. Diode subcircuit consists of $n + 1$ diodes of type 1N4148. Oscillatory subcircuit consists of capacitor $C_1 = 300 \text{ nF}$, inductor coil $L_1 = 1 \text{ mH}$, resistor $R_4 = 2 \text{ }\Omega$.

Далее были созданы три аппаратные реализации данной схемы. Модели и номиналы компонентов всех трёх реализаций были идентичны. Элементы: диоды, конденсаторы, катушки индуктивности — брались из одной и той же партии. На рис. 2 показаны аппаратные реализации трёх генераторов.

1.2. Математическая модель электронного нейрона. Математическая модель разработанного генератора фактически представляет собой обобщённый генератор ван дер Поля, который может быть записан следующим образом:

$$\frac{d^2V_1}{dt^2} + \frac{dV_1}{dt} \left(\frac{R_4}{L_1} + \frac{\rho + \rho_D}{C_1} + \frac{1}{C_1} V_1 \left(\frac{d\rho}{dV_1} + \frac{d\rho_D}{dV_1} \right) \right) + \frac{1}{L_1 C_1} V_1 (1 + (\rho + \rho_D) R_4) = 0, \quad (1)$$

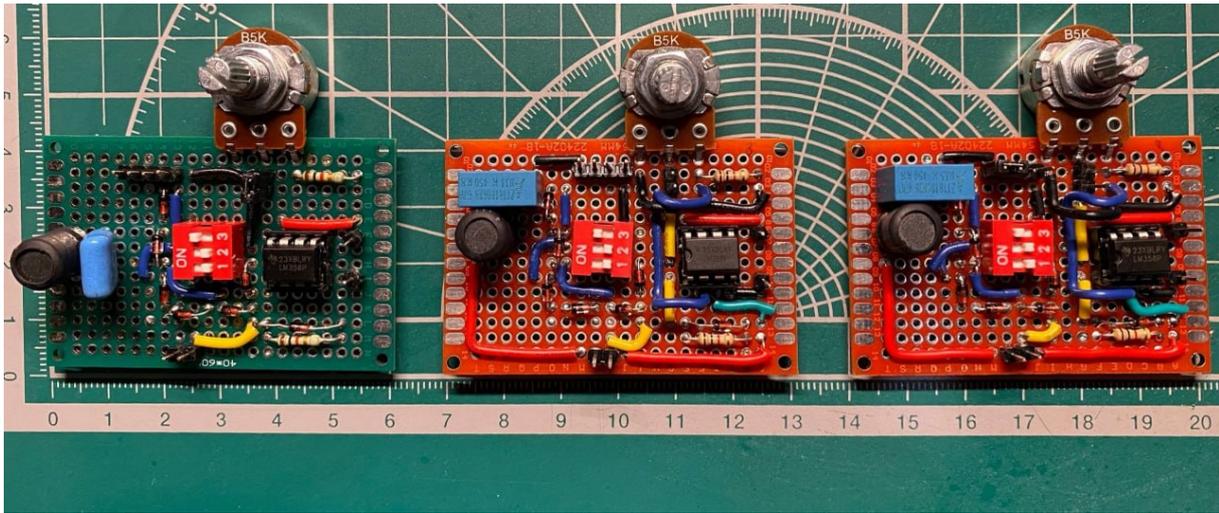


Рис. 2. Фотография трёх аппаратных реализаций простого перестраиваемого генератора нейроподобной активности.

Fig. 3. The photo of three different items — hardware realizations of the simple tunable generator of neuron-like activity.

где ρ — проводимость контура операционного усилителя, а ρ_D — проводимость диодного контура. При малых по амплитуде (в линейных режимах) напряжениях все диоды закрыты, поэтому проводимость $\rho_D \rightarrow 0$, а в контуре операционного усилителя ток идёт только через резистор R_1 , но не через диод D_{op} , поэтому проводимость контура можно выразить как $\rho = -\frac{R_2}{R_1 R_3}$ (подробнее вывод на основе уравнений Кирхгофа изложен в работе [9]), то есть это просто константа, отвечающая за усиление колебаний — внешний источник энергии, или отрицательное трение. В таком случае зависимость ρ от приложенного напряжения пропадает и, следовательно, $\frac{d\rho}{dV_1} = 0$. Таким образом, в линейных режимах, в том числе вблизи бифуркационного значения параметра R_2 , отвечающего за суперкритическую бифуркацию Андронова–Хопфа, уравнения модели могут приближённо быть сведены к уравнению линейного диссипативного осциллятора:

$$\frac{d^2 V_1}{dt^2} + \frac{dV_1}{dt} \left(\frac{R_4}{L_1} - \frac{R_2}{R_1 R_3 C_1} \right) + \frac{1}{L_1 C_1} V_1 \left(1 - \frac{R_2}{R_1 R_3} R_4 \right) = 0, \quad (2)$$

Очевидно, что условие возбуждения для такого осциллятора — равенство нулю коэффициента перед первой производной, то есть

$$\frac{R_4}{L_1} = \frac{R_2}{R_1 R_3 C_1} \quad (3)$$

Это соотношение соответствует потере устойчивости фокусом и рождению цикла. На него влияют, как видим, номиналы большинства резисторов, конденсатора и катушки, в том числе потенциометра R_2 и сопротивление катушки R_4 , причём из (3) прямо следует, что R_2 пропорционально R_4 , которое относительно мало (2 Ом).

1.3. Функция взаимной информации. Для оценки схожести формы сигналов использовалась функция взаимной информации. Функция взаимной информации MI — это универсальная мера сходства двух экспериментальных выборок X (состоит из значений $\{x_i\}_{i=1}^N$) и Y (состоит из значений $\{y_i\}_{i=1}^N$). Здесь важно, что каждому x_i сопоставлен свой

y_i , то есть это именно пары значений, которые могут быть обозначены точками на плоскости (X, Y) . Традиционно функция взаимной информации определяется через совместную $H_{X,Y}$ и индивидуальные H_X и H_Y энтропии следующим образом:

$$MI_{X,Y} = H_X + H_Y - H_{X,Y} \quad (4)$$

Часто её используют для анализа сигналов; в таком случае говорят о ненаправленной связанности или синхронности, в том числе потому, что мера остро реагирует на различие частот рассматриваемых сигналов, как и корреляционная функция, только выявляет как линейные, так и нелинейные взаимозависимости.

Непосредственный способ расчёта MI по формуле (4) требует оценить по экспериментальным данным все три энтропии: H_X , H_Y и $H_{X,Y}$, например, с помощью разбиения всей области измерения на бины и подсчёта попадания в каждый бин, но такой подход чреват большими ошибками и требует огромных объёмов данных. Поэтому на практике рассчитывают не саму функцию взаимной информации, а её оценку, например, так называемую энтропию Козаченко–Леоненко [14]. Именно такой подход, описанный в [15], и применяется в данной работе. Для ускорения расчётов используется сортировочный алгоритм, описанный в [16].

Для расчёта оценки по Козаченко–Леоненко на плоскости (X, Y) ищут соседей для каждой i -ой точки ($i = 1, \dots, N$), причём расстояние между i -ой и j -ой точками вводится не по Евклиду, а как максимум из модулей расстояний по координатам – по формуле (5):

$$d_{i,j} = \max(|x_i - x_j|, |y_i - y_j|). \quad (5)$$

Далее находят K -го по близости соседа, расстояние до которого обозначается $\epsilon/2$, после чего рассчитывается число соседей отдельно по $X - n_X$ и по $Y - n_Y$. В данной работе $K = 4$.

При таком способе введения расстояния асимптотически несмещённая, то есть при $N \rightarrow \infty$ имеющая математическое ожидание, равное истинному значению MI , оценка функции взаимной информации может быть рассчитана по следующей формуле:

$$MI_{xy} = \psi(N) + \psi(K) - \langle \psi(n_x(i) + 1) + \psi(n_y(i) + 1) \rangle_i, \quad (6)$$

где $\psi(n)$ – дигамма-функция.

2. Результаты

2.1. Визуальный анализ сигналов. Были записаны сигналы со всех трёх аппаратных реализаций для разного количества диодов ($n = 1, 3, 5$) и при разном сопротивлении резистора R_2 (меняли от 500 Ом до 1600 Ом с шагом 50 Ом). Аналогично были записаны временные реализации для математической модели и имитационной модели из симулятора ngspice.

Для начала рассмотрим графики зависимости амплитуды напряжения сигнала от сопротивления управляющего резистора R_2 рис. 3 для одного, трёх и пяти диодов, подключённых в прямом направлении в диодном контуре. Так как изначально предполагалось, что колебания должны получиться сильно нелинейные, то за «амплитуду» брали размах между минимальным и максимальным значениями сигнала. Основные различия между кривыми заключаются в сопротивлении, при котором возникают колебания. Причём момент возникновения колебаний для каждой конкретной реализации не зависит от количества диодов

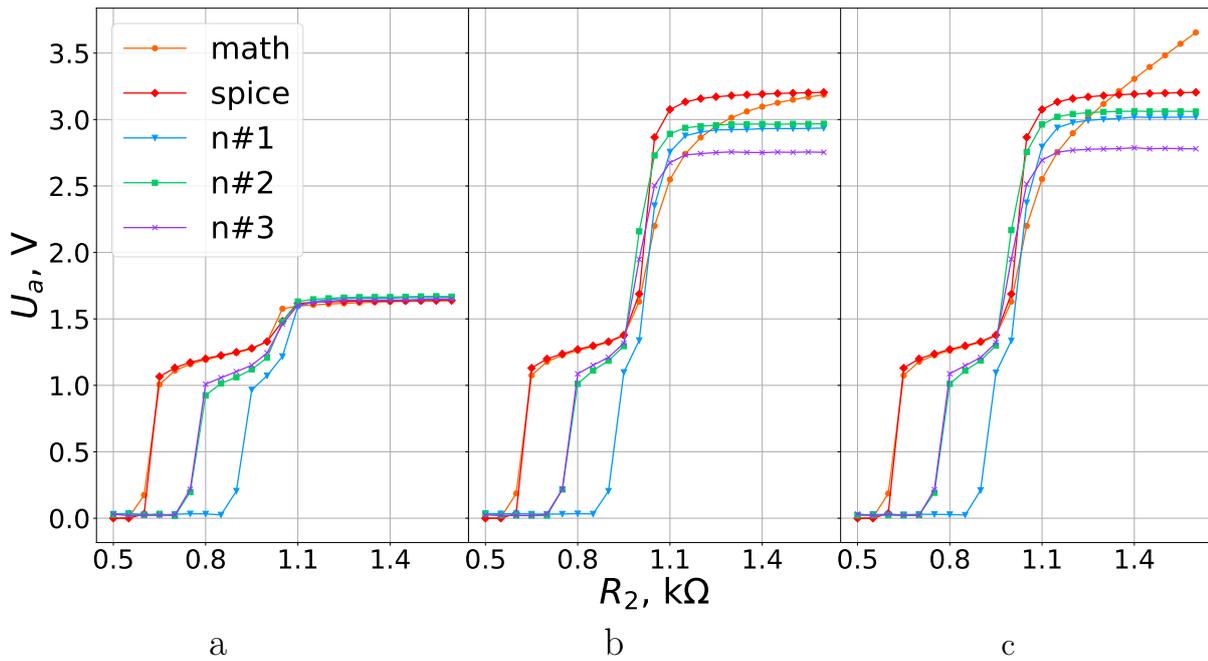


Рис. 3. График зависимости амплитуды сигнала от сопротивления управляющего резистора R_2 . а – $n = 1$; б – $n = 3$; с – $n = 5$. Оранжевой линией показаны зависимости для математической модели, красной линией – для имитационной модели в симуляторе ngSPICE, голубой линией – для нейрона №1, зелёной – для нейрона №2, фиолетовой – для нейрона №3.

Fig. 3. Dependence of voltage amplitude of resistance in controlling resistor R_2 . а – $n = 1$; б – $n = 3$; с – $n = 5$. Orange line corresponds to the mathematical model, red line – to the ngspice simulation, blue line – to the neuron #1, green line – to the neuron #2, purple line – neuron #3.

в диодном контуре. В математической и имитационной моделях колебания возникают при $R_2 \approx 600$ Ом. Три физические реализации показали отличающиеся результаты относительно друг друга и виртуальных моделей. У первого нейрона колебания возникают при $R_2 \approx 900$ Ом, в то время как у второго и третьего – при $R_2 \approx 750$ Ом. Данные отличия легко объясняются в рамках бифуркационного соотношения (3) тем, что реальное сопротивление катушки оказалось выше номинального во всех реализациях, причём небольшое отклонение – на десятые доли Ома – приводит к существенному – на сотни Ом – сдвигу по R_2 , поскольку при прочих равных параметрах R_4 в 500 раз меньше R_2 . Это очевидное слабое место схемы, которое можно устранить за счёт, например, увеличения номинала R_4 и одновременного уменьшения номинала R_3 либо R_1 во столько же раз. При этом данный недостаток не сказывается значимо на нелинейных режимах – целевых для рассматриваемого генератора, то есть не имеет существенного значения.

Далее на всех графиках видно резкое возрастание амплитуды колебаний до $U_a \approx 1$ В. Потом амплитуда колебаний медленно (для математической и имитационной моделей), чуть побыстрее (для нейронов №2 и №3) или практически мгновенно (для нейрона №1) возрастает до значения, примерно одинакового для разных реализаций, но различного для разного количества диодов в диодном контуре. При количестве диодов $n = 1$ амплитуда у всех возрастает до $U_a \approx 1.6$ В, а при $n = 3$ и $n = 5$ амплитуда возрастает до $U_a \approx 2.9 \pm 0.2$ В.

Далее разберёмся с формой колебаний, для этого обратим внимание на сами сигналы при нескольких характерных значениях R_2 : 750 Ом (момент первого резкого возрастания амплитуды для нейронов №2 и №3) и 1300 Ом (момент выхода на второе «плато» амплитуды колебаний всех трёх аппаратных нейронов). Временные реализации при малых R_2 (пример-

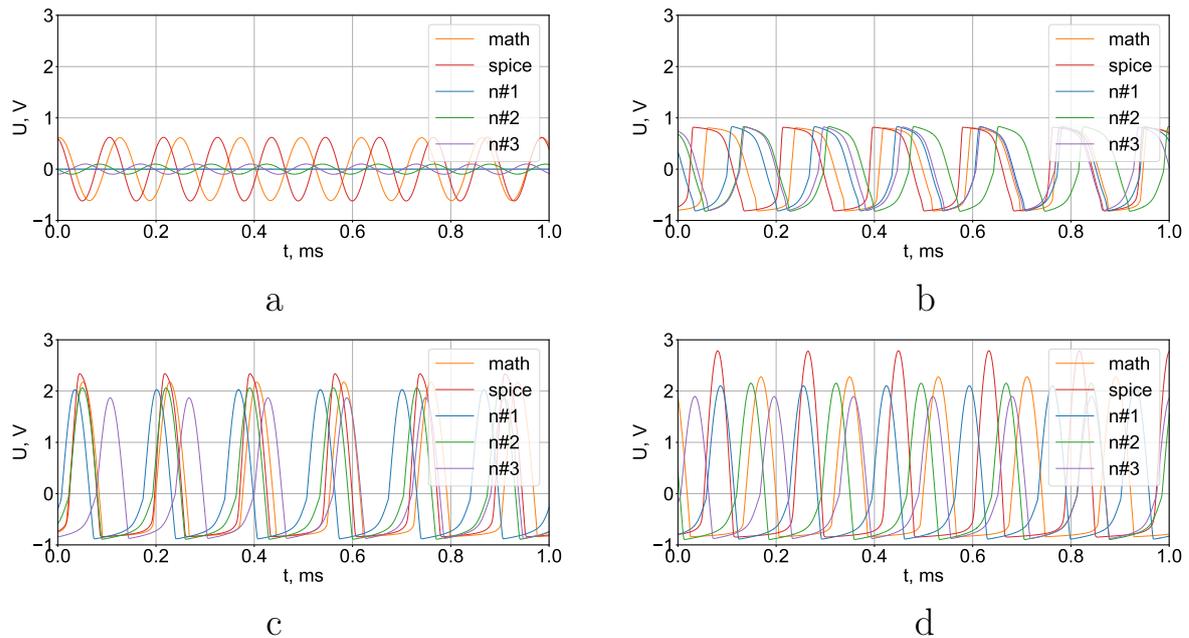


Рис. 4. График временных рядов выходного напряжения V_1 при: а — $R_2 = 750$ Ом ($n = 1, 3, 5$); б — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 1$); в — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 3$); д — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 5$). Оранжевой линией показаны ряды математической модели, красной линией — ряды имитационной модели в симуляторе ngSPICE, голубой линией — ряды нейрона №1, зелёной — ряды нейрона №2, фиолетовой — ряды нейрона №3.

Fig. 4. Time series of the circuit output voltage V_1 at: а — $R_2 = 750$ Ом ($n = 1, 3, 5$); б — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 1$); в — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 3$); д — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 5$). Orange line corresponds to the mathematical model, red line — to the ngspice simulation, blue line — to the neuron #1, green line — to the neuron #2, purple line — neuron #3.

но до 900 Ом) выглядят одинаково при всех рассматриваемых в работе количествах диодов ($n = 1, 3, 5$). На рис. 4 а видно, что при значении $R_2 = 750$ Ом математическая (имеется в виду полная модель (1), хотя в данном режиме её колебания визуально не отличимы от колебаний редуцированной модели (2)) и имитационная модели уже демонстрируют синусоидальные колебания высокой амплитуды, нейроны №2 и №3 демонстрируют колебания синусоидальной формы, но ещё небольшой амплитуды, а нейрон №1 всё ещё находится в подпороговом режиме. При значениях $R_2 > 900$ Ом количество подключённых в диодный контур диодов уже влияет на итоговую форму колебаний. На рис. 4 б, в, д видно, что при значении $R_2 = 1300$ Ом амплитуда увеличивается с ростом количества диодов в контуре. Форма сигнала также зависит от количества диодов в диодном контуре.

2.2. Количественный анализ сигналов. В этой работе наша основная задача — оценить степень схожести или различия сигналов, полученных с трёх аппаратных реализаций нейронов, а также от математической и имитационной моделей при одинаковых параметрах схем (одинаковое количество диодов, одинаковые номиналы всех резисторов и потенциометров). Для начала оценим спектральный состав сигналов.

Амплитудные спектры были построены при $R_2 = 750$ Ом и $R_2 = 1300$ Ом для одного, трёх и пяти диодов в диодном контуре. При $R_2 = 750$ Ом спектры предсказуемо выглядят одинаково (рис. 5 а) при всех рассматриваемых в работе количествах диодов ($n = 1, 3, 5$). Это линейные колебания, на спектрах отсутствуют высшие гармоники основной частоты. На рис. 5 б, в, д показаны амплитудные спектры сигнала выходного напряжения при но-

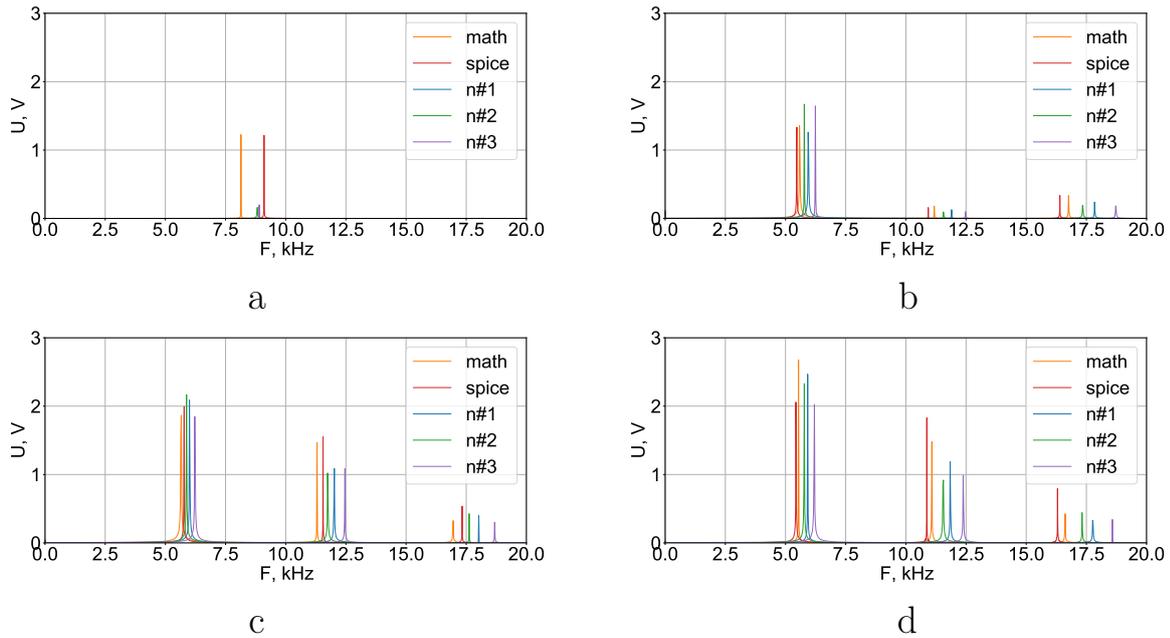


Рис. 5. Амплитудный спектр сигнала выходного напряжения V1 при: а — $R_2 = 750$ Ом ($n = 1, 3, 5$); б — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 1$); в — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 3$); д — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 5$). Оранжевой линией показаны ряды математической модели, красной линией — ряды имитационной модели в симуляторе ngspice, голубой линией — ряды нейрона №1, зелёной — ряды нейрона №2, фиолетовой — ряды нейрона №3.

Fig. 5. Amplitude spectrum for signal of the circuit output voltage V1 at: а — $R_2 = 750$ Ом ($n = 1, 3, 5$); б — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 1$); в — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 3$); д — $R_2 = 1300$ Ом ($n = 5$). Orange line corresponds to the mathematical model, red line — to the ngspice simulation, blue line — to the neuron #1, green line — to the neuron #2, purple line — neuron #3.

минале управляющего резистора $R_2 = 1300$ Ом для одного (рис. 5 б), трёх (рис. 5 в) и пяти (рис. 5 д) «прямых» диодов в диодном контуре. Во-первых, по спектрам видно, что полученные сигналы сильно нелинейные — хорошо выражены вторая и третья гармоники сигнала, причём чем больше n , тем больше энергии содержится в высших гармониках. Во-вторых, видно, что при $n \geq 3$ спектральная структура уже не меняется. В-третьих, видно, что спектральная структура для всех трёх аппаратных реализаций нейрона, а также математической и имитационной моделей очень похожа, хотя основные частоты колебаний и несколько отличаются (таб. 1). Посчитали, на сколько процентов отличаются полученные частоты друг от друга с помощью симметричной формулы процентной разницы: $d_{xy} = \frac{2|f_x - f_y|}{(f_x + f_y)} \cdot 100\%$, где x — первая система, f_x — основная частота колебаний первой системы, y — вторая система, f_y — основная частота колебаний второй системы.

Таблица 1. Основная частота колебаний сигнала выходного напряжения V1.
Table 1. The main oscillation frequency for signal of the circuit output voltage V1.

F, kHz	$R_2 = 750$ Ом					$R_2 = 1300$ Ом				
	math	spice	n#1	n#2	n#3	math	spice	n#1	n#2	n#3
$n = 1$	8.10	9.10	0	8.80	8.90	5.60	5.45	5.90	5.80	6.20
$n = 3$	8.10	9.10	0	8.80	8.90	5.70	5.80	6.00	5.90	6.20
$n = 5$	8.10	9.10	0	8.80	8.90	5.50	5.45	5.90	5.80	6.20

По таб. 2 хорошо видно, что частоты всех пяти рассматриваемых сигналов при любых использованных значениях R_2 и n отличаются не более чем на 13%. При этом основные частоты сигналов аппаратных реализаций отличаются друг от друга максимум на 7%. Максимальное отличие наблюдается между частотой третьего нейрона и частотами математической и имитационной моделей.

Таблица 2. Симметричная процентная разница основных частот сигналов. Нижние индексы: m – математическая модель, s – имитационная модель в симуляторе ngSPICE, 1 – нейрон №1, 2 – нейрон №2, 3 – нейрон №3.

Table 2. Symmetrical percentage difference of the signal main frequencies. Lower indexes: m – mathematical model, s – ngspice simulation, 1 – neuron #1, 2 – neuron #2, 3 – neuron #3.

R_2 , Ом	Diodes	d_{ms}	d_{m1}	d_{m2}	d_{m3}	d_{s1}	d_{s2}	d_{s3}	d_{12}	d_{13}	d_{23}
750	1, 3, 5	12 %	—	8 %	9 %	—	3 %	2 %	—	—	1 %
1300	$n = 1$	3 %	5 %	4 %	10 %	8 %	6 %	13 %	2 %	5 %	7 %
	$n = 3$	2 %	5 %	3 %	8 %	3 %	2 %	7 %	2 %	3 %	5 %
	$n = 5$	1 %	7 %	5 %	12 %	8 %	6 %	13 %	2 %	5 %	7 %

Так как наша задача – оценить схожесть именно формы сигнала, а не основной его частоты, то для каждой временной реализации время было отнормировано на период колебаний (ряд времени почленно разделили на $T = 1/F$). В итоге у всех сигналов характерный период стал занимать 1 усл. ед. К сожалению, после этой операции непосредственное применение функции взаимной информации стало невозможно, т. к. теперь шаг выборки стал своим в каждом сигнале и нет одновременных значений. Поэтому далее была проведена интерполяция кубическими сплайнами и все пять реализаций были перевыбраны с одинаковой новой частотой выборки. Для этого использовались функции `splev` и `splrep` из модуля `interpolate` пакета `scipy` [17]. Именно такие перевыбранные ряды использовались для сопоставления степени похожести на основе оценки функции взаимной информации. Следует заметить, что такой способ также позволил избавиться от зависимости от шага квантования и отношения динамического диапазона АЦП к размаху колебаний.

По таб. 3 хорошо видно, что когда сигналы явно не похожи (нейрон №1 при $R_2 = 750$ Ом не колеблется), функция взаимной информации получается меньше единицы, во всех остальных случаях $1 < MI < 2$. Если сравнивать между собой три выборки при $R_2 = 1300$ Ом: аппаратные реализации друг с другом (MI_{12} , MI_{13} , MI_{23}), математическая модель с аппаратными реализациями (MI_{m1} , MI_{m2} , MI_{m3}), имитационная модель с аппаратными реализациями (MI_{s1} , MI_{s2} , MI_{s3}), то хорошо видно, что их распределения перекрываются. То есть аппаратные реализации отличаются друг от друга на столько, насколько они отличаются от математических и имитационных моделей.

Заключение

Симуляторы электронных схем (известные также как SPICE) уже много лет используются для моделирования различных нелинейных устройств, в том числе генераторов хаоса [18–20]. Значительное число результатов, относящихся к скрытым аттракторам в электронных системах, также получены с помощью симуляторов [21]. В то же время, до сих пор не ясно, насколько такие симуляторы количественно точно воспроизводят режимы в реальной схеме. В том числе остаётся открытым вопрос о том, насколько неточность задания номиналов компонентов в натурном эксперименте влияет на различие симуляции и

Таблица 3. Оценка функции взаимной информации MI . Нижние индексы: m – математическая модель, s – имитационная модель в симуляторе ngspice, 1 – нейрон №1, 2 – нейрон №2, 3 – нейрон №3.

Table 3. Evaluation of the mutual information function MI . Lower indexes: m – mathematical model, s – ngspice simulation, 1 – neuron #1, 2 – neuron #2, 3 – neuron #3.

	$R_2 = 750 \text{ Ом}$			$R_2 = 1300 \text{ Ом}$		
	$n = 1$	$n = 3$	$n = 5$	$n = 1$	$n = 3$	$n = 5$
MI_{ms}	1.241	1.181	1.195	1.248	1.284	1.354
MI_{m1}	0.835	0.813	0.810	1.468	1.493	1.339
MI_{m2}	1.194	1.330	1.181	1.301	1.200	1.235
MI_{m3}	1.598	1.224	1.385	1.275	1.234	1.269
MI_{s1}	0.837	0.821	0.818	1.256	1.877	1.663
MI_{s2}	1.221	1.291	1.277	1.380	1.266	1.366
MI_{s3}	1.480	1.272	1.276	1.599	1.313	1.252
MI_{12}	0.461	0.280	0.165	1.489	1.252	1.275
MI_{13}	0.501	0.284	0.235	1.377	1.482	1.537
MI_{23}	1.269	1.257	1.284	1.408	1.275	1.267

экспериментальных сигналов.

Проделанная работа свидетельствует о том, что заложенные в современные симуляторы модели полупроводниковых элементов в целом количественно адекватны для описания режимов, в том числе сильно нелинейных (импульсных), характерных для электронных нейронов. Можно считать, что модель в симуляторе является идеальным представителем своего класса, для которого удалось абсолютно точно выставить номиналы отдельных элементов. Очевидно, что в случае реальных устройств это невозможно, более того, мы сталкиваемся с проблемами использования неидентичных одинаковых элементов в одной и той же установке, а не только неидентичных элементов в разных экземплярах рассматриваемого генератора. Важно, что симулятор показывает не только качественно и количественно (с точки зрения формы колебаний) сходные временные ряды, но и даёт очень похожую на экспериментальную кривую зависимости размаха колебаний от управляющего параметра, в том числе для несимметричного диодного контура. При этом существующие количественные различия в амплитуде колебаний и бифуркационном значении легко объясняются именно неточностью задания параметров генераторов.

При этом математическая модель, построенная в работе [9], очевидно, несколько упрощённая по сравнению с симулятором, демонстрируя сходные по форме сигналы, неточно воспроизводит кривую зависимости размаха колебаний от величины усиления (управляющего параметра), показывая рост там, где в симуляторе и натурном эксперименте имеется насыщение. Для электронных нейронов, построенных с использованием полупроводниковых элементов для непосредственного описания их нелинейных функций (например, за счёт их вольт-амперных характеристик), проблема наличия адекватной математической модели всегда имела место.

Список литературы

1. *Levi T., Nanami T., Tange A., Aihara K., Kohno T.* Development and applications of biomimetic neuronal networks toward brainmorphic artificial intelligence // IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. 2018. Vol. 65, no. 5. P. 577–581.

DOI: 10.1109/TCSII.2018.2824827

2. *Park H.-L., Lee Y., Kim N., Seo D.-G., Go G.-T., Lee T.-W.* Flexible neuromorphic electronics for computing, soft robotics, and neuroprosthetics // *Advanced Materials*. 2020. Vol. 32, no. 15. P. 1903558. DOI: 10.1002/adma.201903558
3. *Mahowald M., Douglas R.* A silicon neuron // *Nature*. 1991. Vol. 354. P. 515–518. DOI: 10.1038/354515a0
4. *Rasche C., Douglas R.* An improved silicon neuron // *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*. 2000. Vol. 23. P. 227–236. DOI: 10.1023/A:1008357931826
5. *van Schaik A.* Building blocks for electronic spiking neural networks // *Neural Networks*. 2001. Vol. 14. no. 6. P. 617–628. DOI: 10.1016/S0893-6080(01)00067-3
6. *Li F., Liu Q., Guo H., Zhao Y., Tang J., Ma J.* Simulating the electric activity of FitzHugh–Nagumo neuron by using Josephson junction model // *Nonlinear Dynamics*. 2012. Vol. 69. P. 2169–2179. DOI: 10.1007/s11071-012-0417-z
7. *Kulminskiy D. D., Ponomarenko V. I., Prokhorov M. D., Hramov A. E.* Synchronization in ensembles of delay-coupled nonidentical neuronlike oscillators // *Nonlinear Dynamics*. 2019. Vol. 98. P. 735–748. DOI: 10.1007/s11071-019-05224-x
8. *Egorov N. M., Sysoev I. V., Ponomarenko V. I., Sysoeva M. V.* Complex regimes in electronic neuron-like oscillators with sigmoid coupling // *Chaos, Solitons & Fractals*. 2022. Vol. 160. P. 112171. DOI: 10.1016/j.chaos.2022.112171
9. *Takaishvili L. V., Ponomarenko V. I., Sysoev I. V.* Simple tunable generator of neuron-like activity // *Chaos, Solitons & Fractals*. 2025. Vol. 196. P. 116316. DOI: 10.1016/j.chaos.2025.116316
10. *Binczak S., Kazantsev V. B., Nekorkin V. I., Bilbault J. M.* Experimental study of bifurcations in modified FitzHugh–Nagumo cell // *Electronics Letters*. 2003. Vol. 39, no. 13. P. 961–962. DOI: 10.1049/el:20030657
11. *Binczak S., Jacquir S., Bilbault J.-M., Kazantsev V. B., Nekorkin V. I.* Experimental study of electrical FitzHugh–Nagumo neurons with modified excitability // *Neural Networks*. 2006. Vol. 19, no. 5. P. 684–693. DOI: 10.1016/j.neunet.2005.07.011
12. *Madec M., Lallement C., Haiech J.* Modeling and simulation of biological systems using SPICE language // *PLoS ONE*. 2017. Vol. 12, no. 8. P. e0182385. DOI: 10.1371/journal.pone.0182385
13. *Brinson M. E., Kuznetsov V. V.* Extended behavioural device modelling and circuit simulation with Qucs-S // *International Journal of Electronics*. 2018. Vol. 105, no. 3. P. 412–425. DOI: 10.1080/00207217.2017.1357764
14. *Kozachenko L. F., Leonenko N. N.* Sample Estimate of the Entropy of a Random Vector // *Problems of Information Transmission*. 1987. Vol. 23, no. 2. P. 9–16.
15. *Kraskov A., Stögbauer H., Grassberger P.* Estimating mutual information // *Physical Review E*. 2004. Vol. 69. P. 66–138. DOI: 10.1103/PhysRevE.69.066138
16. *Сысоев И. В.* Сравнение численных реализаций алгоритма расчёта взаимной информации на основе учёта ближайших соседей // *Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика*. 2016. Т. 24, № 4. С. 86–95. DOI: 10.18500/0869-6632-2016-24-4-86-95
17. *Virtanen P., Gommers R., Oliphant T. E., Haberland M., Reddy T., Cournapeau D., Burovski E., Peterson P., Weckesser W., Bright J., van der Walt S. J.* SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python // *Nature methods*. 2020. Vol. 17, no. 3, P. 261–272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2
18. *Кузнецов С. П.* Схемы электронных устройств с гиперболическим хаосом и моделирование их динамики в программной среде Multisim // *Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика*. 2011. Т. 19, № 5. С. 98–115. DOI: 10.18500/0869-6632-2011-19-5-

19. *Kuznetsov S. P.* Plykin type attractor in electronic device simulated in MULTISIM // *Chaos*. 2011. Vol. 21, no. 4. P. 043105. DOI: 10.1063/1.3646903
20. *Кузнецов С. П.* Простые электронные генераторы хаоса и их схемотехническое моделирование // *Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика*. 2018. Т. 26, № 3. С. 35–61. DOI: 10.18500/0869-6632-2018-26-3-35-61
21. *Kuznetsov N. V., Leonov G. A., Yuldashev M. V., Yuldashev R. V.* Nonlinear analysis of classical phase-locked loops in signal's phase space // *IFAC Proceedings Volumes*. 2014. Vol. 47, no. 3. P. 8253–8258. DOI: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.02772

References

1. Levi T, Nanami T, Tange A, Aihara K, Kohno T. Development and applications of biomimetic neuronal networks toward brainmorphic artificial intelligence. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*. 2018;65(5):577–581. DOI: 10.1109/TCSII.2018.2824827
2. Park HL, Lee Y, Kim N, Seo DG, Go GT, Lee TW. Flexible neuromorphic electronics for computing, soft robotics, and neuroprosthetics. *Advanced Materials*. 2020;32(15):1903558. DOI: 10.1002/adma.201903558
3. Mahowald M, Douglas R. A silicon neuron. *Nature*. 1991;354:515–518. DOI: 10.1038/354515a0
4. Rasche C, Douglas R. An improved silicon neuron. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*. 2000;23:227–236. DOI: 10.1023/A:1008357931826
5. van Schaik A. Building blocks for electronic spiking neural networks. *Neural Networks*. 2001;14(6):617–628. DOI: 10.1016/S0893-6080(01)00067-3
6. Li F, Liu Q, Guo H, Zhao Y, Tang J, Ma J. Simulating the electric activity of FitzHugh–Nagumo neuron by using Josephson junction model. *Nonlinear Dynamics*. 2012;69:2169–2179. DOI: 10.1007/s11071-012-0417-z
7. Kulminskiy DD, Ponomarenko VI, Prokhorov MD, Hramov AE. Synchronization in ensembles of delay-coupled nonidentical neuronlike oscillators. *Nonlinear Dynamics*. 2019;98:735–748. DOI: 10.1007/s11071-019-05224-x
8. Egorov NM, Sysoev IV, Ponomarenko VI, Sysoeva MV. Complex regimes in electronic neuron-like oscillators with sigmoid coupling. *Chaos, Solitons & Fractals*. 2022;160:112171. DOI: 10.1016/j.chaos.2022.112171
9. Takaishvili LV, Ponomarenko VI, Sysoev IV. Simple tunable generator of neuron-like activity. *Chaos, Solitons & Fractals*. 2025;196:116316. DOI: 10.1016/j.chaos.2025.116316
10. Binczak S, Kazantsev VB, Nekorkin VI, Bilbault JM. Experimental study of bifurcations in modified FitzHugh–Nagumo cell. *Electronics Letters*. 2003;39(13):961–962. DOI: 10.1049/el:20030657
11. Binczak S, Jacquir S, Bilbault JM, Kazantsev VB, Nekorkin VI. Experimental study of electrical FitzHugh–Nagumo neurons with modified excitability. *Neural Networks*. 2006;19(5):684–693. DOI: 10.1016/j.neunet.2005.07.011
12. Madec M, Lallement C, Haiech J.. Modeling and simulation of biological systems using SPICE language. *PLoS ONE*. 2017;12(8):e0182385. DOI: 10.1371/journal.pone.0182385
13. Brinson ME, Kuznetsov VV. Extended behavioural device modelling and circuit simulation with Qucs-S. *International Journal of Electronics*. 2018;105(3):412–425. DOI: 10.1080/00207217.2017.1357764
14. Kozachenko LF, Leonenko NN. Sample Estimate of the Entropy of a Random Vector. *Problems of Information Transmission*. 1987;23(2):9–16.

15. Kraskov A, Stögbauer H, Grassberger P. Estimating mutual information. *Physical Review E*. 2004;69:66–138. DOI: 10.1103/PhysRevE.69.066138
16. Sysoev IV. Comparison of numerical realisation of algorithm of mutual information calculation based on nearest neighbours. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2016;24(4):86–95. DOI: 10.18500/0869-6632-2016-24-4-86-95
17. Virtanen P, Gommers R, Oliphant TE, Haberland M, Reddy T, Cournapeau D, Burovski E, Peterson P, Weckesser W, Bright J, van der Walt SJ. SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature methods*. 2020;17(3):261–272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2
18. Kuznetsov SP. Electronic circuits manifesting hyperbolic chaos and simulation of their dynamics using software package multisim. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2011;19(5):98–115. DOI: 10.18500/0869-6632-2011-19-5-98-115
19. Kuznetsov SP. Plykin type attractor in electronic device simulated in MULTISIM. *Chaos*. 2011;21(4):043105. DOI: 10.1063/1.3646903
20. Kuznetsov SP. Simple electronic chaos generators and their circuit simulation. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2018;26(3):35–61. DOI: 10.18500/0869-6632-2018-26-3-35-61
21. Kuznetsov NV, Leonov GA, Yuldashev MV, Yuldashev RV. Nonlinear analysis of classical phase-locked loops in signal's phase space. *IFAC Proceedings Volumes*. 2014;47(3):8253–8258. DOI: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.02772



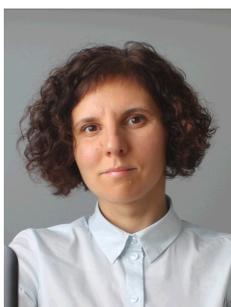
Такашвили Лев Вячеславович – родился в Саратове (1998). Окончил МОУ СОШ №77 (Саратов, 2016), бакалавриат факультета nano- и биомедицинских технологий (2020) и магистратуру института физики (2022) Саратовского государственного университета. Аспирант и ассистент факультета компьютерных наук и информационных технологий СГУ имени Н.Г. Чернышевского. Инженер института физики и математики Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого. Научные интересы – радиофизические модели биологических нейронов. Автор 5 статей, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science.

Россия, 410012 Саратов, Астраханская, 83
Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского
Россия, 195251 Санкт-Петербург, Политехническая, 29
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
E-mail: nag7187@yandex.ru
ORCID: 0009-0006-7860-7883
AuthorID (eLibrary.Ru): 1230857



Грищенко Анастасия Александровна – родилась в 1996 году в Ленинградской области. Окончила факультет nano- и биомедицинских технологий Саратовского государственного университета бакалавриат (2018) и магистратуру (2020). Защитила диссертацию на соискание степени кандидата физико-математических наук (СГУ, 2024) по специальностям «Радиофизика» и «Биофизика». Доцент института физики и математики Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого. Автор 11 статей, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science.

Россия, 195251 Санкт-Петербург, Политехническая, 29
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
E-mail: vili_von@mail.ru
ORCID: 0000-0002-1707-7317
AuthorID (eLibrary.Ru): 1073519



Сысоева Марина Вячеславовна – родилась в Саратове (1987). Бакалавр (2009, СГУ) и магистр (2011, СГУ) техники и технологии по направлению «Биомедицинская инженерия». Защитила диссертации на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук по специальностям «Биофизика» и «Радиофизика» (2015, СГУ) и на соискание учёной степени доктора физико-математических наук по специальностям «Радиофизика» и «Биофизика» (2023, СГТУ). Имеет учёное звание доцента по специальности «Радиофизика» (2021, СГТУ). Профессор кафедры физики СПбПУ. Научные интересы – нейронаука, математическое моделирование, радиотехническое моделирование. Автор 49 статей, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science.

Россия, 195251 Санкт-Петербург, Политехническая, 29
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
E-mail: bobrichek@mail.ru
ORCID: 0000-0003-4228-9124
AuthorID (eLibrary.Ru): 651344



Пономаренко Владимир Иванович – родился в Саратове (1960). Окончил Саратовский государственный университет (1982). Защитил диссертацию на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук (1992) и доктора физико-математических наук (2008). Ведущий научный сотрудник Саратовского филиала Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, профессор кафедры динамического моделирования и биомедицинской инженерии СГУ имени Н.Г. Чернышевского. Область научных интересов: нелинейная динамика, системы с запаздыванием, синхронизация, моделирование биологических систем. Автор более 220 статей, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science.

Россия, 410019 Саратов, ул. Зелёная, 38
Саратовский филиал Института радиотехники и электроники
имени В. А. Котельникова РАН
Россия, 410012 Саратов, Астраханская, 83
Саратовский национальный исследовательский государственный
университет имени Н. Г. Чернышевского
E-mail: ponomarenkovi@gmail.com
ORCID: 0000-0002-1579-6465
AuthorID (eLibrary.Ru): 39986



Сысоев Илья Вячеславович – родился в Саратове (1983). Окончил факультет нелинейных процессов Саратовского государственного университета имени Н. Г. Чернышевского по специальности «физика» (2004, СГУ). Защитил диссертации на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук (2007, СГУ) и доктора физико-математических наук (2019, ИРЭ) по специальности «Радиофизика». Имеет учёное звание профессора по специальности «Радиофизика» (2024, СГУ). Заведующий кафедрой высшей математики СПбПУ, профессор кафедры системного анализа и автоматического управления СГУ. Научные интересы – исследование сигналов биологической природы методами нелинейной динамики, исследование эффективности и модернизация подходов к анализу сигналов. Автор более 100 статей, индексируемых в базах данных Scopus и Web of Science.

Россия, 195251 Санкт-Петербург, Политехническая, 29
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
Саратовский национальный исследовательский государственный
университет имени Н. Г. Чернышевского
E-mail: ivssci@gmail.com
ORCID: 0000-0002-9203-5504
AuthorID (eLibrary.Ru): 128457