

ВРЕМЕННОЕ КОДИРОВАНИЕ БИНАРНЫХ ОБРАЗОВ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ ИМПУЛЬСНЫХ НЕЙРОМОРФНЫХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ НАНОКОМПОЗИТНЫХ МЕМРИСТОРОВ

© 2021 г. К. Э. Никируй^{1,*}, А. В. Емельянов¹, А. В. Ситников¹, В. В. Рыльков^{1,2}, В. А. Демин¹

¹ Национальный исследовательский центр “Курчатовский институт”, Москва, Россия

² Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Фрязино, Россия

*E-mail: NikiruyKristina@gmail.com

Поступила в редакцию 02.07.2021 г.

После доработки 03.08.2021 г.

Принята к публикации 03.08.2021 г.

Исследованы мемристивные структуры металл/наноккомпозит/металл (М/НК/М) на базе НК $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$. Показано, что такие мемристоры способны изменять свою проводимость согласно биоподобным правилам пластичности, зависящей от моментов импульсов (spike-timing-dependent plasticity, STDP). Построена импульсная нейронная сеть с четырьмя пресинаптическими входами, связанными мемристорами-синапсами с постсинаптическим пороговым нейроном-интегратором, в которой с использованием правила STDP реализована кластеризация образов с временным кодированием. Таким образом, продемонстрирована принципиальная возможность использования более эффективного по сравнению с популяционно-частотным кодированием метода временного кодирования информации при самообучении импульсных нейроморфных систем с синаптическими весами на основе наноккомпозитных мемристоров.

DOI: 10.1134/S1992722321060169

ВВЕДЕНИЕ

Вычислительные системы, базирующиеся на архитектуре фон Неймана, успешно справляются с большинством современных задач с детерминированными алгоритмами решения, однако их применение при решении плохо определенных когнитивных задач (распознавание образов, обработка текстов и речи, прогнозирование, планирование, управление и т.д.) весьма энергозатратно и почти всегда не оптимально с точки зрения скорости вычислений [1]. В этом отношении нейроморфные вычислительные системы на базе мемристоров, эмулирующих синаптические контакты между искусственными нейронами, могут оказаться значительно более производительными и энергоэффективными [2, 3]. В частности, в последнее время были продемонстрированы многообещающие результаты по реализации искусственных нейронных сетей на основе мемристивных синапсов, таких как перцептроны [4, 5], кратковременная и долговременная память [6], резервуарные системы [7] и импульсные нейронные сети с простой архитектурой [8, 9]. Интересны также эксперименты по дофаминоподобной модуляции резистивного состояния мемристивных синапсов [10], возможности оптического контроля их состояния [11] или работы по наблю-

дению эффектов резистивного переключения мемристоров второго порядка, аналог которых наблюдается и для биологических синапсов [12].

В случае так называемых формальных нейронных сетей точность их работы критически зависит от доступного объема размеченных экспертами данных для обучения и числа слоев в многослойной архитектуре, что ограничивает круг решаемых задач (наличием соответствующих тренировочных выборок) и снижает энергоэффективность и скорость вычислений уже обученной системы [13].

Недавние исследования мемристивных импульсных нейроморфных систем (ИНС) показали, что при их обучении с использованием биоподобных алгоритмов, например по правилам синаптической пластичности, зависящей от моментов импульсов (англ. spike-timing-dependent plasticity, STDP), удается значительно снизить зависимость точности классификации образов от разброса характеристик мемристоров [14–16]. Более того, использование данного правила при обучении ИНС обеспечивает самоадаптацию мемристоров, веса которых в случае фиксированных входных и выходной последовательностей импульсов не зависят от их начальных состояний, а определяются только информацией, закодированной в задерж-

ках между импульсами [17–19]. Несмотря на большой потенциал, вычислительные возможности ИНС не были широко продемонстрированы, особенно в сравнении с формальными сетями, в первую очередь из-за недостатка эффективных алгоритмов обучения [20].

Для обучения ИНС по правилам STDP наиболее перспективными подходами являются популяционно-частотное или временное кодирование информации [21]. При частотном кодировании используются средние частоты срабатывания нейронов (генерации импульсов, или спайков) в пределах выбранного небольшого временного окна (популяцией таких нейронов кодируется многомерный образ), при кодировании временным сдвигом (временном кодировании) величина сигнала считается тем выше, чем ближе точные моменты генерации пресинаптических спайков к событию генерации импульса постсинаптическим нейроном (или наоборот) [22]. Кодирование аналогового значения входного сигнала через частоту срабатывания нейрона, как правило, требует довольно большого числа спайков, что снижает энергоэффективность и производительность вычислений сети по сравнению с одиночными импульсами в каждом пресинаптическом канале для способа кодирования временным сдвигом [23]. Кроме того, при временном кодировании значительно большее число комбинаций сигнала в виде пространственно-временных паттернов может быть распознано постсинаптическим нейроном, чем в случае частотного кодирования, что обуславливает существенно большую информационную емкость временного способа представления информации. В указанных отношениях кодирование информации временным сдвигом выглядит более перспективным подходом [22, 24].

В [19, 24, 25] была продемонстрирована возможность частотно-кодированного обучения ИНС на базе нанокондитивных (НК) мемристоров с НК вида $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$. Выявлено, что обучение ИНС возможно при соотношении частот 10: 1, а долговременная память может поддерживаться низкочастотным сигналом даже в случае использования мемристоров с конечным временем удержания своего резистивного состояния. Цель настоящей работы заключалась в изучении возможности и особенностей обучения ИНС на базе НК-мемристоров с временным кодированием информации.

ОБРАЗЦЫ И МЕТОДЫ

В работе использовались мемристоривные структуры конденсаторного типа металл/нанокондитив/металл (М/НК/М) на основе НК $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ ($x \approx 10$ ат. %), синтезированные методом ионно-лучевого распыле-

ния составной мишени на ситалловых подложках [26]. Композит осаждался на подложки, предварительно покрытые металлической пленкой Cr/Cu/Cr, выступающей в роли нижнего контакта. Верхние контактные площадки наносились через металлическую маску с размером отверстий 0.5×0.2 мм².

Электрофизические исследования структур М/НК/М выполняли с помощью четырехканального источника-измерителя PXIe-4140 (National Instruments) на аналитической зондовой станции PM5 (Cascade Microtech). Вольт-амперные характеристики (ВАХ) получали при заземленном нижнем электроде и развертке напряжения смещения U верхнего электрода по линейному закону в последовательности от $0 \rightarrow +U_0 \rightarrow 0 \rightarrow -U_0 \rightarrow 0$ с шагом 0.1 В и длительностью 50 мс, $U_0 = 10$ В.

Для проверки возможности изменения весов (проводимостей) мемристоривных НК-структур согласно правилам STDP в качестве пресинаптического входа использовали нижний контакт структуры, в качестве постсинаптического – верхний (при этом потенциал отсчитывается относительно нижнего электрода). Измерения проводимости осуществляли до и после подачи спайков (импульсов напряжения специальной формы).

Для изучения возможности использования схемы временного кодирования бинарных образов при обучении ИНС с мемристоривными связями была построена простая сеть, состоящая из четырех пресинаптических нейронов и одного постсинаптического порогового нейрона, соединенных мемристоривными НК-синапсами. Нейроны были запрограммированы с помощью источника-измерителя PXIe-4140 в среде LabView.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Ранее было установлено, что мемристоривные структуры на основе НК $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ обладают резистивными переключениями (РП) с большим соотношением сопротивлений в низко- и высокопроводящем состояниях (>100), количеством переключений $>10^6$ и числом промежуточных состояний $>2^8$ [3, 27]. В условиях резистивных переключений в ВАХ наблюдается гистерезис (рис. 1), который носит плавный характер, указывая на относительно слабую роль стохастических процессов в эффекте РП. Последнее связываем с многофиламентным характером РП, обусловленным гранулированным характером НК, наличием в нем большого числа диспергированных атомов Co и Fe (до $\sim 10^{22}$ см⁻³) и самоорганизующимся формированием около нижнего электрода структуры высокоомной прослойки (~ 10 нм) чистого (без примесей металлов) аморфного LiNbO₃ в процессе синтеза образцов [28]. При первых циклах РП происходит нуклеация

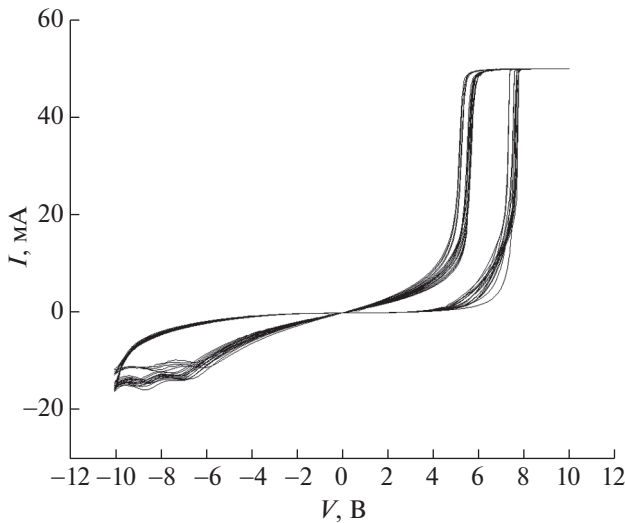


Рис. 1. ВАХ четырех мемристоров, использованных для построения импульсной нейроморфной сети.

диспергированных атомов вокруг перколяционных цепочек наногранул CoFe, что приводит к образованию металлизированных нитевидных наноканалов, соединяющих верхний электрод структуры М/НК/М с аморфной прослойкой LiNbO₃, определяющей ее сопротивление. Количество наноканалов и глубина их проникновения в аморфную прослойку LiNbO₃ целиком контролируют общее резистивное состояние структуры, чем обеспечивается высокая устойчивость и многоуровневый характер РП.

Преимуществом НК-мемристоров является возможность изменения их проводимости квазинепрерывно в широком окне [28], в том числе по правилам STDP [9]. В экспериментах с STDP использовали одинаковые пре- и постсинаптические спайки, представляющие собой парные разнополярные прямоугольные импульсы с одина-

ковыми амплитудой 5 В и длительностью 400 мс (рис. 2а). Изменение относительной проводимости (ΔG) зависит от межспайкового интервала (Δt): при малой задержке между ними разность потенциалов на мемристоре оказывается достаточной для изменения его проводимости. При этом, если пресинаптический спайк возникает раньше постсинаптического ($\Delta t > 0$), наблюдается увеличение проводимости (потенциация), в обратном случае ($\Delta t < 0$) наблюдается уменьшение проводимости мемристора (депрессия) (рис. 2б). Аналогичная зависимость наблюдается для биологических синапсов [29]. Возможность аппаратной реализации STDP на мемристивных структурах М/НК/М обуславливает их использование в качестве синаптических связей в ИНС.

С помощью полученных результатов протестирована работоспособность простой ИНС с временным кодированием входного сигнала, которая состояла из четырех пресинаптических нейронов и постсинаптического порогового нейрона-интегратора без утечки, соединенных мемристивными НК-синапсами (рис. 3а). На входы последовательно подавали различные бинарные образы, состоящие из логических “1” и “0”. Кодирование образов было реализовано путем сдвига момента подачи спайка от начала цикла обучения. Для логической “1” спайк подавали в начале цикла, а для логического “0” – через 200 мс при общем периоде одного цикла 1 с (рис. 3б). За счет изменения времени начала пресинаптического импульса результирующее напряжение на мемристоре при генерации постсинаптического спайка является положительным для “1” (соответствует $\Delta t > 0$) и отрицательным для “0” (соответствует $\Delta t < 0$). После 100 таких циклов обучения отношение проводимостей для четырех различных образов составило ~10, спустя 500 с – около двух (рис. 4). Уменьшение отношения значений проводимости происходит из-за

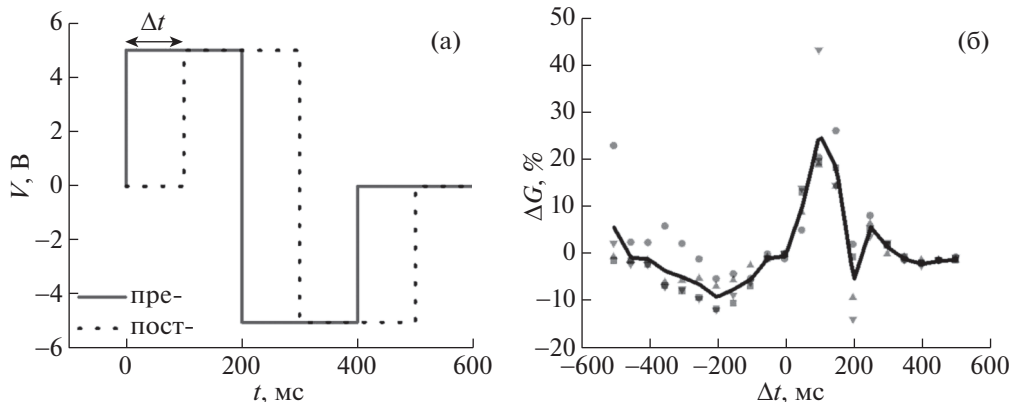


Рис. 2. Пре- и постсинаптические импульсы напряжения (спайки) (а). Окно STDP: зависимость изменения проводимости от межспайкового интервала для четырех мемристоров (символы) и среднее значение (сплошная линия) (б).

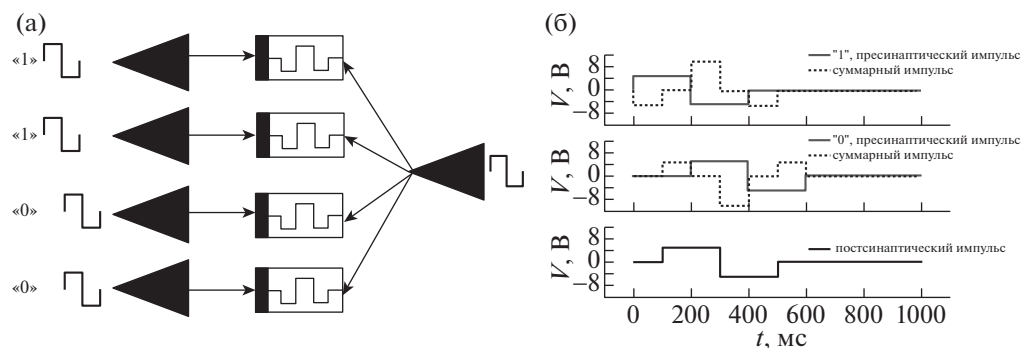


Рис. 3. Схема построения импульсной нейроморфной сети (а) и подачи спайков (б).

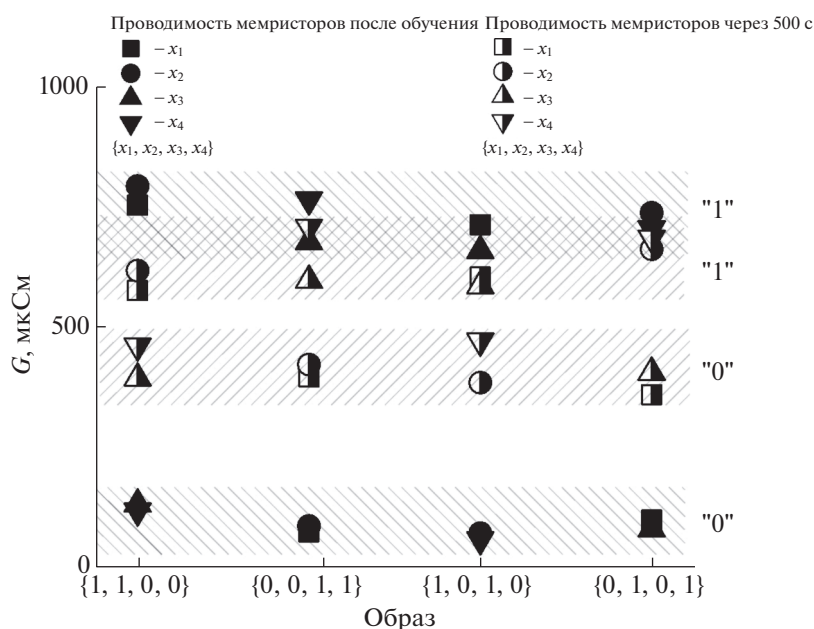


Рис. 4. Результат обучения импульсной нейроморфной сети сразу после 100 циклов обучения и через 500 с.

релаксации резистивного состояния после воздействия электрическими импульсами (рис. 5). Время релаксации, характеризующее длительность сохранения резистивного состояния, составило ~ 50 с для используемых мемристивных элементов. При этом для низкопроводящего состояния после резкого увеличения проводимости наблюдается ее постепенное уменьшение, в результате чего отношение проводимостей растет (рис. 5). На рис. 4 видно, что итоговое состояние системы однозначно соответствует образам, поданным на пресинаптические входы.

В отличие от работ [17–19, 30–32], демонстрирующих обучение на основе правил STDP, в данной работе показана возможность обучения аппаратной ИНС при временном кодировании образа. Отметим, что для однозначности интерпретации полу-

чаемых результатов использовали бинарные образы, хотя также может быть осуществлено обучение распознаванию паттерна из аналоговых сигналов с использованием подходящей формы окна STDP. Действительно, непрерывное изменение проводимости, соответствующее заданному образу, происходит в зависимости от межспайкового интервала, который возникает между входным и выходным импульсами, при этом величина изменения напрямую определяется формой и амплитудой кривой в окне STDP, которое в свою очередь зависит от параметров спайков. При использовании спайков другой формы (бигеугольной, пилообразной, синусоидальной) окно STDP качественно не изменяется [10], в связи с чем обучение ИНС при временном кодировании можно ожидать и для других форм спайков.

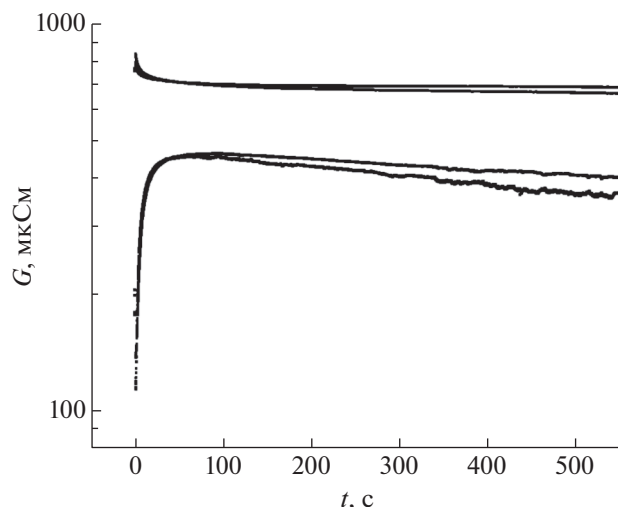


Рис. 5. Изменение проводимости четырех мемристоров в зависимости от времени после обучения импульсной нейроморфной сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Показана возможность решения задачи кластеризации бинарных образов, кодируемых методом временного сдвига, простой импульсной нейроморфной системой с синаптическими связями на основе НК-мемристоров с активным слоем вида $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ ($x \approx 10$ ат. %). После 100 циклов обучения отношение проводимостей для четырех различных образов составило ~ 10 , спустя 500 с – стабильно не менее двух (с учетом релаксации резистивных состояний мемристоров). Это определяет принципиальную пригодность мемристивных НК-структур и систем на их основе к самообучению распознавания образов с временным кодированием информации наряду с ранее продемонстрированной возможностью обучения ИНС с нанокompозитными мемристивными весами кластеризации популяционно-частотных паттернов. Таким образом, в будущих исследованиях могут быть построены системы на базе НК-мемристоров с гибридными методами кодирования информации, что расширяет перспективы их использования при разработке универсальных нейроморфных вычислительных систем.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации (МК-2203.2021.1.2) в части изучения электрофизических свойств образцов мемристоров и Российского научного фонда (грант № 18-79-10253) в части обучения импульсной нейроморфной сети сигналами с временным кодированием. Исследования выполнены на оборудовании ресурсного центра электрофизических методов (НИЦ “Курчатовский институт”).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Berggren K., Xia Q., Likharev K.K. et al. // *Nanotechnology*. 2021. V. 32. P. 012002. <https://doi.org/10.1088/1361-6528/aba70f>
2. Shehanikov S., Zuev A., Bordanov I. et al. // *Chaos, Solitons and Fractals*. 2021. V. 142. P. 110504. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110504>
3. Рьльков В.В., Емельянов А.В., Николаев С.Н. и др. // *ЖЭТФ*. 2020. Т. 158. № 1 (7). С. 164. <https://doi.org/10.31857/S0044451020070159>
4. Prezioso M., Merrih-Bayat F., Hoskins B.D. et al. // *Nature*. 2015. V. 521. P. 61. <https://doi.org/10.1038/nature14441>
5. Emelyanov A.V., Lapkin D.A., Demin V.A. et al. // *AIP Adv*. 2016. V. 6. № 11. P. 111301. <https://doi.org/10.1063/1.4966257>
6. Li C., Wang Z., Rao M. et al. // *Nature Machine Intelligence*. 2019. V. 1. P. 49. <https://doi.org/10.1038/s42256-018-0001-4>
7. Moon J., Ma W., Shin J.H. et al. // *Nature Electronics*. 2019. V. 2. № 10. P. 480. <https://doi.org/10.1038/s41928-019-0313-3>
8. Pisarev A.D., Busygin A.N., Udovichenko S.Y. et al. // *Microelectron. J.* 2020. V. 102. P. 104827. <https://doi.org/10.1016/j.mejo.2020.104827>
9. Andreeva N.V., Ryndin E.A., Gerasimova M.I. // *BioNanoSci*. 2020. V. 10. № 4. P. 824. <https://doi.org/10.1007/s12668-020-00778-210>
10. Lapkin D.A., Korovin A.N., Malakhov S.N. et al. // *Adv. Electron. Mater.* 2020. V. 6. № 10. P. 1. <https://doi.org/10.1002/aelm.202000511>
11. Matsukatova A.N., Emelyanov A.V., Minnekhanov A.A. et al. // *Appl. Phys. Lett.* 2020. V. 117. № 24. P. 243501. <https://doi.org/10.1063/5.0030069>
12. Zhang Y., Wang Z., Zhu J. et al. // *Appl. Phys. Rev.* 2020. V. 7. P. 011308. <https://doi.org/10.1063/1.5124027>
13. Querlioz D., Bichler O., Dollfus P. et al. // *IEEE Trans. Nanotechnol.* 2013. V. 12. № 3. P. 288. <https://doi.org/10.1109/TNANO.2013.2250995>
14. Brivio S., Conti D., Nair M.V. et al. // *Nanotechnology*. 2019. V. 30. P. 015102. <https://doi.org/10.1088/1361-6528/aae81c>
15. Demin V.A., Nekhaev D.V., Surazhevsky I.A. et al. // *Neural Networks*. 2021. V. 134. P. 64. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.11.005>
16. Prezioso M., Mahmoodi M.R., Merrih-Bayat F. et al. // *Nature Commun.* 2018. V. 9. P. 5311. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-07757-y>
17. Никурий К.Э., Емельянов А.В., Рьльков В.В. и др. // *Письма в ЖТФ*. 2019. Т. 45. № 8. С. 19. <https://doi.org/10.21883/PJTF.2019.08.47615.17712>
18. Emelyanov A.V., Nikiryu K.E., Serenko A.V. et al. // *Nanotechnology*. 2020. V. 31. P. 045201. <https://doi.org/10.1088/1361-6528/ab4a6d>
19. Xia Q., Yang J.J. // *Nature Mater.* 2019. V. 18. P. 309. <https://doi.org/10.1038/s41563-019-0291-x>
20. Sboev A., Serenko A., Rybka R. et al. // *Math. Methods Appl. Sci.* 2020. P. 1. <https://doi.org/10.1002/mma.6241>

21. *Stöckl C., Maass W.* // Nature Machine Intelligence. 2021. V. 3. № 3. P. 230.
<https://doi.org/10.1038/s42256-021-00311-4>
22. *Sboev A., Vlasov D., Rybka R. et al.* // Procedia Computer Science. 2018. V. 145. P. 458.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.107>
23. *Surazhevsky I.A., Demin V.A., Piyasov A.I. et al.* // Chaos, Solitons and Fractals. 2021. V. 146. P. 110890.
<https://doi.org/10.1016/j.chaos.2021.110890>
24. *Ильясов А.И., Емельянов А.В., Никируй К.Э. и др.* // Письма в ЖТФ. 2021. Т. 47. № 13. С. 3.
<https://doi.org/10.21883/pjtf.2021.13.51112.18750>
25. *Рыльков В.В., Николаев С.Н., Демин В.А. и др.* // ЖЭТФ. 2018. Т. 153. № 3. С. 424.
<https://doi.org/10.7868/S0044451018030094>
26. *Nikiruy K.E., Emelyanov A.V., Demin V.A. et al.* // AIP Adv. 2019. V. 9. P. 065116.
<https://doi.org/10.1063/1.5111083>
27. *Martyshov M.N., Emelyanov A.V., Demin V.A. et al.* // Phys. Rev. Appl. 2020. V. 14. P. 034016.
<https://doi.org/10.1103/PhysRevApplied.14.034016>
28. *Hennequin G., Agnes E.J., Vogels T.P.* // Annu. Rev. Neurosci. 2017. V. 40. № 1. P. 557.
<https://doi.org/10.1146/annurev-neuro-072116-031005>
29. *Covi E., George R., Frascaroli J. et al.* // J. Phys. D: Appl. Phys. 2018. V. 51. P. 34003.
<https://doi.org/10.1088/1361-6463/aad361>
30. *Serb A., Bill J., Khat A. et al.* // Nature Commun. 2016. V. 7. P. 12611.
<https://doi.org/10.1038/ncomms12611>
31. *Wang Z., Joshi S., Savel'ev S. et al.* // Nature Electronics. 2018. V. 1. P. 137.
<https://doi.org/10.1038/s41928-018-0023-2>