

Раздел III. Машинное обучение и обработка данных

УДК 004.891

DOI 10.18522/2311-3103-2026-3-84-96

Б.Ф. Бун А Боя

НЕЙРОННАЯ МОДЕЛЬ ТАБУ-ОБУЧЕНИЯ: РАСКРЫТИЕ АСИММЕТРИЧНЫХ И ТРАНЗИЕНТНЫХ ЯВЛЕНИЙ ПРИ НЕПОЛНОЙ СИММЕТРИИ

Общепризнано, что симметрия редко, если вообще когда-либо, является точной в любой биологической системе. Незначительные несовершенства и внешние возмущения неизбежны, что означает, что всегда следует предполагать наличие той или иной степени нарушения симметрии. Однако в области вычислительной нейронауки лишь ограниченное число исследований было сосредоточено на внутренней динамике моделей нейронных сетей в условиях неидеальной симметрии. Данная статья напрямую заполняет этот пробел, исследуя глубокие эффекты преднамеренного нарушения симметрии на динамику модели нейрона с табуированным обучением (TLN). Вводя и изменяя малый параметр возмущения симметрии, мы точно контролируем симметрию модели и раскрываем богатый репертуар ранее не описанных асимметричных динамических поведений. К ним относятся сложные режимы асимметричной мультистабильности, при которых сосуществуют несколько различных устойчивых состояний, и асимметричные хаотические бустерные колебания. Кроме того, мы выявляем наличие нескольких метастабильных или переходных явлений, таких как переходные асимметричные бустерные колебания и переходный хаос, когда система демонстрирует сложное поведение, прежде чем в конечном итоге перейти к более простому аттрактору. Эти сложные динамические особенности систематически иллюстрируются и проверяются с использованием набора инструментов нелинейного анализа. Наша методология включает анализ временных рядов, бифуркационных диаграмм, одномерных и двумерных графиков старшего показателя Ляпунова, дополненных подробными графиками траекторий в фазовом пространстве. Множество новых поведений, обнаруженных в этом исследовании и происходящих непосредственно из контролируемого нарушения симметрии, представляет собой значительный вклад в области нелинейной динамики и нейроморфного моделирования, подчеркивая критическую роль асимметрии в генерации вычислительной сложности.

Модель TLN; нарушение симметрии; асимметричная мультистабильность; транзистентные асимметричные всплесковые осцилляции; транзистентный хаос.

B.F. Boui A Boya

TABU LEARNING NEURON MODEL: REVEALING ASYMMETRIC AND TRANSIENT PHENOMENA UNDER IMPERFECT SYMMETRY

It is widely accepted that symmetries are rarely, if ever, exact in any biological system. Minimum imperfections and external perturbations are inevitable, meaning some degree of symmetry breaking must always be assumed present. However, within the field of computational neuroscience, only a limited number of studies have focused on the intrinsic dynamics of neural network models under conditions of imperfect symmetry. This paper directly addresses this gap by exploring the profound effects of deliberate symmetry breaking on the dynamics of the Tabu learning neuron (TLN) model. By introducing and varying a small symmetry perturbation parameter, we precisely control the model's symmetry and disclose a rich repertoire of previously unreported asymmetric dynamic behaviors. These include complex regimes of asymmetric multistability, where multiple distinct stable states coexist, and asymmetric chaotic bursting oscillations. Furthermore, we reveal the presence of several metastable or transient phenomena, such as transient asymmetric bursting oscillations and transient chaos, where the system exhibits complex behavior before eventually settling into a simpler attractor. These intricate dynamic features are systematically illustrated and verified by utilizing a suite of nonlinear investigation tools. Our methodology encompasses the analysis of time series, bifurcation diagrams, and one- and two-dimensional plots of the leading Lyapunov exponent, complemented by detailed plots of state space trajectories. The plethora of novel be-

haviors uncovered in this study, stemming directly from controlled symmetry imperfection, represents a significant contribution to the fields of nonlinear dynamics and neuromorphic modelling, highlighting the critical role of asymmetry in generating computational complexity.

TLN model; symmetry breaking; asymmetric multistability; transient asymmetric bursting; transient chaos.

Введение. Изучение динамики искусственных нейронов и нейронных сетей имеет большое значение для понимания различных механизмов биологического функционирования, а также для разработки нейроморфных систем [1]. Многочисленные физиологические эксперименты показывают, что электрическая активность биологических нейронов тесно связана с уникальными способностями мозга, включая память и обучение [2, 3]. Загадки работы мозга вдохновили многих исследователей на изучение механизмов электрической активности нейронов. Начиная с 1980-х годов был разработан ряд моделей искусственных нейронов и нейронных сетей для моделирования различных видов электрической активности биологических нейронов и нейронных систем, таких как нейронная модель Ходжкина–Хаксли [4], нейронная модель Чая [5], нейронная модель Хиндмарша–Роуза [6], нейронная модель Морриса–Лекара [7], нейронная модель ФитцХью–Нагумо [8], нейронная сеть Хопфилда [9, 10], клеточная нейронная сеть [11], и ряд других.

Анализ некоторых сложных нелинейных явлений при одном и том же наборе синаптических весов, но при различных начальных условиях, был проведён для нейронной сети Хопфилда. Бейер и Ожье [12] предложили нейрон обучения с табу на основе нейронной сети Хопфилда для решения невыпуклых задач оптимизации. Джун Ц. и Чун-Гуанг [13] предложили модель TLN, в которой был выполнен аналитический анализ и исследованы локальные бифуркации. Бао Б. и соавт. [14] изучили данную модель и представили теоретический анализ, исследование бистабильности, а также хаотических всплесковых осцилляций. Впоследствии Дунг Ж. и соавт. [15] показали наличие бистабильности в двухнейронной модели TLN. Бао и соавт. ввели модель TLN с мемристивным весом и обнаружили бесконечное сосуществование нехаотических состояний [16]. Дубла И. и соавт. [17] впоследствии предложили двухнейронную модель TLN, в которой было доказано существование мультстабильности шести симметричных аттракторов. Хонгмин Ли и соавт. представили исследование динамики модели TLN при различных возмущениях и сообщили о разнообразных динамических режимах, таких как хаос, антимонотонность и бистабильность [18]. Аналогичным образом Дэнг и соавт. предложили новую мемристивную модель нейрона обучения с табу для генерации многокрылых хаотических аттракторов; в работе была выполнена верификация модели с использованием реализации на FPGA и продемонстрирована её эффективность в задачах шифрования изображений [19]. Боя и соавт. [20] предложили новую мемристивную модель нейрона обучения с табу, генерирующую гиперхаос под воздействием электромагнитного излучения и обладающую более сложной динамикой, предназначенную для применения в высокоразмерном безопасном шифровании биомедицинских данных с целью повышения уровня конфиденциальности.

В литературе [21] было установлено, что профиль задержки бифуркации равномерно распределён вдоль массива осцилляторов в сети связанных медленно-быстрых систем. Авторы также обратили внимание на асимметрию динамических режимов, добавляя небольшое возмущение в одну из ячеек, что приводило к состоянию бегущей волны и формированию различных пространственно-временных паттернов. Влияние задержки обработки на различные параметры системы (включая задержку обратной связи и амплитуду внешнего тока), а также использование связанных осцилляторов ФитцХью–Нагумо для демонстрации сосуществования синхронизованных и десинхронизованных состояний обсуждаются Премраджем Д. и соавт. [22].

Спонтанное нарушение симметрии является существенным и играет важную роль во многих природных явлениях. Сатиядеви К. и соавт. показали, что компромисс между аттракторными и репульсивными связями может вызывать спонтанное нарушение симметрии в однородной системе из двух связанных осцилляторов Стюарта–Ландау с интересной мультстабильностью [23]. В той же модели Понрасу К. и соавт. исследовали влияние коэффициента обратной связи на динамику модели и доказали возможность вызова спонтанного нарушения симметрии [24].

Опираясь на указанные исследования, в данной работе мы выполняем явное нарушение симметрии в модели TLN, недавно предложенной в литературе [17]. Основным результатом работы является выявление богатого разнообразия динамических режимов, таких как асимметричные всплесковые осцилляции, асимметричная мультистабильность нескольких аттракторов, транзистентные асимметричные всплесковые осцилляции и явления транзистентного хаоса.

Опираясь на указанные исследования, в данной работе мы выполняем явное нарушение симметрии в модели TLN, недавно предложенной в литературе [17]. Основным результатом работы является выявление богатого разнообразия динамических режимов, таких как асимметричные всплесковые осцилляции, асимметричная мультистабильность нескольких аттракторов, транзистентные асимметричные всплесковые осцилляции и явления транзистентного хаоса.

Теоретическое исследование. Рассматривая модель TLN, предложенную в литературе [17], мы вводим параметр c в функцию активации для управления симметрией модели. При $c = 0$ модель сохраняет центральную симметрию. Модель теряет симметрию и становится асимметричной при $c \neq 0$. Модель описывается уравнением (1a), а функция активации – уравнением (1b) $I_i = [I_1, I_2]^T$ обозначает возбуждающий ток между двумя нейронами, b_{ij} – синаптический вес между нейронами, c_i – коэффициент затухания памяти, d_i – скорость обучения памяти. Функция активации нейронов задаётся как $f(x_j) = [f(x_1), f(x_2)]$, графическое представление которой показано на рис. 1 σ – предел реакции нейронов, η – скорость отклика нейронов, c – параметр управления симметрией.

$$\begin{cases} \dot{x}_i = -a_i x_i + \sum_{j=1}^2 b_{ij} f(x_j) + y_i + I_i \\ \dot{y}_i = -c_i y_i - d_i f(x_i) \end{cases} \quad (1a)$$

$$f(x_j) = \eta x_j \exp\left(-(\eta x_j - c)^2 / \sigma^2\right) \quad (1b)$$

Конфигурация уравнения (1) также может быть записана в виде:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = -a_1 x_1 + b_{11} f(x_1) + b_{12} f(x_2) + y_1 + I_1 \\ \dot{x}_2 = -a_2 x_2 + b_{21} f(x_1) + b_{22} f(x_2) + y_2 + I_2 \\ \dot{y}_1 = -c_1 y_1 - d_1 f(x_1) \\ \dot{y}_2 = -c_2 y_2 - d_2 f(x_2) \end{cases} \quad (2)$$

$a_1 = 0.1$, $a_2 = 0.1$, $b_{11} = -0.1$, $b_{21} = -0.1$, $b_{12} = 2.8$, $b_{22} = 4$, $c_1 = 0.1$, $c_2 = 0.1$, $d_1 = 0.3$, $\sigma^2 = 0.2$, $\eta = 10$, $I_1 = 0.2 \sin(0.4\pi\tau)$, и $I_2 = 0$.

Для получения представления о поведении системы (2) необходимо исследовать устойчивость её точек равновесия. Эти точки равновесия находятся путём приравнивания к нулю всех производных в системе (2), т.е. ($\dot{x}_1 = 0$, $\dot{x}_2 = 0$, $\dot{y}_1 = 0$, и $\dot{y}_2 = 0$). После несложных алгебраических преобразований получаем уравнение (3), которое описывает явное выражение стационарных состояний модели:

$$\begin{cases} x_{2e}^n = \frac{a_1 x_{1e}^n \left(b_{22} - \frac{d_2}{c_2}\right) - \frac{f(x_{1e}^n)}{a_2 b_{12}} \left(\left(b_{11} - \frac{d_1}{c_1}\right) \left(b_{22} - \frac{d_2}{c_2}\right) - b_{12} b_{21}\right)}{\left(b_{11} - \frac{d_1}{c_1}\right) \left(b_{22} - \frac{d_2}{c_2}\right) - b_{12} b_{21}} \\ y_{1e}^n = -\frac{d_1}{c_1} f(x_{1e}^n) \\ y_{2e}^n = -\frac{d_2}{c_2} f(x_{2e}^n) \end{cases} \quad (3)$$

Точки равновесия $P_n = (x_{1e}^n, x_{2e}^n, y_{1e}^n, y_{2e}^n)$ получаются путём графического решения трансцендентного уравнения $S(x_{1e}) = 0$ с использованием среды MATLAB, где функция $S(x_{1e})$ имеет следующий вид:

$$S(x_{1e}) = -a_1 x_{1e} + b_{11} f(x_{1e}) + b_{12} f(x_{2e}) - \frac{d_1}{c_1} f(x_{1e}). \quad (4)$$

Рассмотрим $n \in \mathbb{N}$ как индекс точек равновесия X_{1e}^n , соответствующих графическим точкам пересечения кривых решений, получаемых из трансцендентного уравнения (4). При фиксированных значениях $d_1 = 0.0283$, $d_2 = 0.29$ и изменении параметра c видно, что параметр управления симметрией приводит к уменьшению числа точек равновесия, как показано на рис. 2, а-d, по сравнению со случаем $c = 0$. Матрица Якоби, полученная из системы (2) для точек равновесия, может быть записана в следующем виде:

$$A = \begin{bmatrix} -a_1 + b_{11}g_1 & b_{12}g_2 & 1 & 0 \\ b_{21}g_1 & -a_2 + b_{22}g_2 & 0 & 1 \\ -d_1g_1 & 0 & -c_1 & 0 \\ 0 & -d_2g_2 & 0 & -c_2 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Характеристическое уравнение, связанное с приведённой выше матрицей Якоби, было получено с помощью вычислений в MATLAB и приведено в уравнении (6а), тогда как соответствующие коэффициенты представлены в уравнениях (6б)–(6с). g_j обозначает производную функции активации.

$$\det(A - \lambda I_4) = \alpha_4 \lambda^4 + \alpha_3 \lambda^3 + \alpha_2 \lambda^2 + \alpha_1 \lambda^1 + \alpha_0 \quad (6a)$$

$$\begin{cases} \alpha_4 = 1 \\ \alpha_3 = a_1 + a_2 + c_1 + c_2 - b_{11}g_1 - b_{22}g_2 \\ \alpha_2 = a_1a_2 + a_1c_1 + a_1c_2 + a_2c_1 + a_2c_2 + c_1c_2 + d_2g_2 + d_1g_1 - a_1b_{22}g_2 - a_2b_{11}g_1 - b_{11}c_1g_1 - b_{11}c_2g_2 - b_{22}c_1g_2 - b_{22}c_2g_2 + b_{11}b_{22}g_1g_2 - b_{12}b_{21}g_1g_2 \\ \alpha_1 = a_1a_2c_1 + a_1a_2c_2 + a_1c_1c_2 + a_2c_1c_2 + a_1d_2g_2 + c_1d_2g_2 + a_2d_1g_1 + c_2d_1g_1 - a_2b_{11}c_1g_1 - a_2b_{11}c_2g_1 - a_1b_{22}c_1g_2 - a_1b_{22}c_2g_2 - b_{22}c_1c_2g_2 - b_{11}c_1c_2g_1 - b_{11}d_2g_1g_2 + b_{22}d_1g_1g_2 + b_{11}b_{22}c_1g_1g_2 - b_{12}b_{21}c_1g_1g_2 + b_{11}b_{22}c_2g_1g_2 - b_{12}b_{21}c_2g_1g_2 \\ \alpha_0 = d_1d_2g_1g_2 + a_1a_2c_1c_2 + a_1c_2d_2g_2 + a_2c_2d_1g_1 - a_2b_{11}c_1c_2g_1 - a_1b_{22}c_1c_2g_2 - b_{11}c_1d_2g_1g_2 - b_{22}c_2d_1g_1g_2 + b_{11}b_{22}c_1c_2g_1g_2 - b_{12}b_{21}c_1c_2g_1g_2 \end{cases} \quad (6b)$$

$$g_j = f'(\bar{x}_j) = \left(\eta - 2\eta \left((\eta \bar{x}_j - c) / \sigma \right)^2 \right) \exp \left(- \left((\eta \bar{x}_j - c) / \sigma \right)^2 \right). \quad (6c)$$

Параметры скорости обучения $d_1 = 0.2$, $d_2 = 0.3$ и параметр управления симметрией $c = 0.0605$ заданы, поэтому, подставляя различные точки равновесия (табл. 1) в характеристическое уравнение, одни точки равновесия оказываются устойчивыми, а другие – неустойчивыми. Подробнее см. табл. 2. Соответственно, можно отметить, что модель демонстрирует наличие некоторых локальных бифуркаций.

Таблица 1

Точки равновесия системы			
$P_0 = (0, 0, 0, 0)$	$P_1 = (-0.2314, -0.08264, 0, 0.048546)$		
$P_2 = (-0.031, -0.07238, 0.045257, 0.1002)$	$P_3 = (0.021, 0.08128, -0.05446, -0.14396)$		
$P_4 = (0.0561, 0.083022, -0.046495, -0.12876)$	$P_5 = (0.2623, 0.09368, 0, -0.060442)$		

Таблица 2

Устойчивость и собственные значения точек равновесия при различных значениях d_1

$d_1 = 0.2$		
P_0 (Неустойчива)	P_1 (Устойчива)	P_2 (Устойчива)
40.7504 + 0.0000i -0.2590 + 1.4279i -0.2590 - 1.4279i -0.0228 + 0.0000i	-4.6932 + 0.0000i -0.1000 + 0.0000i -0.0999 + 0.0000i -0.0262 + 0.0000i	-7.9237 + 0.0000i -0.10875 + 0.3119i -0.1087 - 0.3119i -0.0239 + 0.0000i
P_3 (Устойчива)	P_4 (Неустойчива)	P_5 (Устойчива)
-13.6547 + 0.0000i -0.1849 + 1.0207i -0.1849 - 1.0207i -0.0234 + 0.0000i	-11.8254 + 0.0000i 1.0931 + 0.0000i -1.1080 + 0.0000i -0.0235 + 0.0000i	-7.0191 + 0.0000i -0.1486 + 0.7565i -0.1486 - 0.7565i -0.0239 + 0.0000i
$d_1 = 0.3$		
P_0 (Неустойчива)	P_1 (Устойчива)	P_2 (Устойчива)
40.7508 + 0.0000i -0.2589 + 1.7602i -0.2589 - 1.7602i -0.0235 + 0.0000i	-4.6932 + 0.0000i -0.1000 + 0.0000i -0.0999 + 0.0000i -0.0262 + 0.0000i	-7.9237 + 0.0000i -0.10875 + 0.3119i -0.1087 - 0.3119i -0.0239 + 0.0000i
P_3 (Устойчива)	P_4 (Неустойчива)	P_5 (Устойчива)
-13.6536 + 0.0000i -0.1852 + 1.2570i -0.1852 - 1.2570i -0.0241 + 0.0000i	-11.8237 + 0.0000i 1.3442 + 0.0000i -1.3603 + 0.0000i -0.0241 + 0.0000i	-7.0171 + 0.0000i -0.1492 + 1.0072i -0.1492 - 1.007i -0.0247 + 0.0000i

Таблица 3

Методы, использованные для построения сосуществующих бифуркационных диаграмм на рис. 3 а(1)–б(1) и их увеличений на рис. 4

Рисунок	Диапазон управляющего параметра	Цвет	Направление сканирования	Начальное условие
3	$0 \leq d_1 \leq 1$	Красный	Вверх	(0, 0, 1.5, 0)
	$0 \leq d_1 \leq 1$	Синий	Вверх	(0, 0, -1.5, 0)
4	$0.15 \leq d_1 \leq 0.305$	Красный	Вверх	(0, 0, 1.5, 0)
	$0.15 \leq d_1 \leq 0.305$	Синий	Вверх	(0, 0, -1.5, 0)
	$0.15 \leq d_1 \leq 0.305$	Пурпурный	Вниз	(0, 0, 1.5, 0) фикс
	$0.15 \leq d_1 \leq 0.305$	Черный	Вниз	(0, 0, -1.5, 0) фикс

Таблица 4

Сосуществующие множественные аттракторы системы (2) при $c = 0.001$ и различных значениях d_1

d_1	Сосуществующие аттракторы	Типы аттракторов	Начальные условия	Рисунок
0.197	3	Два предельных цикла периода 4. Один хаотический аттрактор.	(0, 0, ± 0.02 , 0); (0, 0, -0.08, 0).	Рис. 6,а
0.2767	5	Два предельных цикла периода 1. Один предельный цикл периода 4. Два хаотических аттрактора.	(0, 0, -0.074, 0); (0, 0, 0.03, 0); (0, 0, -0.082, 0); (0, 0, ± 0.094 , 0).	Рис. 6,б

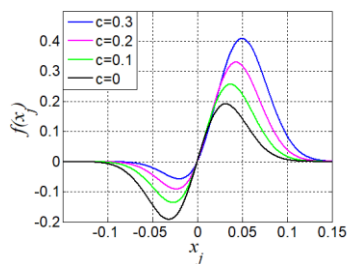


Рис. 1. Графики функции активации нейрона для дискретных значений параметра управления симметрией

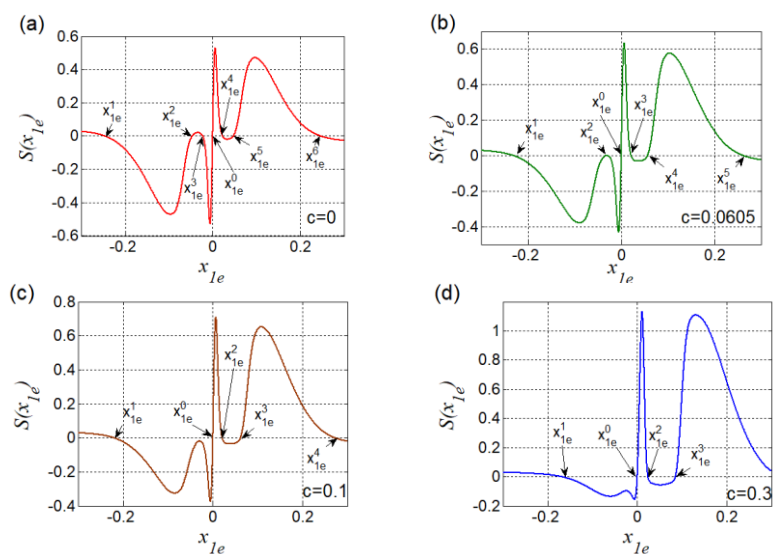


Рис. 2. Точки пересечения кривых, задаваемых уравнением (4), демонстрирующие чувствительность к параметру нарушения симметрии и количество точек равновесия

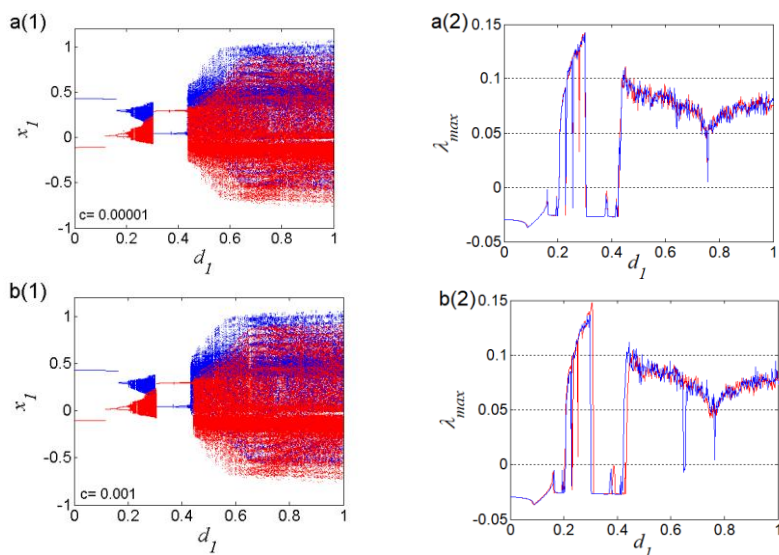


Рис. 3. Бифуркационные диаграммы и соответствующий максимальный показатель Ляпунова в зависимости от d_1 демонстрирующие влияние нарушения симметрии

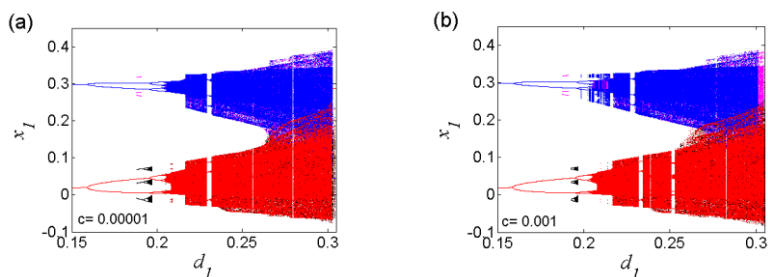


Рис. 4. Увеличенные фрагменты бифуркационных диаграмм, представленных на рис. 3,а(1) и 3,б(1), демонстрирующие область, в которой модель проявляет сосуществование множества аттракторов

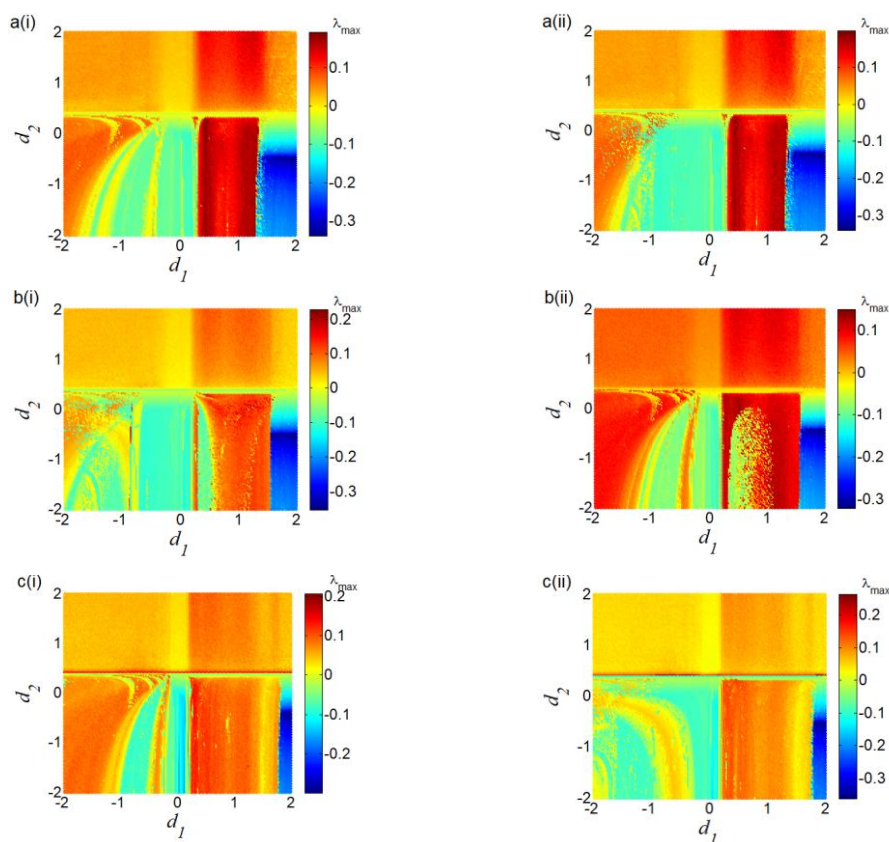


Рис. 5. Влияние изменения двух параметров (d_1, d_2) на динамические режимы модели при $c = 0.00001$ в (a), $c = 0.05$ в (b) и $c = 0.1$ в (c)

Численное исследование. В этом разделе представлен численный анализ асимметричных динамических режимов двухнейронной модели обучения с табу. Мы демонстрируем различные явления, проявляемые моделью под влиянием асимметрии. Для этого используются бифуркационные диаграммы, построенные с помощью алгоритма Рунге–Кутты с шагом интегрирования $\Delta = 0.005$, что позволяет показать разнообразные явления, возникающие в модели TLN. При изменении параметра d_1 показано, что для различных значений параметра нарушения симметрии модель теряет свои симметричные свойства (см. рис. 3). Эта бифуркационная диаграмма вместе с соответствующим максимальным показателем Ляпунова демонстрирует асимметричный путь удвоения периода к хаосу.

Увеличение фрагмента бифуркационной диаграммы, показанное на рис. 3, наглядно демонстрирует асимметричную бифуркацию с асимметричной параллельной ветвью, что подтверждает наличие асимметричной мультистабильности в динамических режимах модели (см. рис. 4). Информация о начальных условиях приведена в табл. 3. Кроме того, мы изучаем влияние начальных условий с помощью двумерного (2D) показателя Ляпунова, построенного для трёх различных значений параметра управления симметрией. Влияние нарушения симметрии (то есть $c = 0.00001$, $c = 0.05$, и $c = 0.1$) показано на рис. 5, где наглядно видно в двух измерениях, что при смене знака начальных условий изменяется динамическое поведение модели (см. рис. 5,а–с). Из рис. 5 видно, что модель проявляет сложную активность в зависимости от знака наибольшего показателя Ляпунова. При $\lambda_{\max} \leq 0$ модель демонстрирует возрастающую или периодическую активность, а хаотические режимы характеризуются $\lambda_{\max} > 0$.

Сосуществование множества аттракторов. Мультистабильность – это существование нескольких аттракторов в системе при одинаковых параметрах при изменении начальных условий [25, 26]. Сосуществование множества аттракторов имеет большое значение для динамики мозга [27]. Цель данного подраздела – показать эффекты, вызванные нарушением симметрии $c = 0.001$, модель демонстрирует асимметричную мультистабильность с тремя, четырьмя и пятью аттракторами. Более подробная информация по данному случаю приведена в табл. 4. Сосуществование различных асимметричных аттракторов на плоскости (x_I, y_I) показано на рис. 6, где представлено сосуществование трёх разных аттракторов (две предельные циклы периода 4 сосуществуют с странным аттрактором) при $d_1 = 0.197$ (рис. 6,а(1)). Мультистабильность пяти асимметричных аттракторов показана на рис. 6,б(1), где два странных аттрактора сосуществуют с двумя предельными циклами периода 1 и одним предельным циклом периода 4 при $d_1 = 0.2767$. Соответствующие диаграммы начальных условий для $c = 0.001$ приведены на рис. 6,а(2) и 6,б(2) соответственно. Эти различные фазовые портреты подтверждают факт того, что модель демонстрирует яркое и интересное явление мультистабильности.

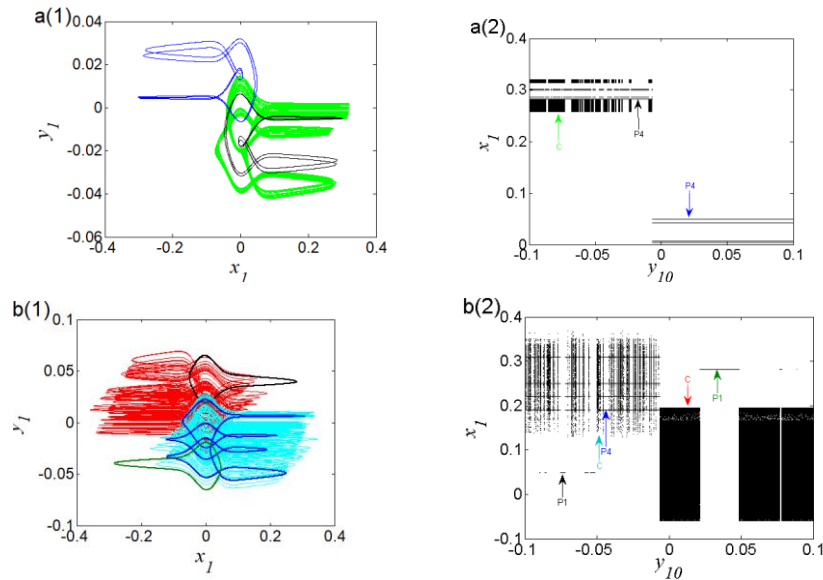


Рис. 6. Фазовые портреты сосуществования различных асимметричных аттракторов в плоскости (x_I, y_I) . В случае (а) при $d_1 = 0.197$ показано сосуществование двух предельных циклов периода 4 со странным аттрактором. В случае (б) при $d_1 = 0.2767$ наблюдается мультистабильность пяти асимметричных состояний: два странных аттрактора сосуществуют с двумя предельными циклами периода 1 и одним предельным циклом периода 4; также приведены соответствующие диаграммы начальных условий

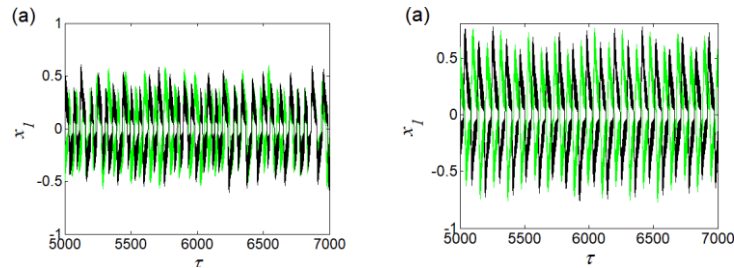


Рис. 7. Явление асимметричных хаотических всплесковых колебаний при $b_{11}=1.2$ и $b_{11}=1.5$ соответственно на подрисунках а(1)–а(2)

Всплесковые осцилляции и транзистные асимметричные хаотические всплесковые режимы. Всплесковая осцилляция представляет собой чередование медленных колебаний, за которыми следуют быстрые колебания. Данное явление присутствует в нейронных сетях и играет важную роль в процессах передачи информации [28, 29]. В данном подразделе рассматриваются асимметричные хаотические всплесковые осцилляции (см. рис. 7), возникающие при изменении параметра управления b_{11} (а именно, при $b_{11}=1.2$ and $b_{11}=1.5$) при фиксированных значениях остальных параметров $a_1=0.1$, $a_2=0.1$, $b_{12}=0.1$, $b_{21}=1.1$, $b_{22}=4$,

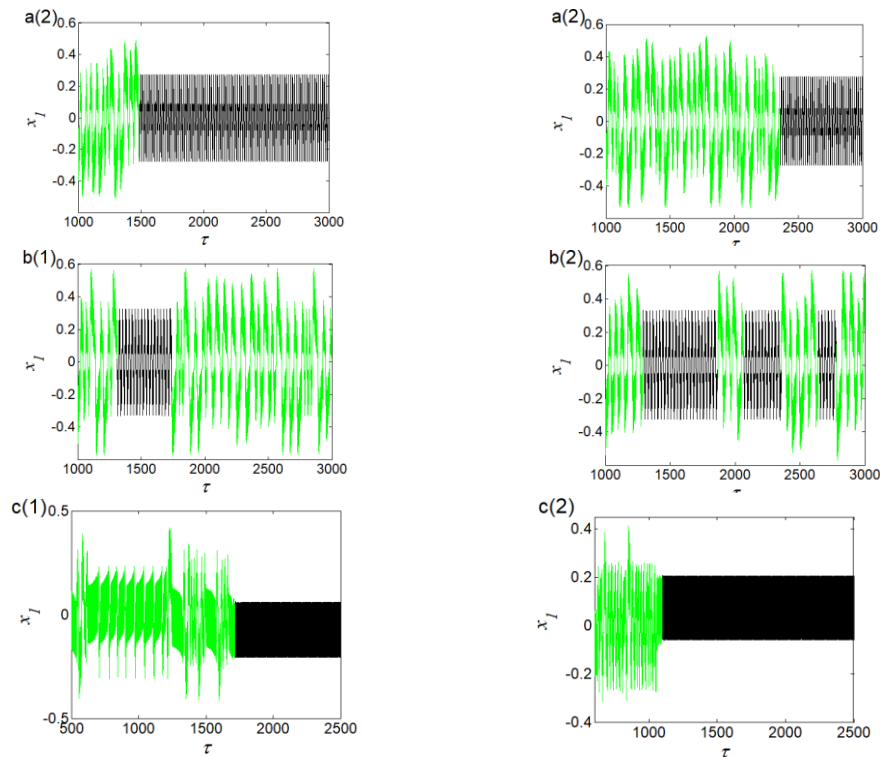


Рис. 8. Временные ряды, демонстрирующие сосуществование асимметричных переходных всплесковых колебаний при $b_{11}=1$ и $b_{11}=1.1$, где представлены хаотические всплесковые колебания и периодические колебания с предельными циклами периода 3 и периода 5 соответственно на подрисунках (а)–(б) при $d_1=0.31$. На подрисунке (с) показано сосуществование предельных циклов периода 1 и хаотических всплесковых колебаний при $b_{11}=0.712$, при фиксированном параметре $b_{21}=0.001$ и $d_1=0.3$, с начальными условиями $(0, 0, \pm 1.5, 0)$

$c_1=0.1, c_2=0.1, d_1=0.3, d_2=0.3, \sigma^2=0.2, \eta=10, I_1=0.2\sin(0.4\pi\tau)$, и начальных условиях $(0,0,\pm 1.5,0)$. Подобное явление асимметричных хаотических всплесковых осцилляций также отмечалось в литературе. В рамках транзиентных всплесковых режимов наблюдается появление хаотической всплесковой осцилляции, за которой после некоторого переходного времени следует транзиентное состояние (периодическое или стационарное). Транзиентное периодическое всплесковое поведение было представлено в работах [30, 31]. Аналогично, транзиентное хаотическое всплесковое поведение, состоящее из хаотической всплесковой осцилляции и стационарной точки, также описано в литературе [32]. Асимметричное сосуществование транзиентных хаотических всплесковых осцилляций, включающих хаотическую всплесковую осцилляцию и периодические колебания с предельными циклами периодов 3 и 5 при $b_{11}=1$ и $b_{11}=1.1$ соответственно, представлено на рис. 8,a,b при $d_1=0.31$. На рис. 8,c показано асимметричное сосуществование транзиентной хаотической всплесковой осцилляции, состоящей из хаотического всплескового режима и периодических колебаний с предельным циклом периода 1, при $b_{11}=0.712$ фиксированных параметрах $b_{21}=0.001, d_1=0.3$ и начальных условиях $(0,0,\pm 1.5,0)$. Зелёным цветом обозначена хаотическая всплесковая осцилляция, а периодическое состояние показано чёрным цветом. Насколько известно авторам, подобный характерный транзиентный асимметричный хаотический всплесковый режим с тремя различными аттракторами ранее не был описан для данной нейронной модели.

Заключение. В данной статье были исследованы эффекты нарушения симметрии на динамику модели нейрона обучения Табу (TLN) с двумя нейронами. Различные особенности динамического поведения этой модели были изучены с использованием классических методов анализа. Проведённый анализ показал, что параметр нарушения симметрии изменяет симметрию модели и приводит к появлению более сложных явлений, таких как асимметричное сосуществование нескольких аттракторов, асимметричные всплесковые колебания, а также асимметричные переходные всплесковые осцилляции и другие режимы. Влияние нарушения симметрии также было проанализировано с использованием двумерного показателя Ляпунова, построенного для трёх различных значений параметра управления симметрией при противоположных начальных условиях. Кроме того, в модели были обнаружены переходные хаотические всплесковые режимы. Полученные результаты открывают интересные перспективы для дальнейших исследований, таких как генерация случайных сигналов, процессы шифрования, синхронизация хаоса и другие направления.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Линь Х., Ван Ц., Дэн Ц., Сюй Ц., Дэн Ц., Чжоу Ц. Обзор хаотической динамики мемристорного нейрона и нейронной сети // Нелинейная динамика. – 2021. – 106 (1). – С. 959-73.
2. Фелл Й., Аксмахер Н. Роль фазовой синхронизации в процессах памяти // Обзоры природы: нейронауки. – 2011. – 12 (2). – С. 105-18.
3. Ма Дж., Тан Дж. Обзор динамики нейрона и нейронной сети // Нелинейная динамика. – 2017. – 89 (3). – С. 1569-78.
4. Ходжкин А.Л., Хаксли А.Ф. Количественное описание мембранного тока и его применение к проведению и возбуждению в нерве // Журнал физиологии. – 1952. – 117 (4). – С. 500-544.
5. Чай Т.Р. Хаос в трехпеременной модели возбудимой клетки // Physica D: Нелинейные явления. – 1985. – 16 (2). – С. 233-42.
6. Хиндмарш Дж.Л., Роуз Р. Модель нервного импульса с использованием двух дифференциальных уравнений первого порядка // Природа. – 1982. – 296 (5853). – С. 162-164.
7. Моррис К., Лекар Х. Колебания напряжения в гигантском мышечном волокне усоного рака // Биофизический журнал. – 1981. – 35 (1). – С. 193-213.
8. ФитцХью Р. Импульсы и физиологические состояния в теоретических моделях нервной мембраны // Биофизический журнал. – 1961. – 1 (6). – С. 445-66.
9. Хопфилд Дж.Дж. Нейроны с градуальным откликом обладают коллективными вычислительными свойствами, аналогичными свойствам двухсостоятельных нейронов // Тр. национальной академии наук. – 1984. – 81 (10). – С. 3088-92.
10. Боя Б.Ф.Б.А., Рамакришнан Б., Эффа Дж.Й., Кенге Дж., Раджагопал К. Влияние нарушения симметрии на динамику инерционной нейронной системы с немонотонной активационной функцией: теоретическое исследование, асимметричная мультистабильность и экспериментальное исследование // Physica A: Статистическая механика и ее приложения. – 2022. – 602. – 127458.

11. Чуа Л.О., Янг Л. Клеточные нейронные сети: теория // Тр. IEEE по схемам и системам. – 2002. – 35 (10). – С. 1257-72.
12. Бейер Д.А., Огьер Р.Г., редакторы. Табу обучение: метод поиска в нейронных сетях для решения невыпуклых оптимизационных задач // Тр. Международная совместная конференция IEEE по нейронным сетям 1991 года. – IEEE, 1991.
13. Чень Дж., Ли Ц.-Г. Проектирование схемы моделей нейронов с табу обучением и их динамическое поведение. – 2011.
14. Бао Б., Хоу Л., Чжу Ю., У Х., Чен М. Анализ бифуркаций и реализация схемы для модели нейрона с табу обучением // АЕУ-Международный журнал электроники и коммуникаций. – 2020. – 121. – 153235.
15. Чжу Д., Хоу Л., Чен М., Бао Б. Эксперименты на ПЛИС для демонстрации бистабильности в модели нейрона с табу обучением // Мир схем. – 2021. – 47 (2). – С. 194-205.
16. Хоу Л., Бао Х., Сюй Ц., Чен М., Бао Б. Сосуществование бесконечного множества нехаотических аттракторов в мемристормом нейроне с табу обучением на основе весов // Международный журнал бифуркаций и хаоса. – 2021. – 31 (12). – 2150189.
17. Дубла И.С., Нитаке Ц.Т., Эконде С., Цафак Н., Нкапкоп Ж.Д.Д., Кенгне Дж. Мультистабильность и схемная реализация двухнейронной модели с табу обучением: применение для защиты биомедицинских изображений в IoMT // Нейронные вычисления и приложения. – 2021. – 33 (21). – С. 14945-73.
18. Ли Х., Лу Й., Ли Ц. Динамика в модели нейрона с табу обучением на основе стимуляции // АЕУ-Международный журнал электроники и коммуникаций. – 2021. – 142. – 153983.
19. Дэн Ц., Ван Ц., Сунь Й., Дэн Ц., Ян Г. Многокрылый аттрактор, генерируемый мемристормым нейроном с табу обучением, с реализацией на ПЛИС и применением в шифровании // Тр. IEEE по схемам и системам I: Регулярные статьи. – 2024.
20. Боя Б.Ф.Б.А., Кенгне Дж., Нанфак А., Муни С.С., де Дье Нкапкоп Ж., Кенмо Г.Д. и др. Гиперхаос в динамике мемристормой модели нейрона с табу обучением под влиянием электромагнитного излучения: Применение в конфиденциальности биомедицинских данных // Франклин Опен. – 2025. – 10. – 100210.
21. Премрадж Д., Суреш К., Банерджи Т., Тамилмаран К. Задержка бифуркации в сети локально связанных систем "медленно-быстро" // Физическое обозрение Е. – 2018. – 98 (2). – 022206.
22. Премрадж Д., Суреш К., Тамилмаран К. Влияние времени обработки на задержку бифуркации в сети осцилляторов "медленно-быстро" // Хаос: Междисциплинарный журнал нелинейной науки. – 2019. – 29 (12).
23. Сатиядеви К., Картига С., Чандрасекар В., Сентилкумар Д., Лакиманан М. Спонтанное нарушение симметрии из-за компромисса между притягивающей и отталкивающей связями // Физическое обозрение Е. – 2017. – 95 (4). – 042301.
24. Понрасу К., Сатиядеви К., Чандрасекар В., Лакиманан М. Нарушение симметрии и затухание колебаний, вызванные сопряженной связью // Письма по еврофизике. – 2018. – 124 (2). – 20007.
25. Кенгне Дж. Сосуществование хаоса с гиперхаосом, бифуркацией удвоения периода-3 и переходным хаосом в гиперхаотическом осцилляторе с гираторами // Международный журнал бифуркаций и хаоса. – 2015. – 25 (04). – 1550052.
26. Боя Б.Ф.Б.А., Рамакришнан Б., Эффа Дж.Й., Кенгне Дж., Раджагопал К. Влияние тока смещения и управление мультистабильностью в трехмерной сети Хопфилда // Гелион. – 2023. – 9 (2).
27. Цзян Д., Нитаке Ц.Т., Лон Г., Аврейцевич Дж., Чжэн М., Цай Л. Новая модель нейрона с табу обучением с переменным градиентом активации и ее применение для защиты в здравоохранении // Хаос, солитоны и фракталы. – 2024. – 189. – 115632.
28. Боя Б.Ф.Б.А., Бабенко Л.К., Рангель-Магдалено Х.Д.Х., Кенгне Дж., Гарсон-Гонсалес Х.А., Веселов Г.Е. Нейронные сети Хопфилда с различными функциями активации: влияние переменных градиентов действия и эффектов электромагнитного излучения // Нейронные сети. – 2025. – 108333.
29. Цзоу Х., Лу Й., Ли В., Ли В., Чай С. Гетерогенная нейронная сеть Хопфилда с дискретным мемристормом: моделирование, динамика и применение в шифровании медицинских изображений // Экспертные системы с приложениями. – 2026. – 131457.
30. Боя Б.А., Фредерик Б., Данао А.А., Кенгне Л.К., Кенгне Дж. Аспекты управления и нарушения симметрии в модели инверсии геомагнитного поля // Хаос: Междисциплинарный журнал нелинейной науки. – 2023. – 33 (1).
31. Чжан С., Цзэн Й. Простая система типа джерка без положения равновесия: асимметричные сосуществующие скрытые аттракторы, бустерные колебания и двойные полные деревья Фейгенбаума // Хаос, солитоны и фракталы. – 2019. – 120. – С. 25-40.
32. Сюй Ц., Линь Й., Бао Б., Чен М. Множественные аттракторы в неидеальной активной управляемой напряжением мемристормой цепи Чуа // Хаос, солитоны и фракталы. – 2016. – 83. – С. 186-200.

REFERENCES

1. Lin' Kh., Van Ts., Den TS., Syuy Ts., Den Ts., Chzhou Ts. Obzor khaoticheskoy dinamiki memristornogo neyrona i neyronnoy seti [Review on chaotic dynamics of memristive neuron and neural network], *Nelineynaya dinamika* [Nonlinear Dynamics], 2021, 106 (1), pp. 959-73.
2. Fell Y., Akmakher N. Rol' fazovoy sinkhronizatsii v protsessakh pamyati [The role of phase synchronization in memory processes], *Obzory prirody: neyronauki* [Nature Reviews Neuroscience], 2011, 12 (2), pp. 105-18.
3. Ma Dzh., Tan Dzh. Obzor dinamiki neyrona i neyronnoy seti [A review for dynamics in neuron and neuronal network], *Nelineynaya dinamika* [Nonlinear Dynamics], 2017, 89 (3), pp. 1569-78.
4. Khodzhkin A.L., Khakli A.F. Kolichestvennoe opisanie membrannogo toka i ego primenenie k provedeniyu i vzbuzhdeniyu v nerve [A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve], *Zhurnal fiziologii* [The Journal of Physiology], 1952, 117 (4), pp. 500-544.
5. Chay T.R. Khaos v trekhperemennoy modeli vzbudimoy kletki [Chaos in a three-variable model of an excitable cell], *Physica D: Nelineynye yavleniya* [Physica D: Nonlinear Phenomena], 1985, 16 (2), pp. 233-42.
6. Khindmarsh Dzh.L., Rouz R. Model' nervnogo impul'sa s ispol'zovaniem dvukh differentsial'-nykh uravneniy pervogo poryadka [A model of the nerve impulse using two first-order differential equations], *Priroda* [Nature], 1982, 296 (5853), pp. 162-164.
7. Morris K., Lekar Kh. Kolebaniya napryazheniya v gigantskom myshechnom volokne usonogogo raka [Voltage oscillations in the barnacle giant muscle fiber], *Biofizicheskiy zhurnal* [Biophysical Journal], 1981, 35 (1), pp. 193-213.
8. FittsKh'yu R. Impul'sy i fiziologicheskie sostoyaniya v teoreticheskikh modelyakh nervnoy membrany [Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane], *Biofizicheskiy zhurnal* [Biophysical Journal], 1961, 1 (6), pp. 445-66.
9. Khopfid Dzh.Dzh. Neyrony s gradual'nym otklikom obladayut kolektivnymi vychislitel'nyimi svoystvami, analogichnymi svoystvam dvukhsostoyatel'nykh neyronov [Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons], *Tr. natsional'noy akademii nauk* [Proceedings of the National Academy of Sciences], 1984, 81 (10), pp. 3088-92.
10. Boya B.F.B.A., Ramakrishnan B., Effa Dzh.Y., Kengne Dzh., Radzhagopal K. Vliyanie narusheniya simmetrii na dinamiku inertionnoy neyronnoy sistemy s nemonotonnoy aktivatsionnoy funktsiyey: teoreticheskoe issledovanie, asimmetrichnaya mul'tistabil'nost' i eksperimental'noe issledovanie [The effects of symmetry breaking on the dynamics of an inertial neural system with a non-monotonic activation function: Theoretical study, asymmetric multistability and experimental investigation], *Physica A: Statisticheskaya mekhanika i ee prilozheniya* [Physica A: Statistical Mechanics and its Applications], 2022, 602, 127458.
11. Chua L.O., Yang L. Kletochnye neyronnye seti: teoriya [Cellular neural networks: Theory], *Tr. IEEE po skhemam i sistemam* [IEEE Transactions on Circuits and Systems], 2002, 35 (10), pp. 1257-72.
12. Beyer D.A., Ogier R.G., redaktory. Tabu obuchenie: metod poiska v neyronnykh setyakh dlya resheniya nevyvuklykh optimizatsionnykh zadach [Tabu learning: a neural network search method for solving nonconvex optimization problems], *Tr. Mezhdunarodnaya sovmestnaya konferentsiya IEEE po neyronnym setyam 1991 goda* [Proceedings 1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks]. IEEE, 1991.
13. Chen' Dzh., Li TS.-G. Proektirovanie skhemy modeley neyronov s tabu obucheniem i ikh dinamicheskoe povedenie [Circuit design of tabu learning neuron models and their dynamic behavior], 2011.
14. Bao B., Khou L., Chzhu Yu., U Kh., Chen M. Analiz bifurkatsiy i realizatsiya skhemy dlya modeli neyrona s tabu obucheniem [Bifurcation analysis and circuit implementation for a tabu learning neuron model], *AEU-Mezhdunarodnyy zhurnal elektroniki i kommunikatsiy* [AEU-International Journal of Electronics and Communications], 2020, 121, 153235.
15. Chzhu D., Khou L., Chen M., Bao B. Eksperimenty na PLIS dlya demonstratsii bistabil'nosti v modeli neyrona s tabu obucheniem [FPGA-based experiments for demonstrating bi-stability in tabu learning neuron model], *Mir skhem* [Circuit World], 2021, 47 (2), pp. 194-205.
16. Khou L., Bao Kh., Syuy Ts., Chen M., Bao B. Sosushchestvovanie beskonechnogo mnozhestva nechaoticheskikh attraktorov v memristornom neyrone s tabu obucheniem na osnove vesov [Coexisting infinitely many nonchaotic attractors in a memristive weight-based tabu learning neuron], *Mezhdunarodnyy zhurnal bifurkatsiy i khaosa* [International Journal of Bifurcation and Chaos], 2021, 31 (12), 2150189.
17. Dubla I.S., Nitake Ts.T., Ekonde S., Tsafak N., Nkapkop Zh.D.D., Kengne Dzh. Mul'tistabil'nost' i skhemnaya realizatsiya dvukhneyronnoy modeli s tabu obucheniem: primenenie dlya zashchity biomeditsinskiykh izobrazheniy v IoMT [Multistability and circuit implementation of tabu learning two-neuron model: application to secure biomedical images in IoMT], *Neyronnye vychisleniya i prilozheniya* [Neural Computing and Applications], 2021, 33 (21), pp. 14945-73.
18. Li Kh., Lu Y., Li Ts. Dinamika v modeli neyrona s tabu obucheniem na osnove stimulyatsii [Dynamics in stimulation-based tabu learning neuron model], *AEU-Mezhdunarodnyy zhurnal elektroniki i kommunikatsiy* [AEU-International Journal of Electronics and Communications], 2021, 142, 153983.

19. Den Ts., Van Ts., Sun' Y., Den Ts., Yan G. Mnogokrylyy attraktor, generiruemyy memristornym neyronom s tabu obucheniem, s realizatsiey na PLIS i primeneniem v shifrovanii [Memristive tabu learning neuron generated multi-wing attractor with FPGA implementation and application in encryption], *Tr. IEEE po skhemam i sistemam I: Regul'yarnye stat'i* [IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers], 2024.
20. Boya B.F.B.A., Kengne Dzh., Nanfak A., Muni S.S., de D'e Nkapkop Zh., Kenmo G.D. i dr. Giperkhaos v dinamike memristornoy modeli neyrona s tabu obucheniem pod vliyaniem elektromagnitnogo izlucheniya: Primenenie v konfidentsial'nosti biomeditsinskikh dannykh [Hyperchaos on the dynamics of memristive Tabu learning neuron model under influence of electromagnetic radiation: Application in biomedical data privacy], *Franklin Open* [Franklin Open], 2025, 10, 100210.
21. Premradzh D., Suresh K., Banerdzhi T., Tamilmaran K. Zaderzhka bifurkatsii v seti lokal'no svyazannykh sistem "medlenno-bystro" [Bifurcation delay in a network of locally coupled slow-fast systems], *Fizicheskoe obozrenie E* [Physical Review E], 2018, 98 (2), 022206.
22. Premradzh D., Suresh K., Tamilmaran K. Vliyanie vremeni obrabotki na zaderzhku bifurkatsii v seti ostsillyatorov "medlenno-bystro" [Effect of processing delay on bifurcation delay in a network of slow-fast oscillators], *Khaos: Mezhdistsiplinarnyy zhurnal nelineynoy nauki* [Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science], 2019, 29 (12).
23. Satiyadevi K., Kartiga S., Chandrasekar V., Sentilkumar D., Lakshmanan M. Spontannoe narushenie simmetrii iz-za kompromissa mezhdu prityagivayushchey i ottalkivayushchey svyaziyami [Spontaneous symmetry breaking due to the trade-off between attractive and repulsive couplings], *Fizicheskoe obozrenie E* [Physical Review E], 2017, 95 (4), 042301.
24. Ponrasu K., Satiyadevi K., Chandrasekar V., Lakshmanan M. Narushenie simmetrii i zatukhanie kolebaniy, vyzvannye sopryazhennoy svyaz'yu [Conjugate coupling-induced symmetry breaking and quenched oscillations], *Pis'ma po evrofizike* [Europhysics Letters], 2018, 124 (2), 20007.
25. Kengne Dzh. Sosushchestvovanie khaosa s giperkhaosom, bifurkatsiey udvoeniya perioda-3 i perekhodnym khaosom v giperkhaoticheskom ostsillyatore s giratorami [Coexistence of chaos with hyperchaos, period-3 doubling bifurcation, and transient chaos in the hyperchaotic oscillator with gyrators], *Mezhdunarodnyy zhurnal bifurkatsiy i khaosa* [International Journal of Bifurcation and Chaos], 2015, 25 (04), 1550052.
26. Boya B.F.B.A., Ramakrishnan B., Effa Dzh.Y., Kengne Dzh., Radzhagopal K. Vliyanie toka smeshcheniya i upravlenie mul'tistabil'nost'yu v trekhmernoy seti Khopfilda [Effects of bias current and control of multistability in 3D hopfield neural network], *Gelion* [Heliyon], 2023, 9 (2).
27. Tszyan D., Nitake Ts.T., Lon G., Avreytsevich Dzh., Chzhen M., Tsay L. Novaya model' neyrona s tabu obucheniem s peremennym gradientom aktivatsii i ee primenenie dlya zashchity v zdравookhranении [Novel tabu learning neuron model with variable activation gradient and its application to secure healthcare], *Khaos, solitony i fraktaly* [Chaos, Solitons & Fractals], 2024, 189, 115632.
28. Boya B.F.B.A., Babenko L.K., Rangel'-Magdaleno Kh.D.Kh., Kengne Dzh., Garson-Gonsales Kh.A., Veselov G.E. Neyronnye seti Khopfilda s razlichnymi funktsiyami aktivatsii: vliyanie peremennykh gradientov deystviya i effektiv elektromagnitnogo izlucheniya [Hopfield neural networks with diverse activation functions: impact of variable action gradients and electromagnetic radiation effects], *Neyronnye seti* [Neural Networks], 2025, 108333.
29. Tszou Kh., Lu Y., Li V., Li V., Chay S. Geterogennaya neyronnaya set' KHopfilda s diskretnym memristorom: modelirovanie, dinamika i primenenie v shifrovanii meditsinskikh izobrazheniy [A heterogeneous Hopfield neural network with discrete memristor: modeling, dynamics, and application in medical image encryption], *Ekspertnye sistemy s prilozheniyami* [Expert Systems with Applications], 2026, 131457.
30. Boya B.A., Frederik B., Danao A.A., Kengne L.K., Kengne Dzh. Aspekty upravleniya i narusheniya simmetrii v modeli inversii geomagnitnogo polya [Control and symmetry breaking aspects of a geomagnetic field inversion model], *Khaos: Mezhdistsiplinarnyy zhurnal nelineynoy nauki* [Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science], 2023, 33 (1).
31. Chzhan S., Tszen Y. Prostaya sistema tipa dzherka bez polozheniya ravnovesiya: asimmetrichnye sosushchestvuyushchie skrytye attraktory, busternye kolebaniya i dvoynye polnye derev'ya Feygenbauma [A simple Jerk-like system without equilibrium: Asymmetric coexisting hidden attractors, bursting oscillation and double full Feigenbaum remerging trees], *Khaos, solitony i fraktaly* [Chaos, Solitons & Fractals], 2019, 120, pp. 25-40.
32. Syuy Ts., Lin' Y., Bao B., Chen M. Mnozhestvennye attraktory v neideal'noy aktivnoy upravlyаемой napryazheniem memristornoy tsepi Chua [Multiple attractors in a non-ideal active voltage-controlled memristor based Chua's circuit], *Khaos, solitony i fraktaly* [Chaos, Solitons & Fractals], 2016, 83, pp. 186-200.

Буй А Боя Бертран Фредерик – Южный федеральный университет; e-mail: buiaboia@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79525806611; аспирант.

Boui A Boya Bertrand Frederick – Southern Federal University; e-mail: buiaboia@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79525806611; postgraduate student.