

08.3

Частотно-кодированное управление проводимостью мемристоров на базе наноразмерных слоев LiNbO_3 и композита $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ в обучаемых импульсных нейроморфных сетях

© А.И. Ильясов^{1,2}, А.В. Емельянов¹, К.Э. Никируй¹, А.А. Миннеханов¹, Е.В. Кукуева¹,
И.А. Суражевский¹, А.В. Ситников¹, В.В. Рыльков^{1,3}, В.А. Демин¹

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

² Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

³ Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Фрязино, Московская обл., Россия

E-mail: sashailiasov99@gmail.com

Поступило в Редакцию 2 марта 2021 г.

В окончательной редакции 2 марта 2021 г.

Принято к публикации 19 марта 2021 г.

Изучены мемристивные свойства конденсаторных структур $\text{Cu}/\text{нанокомпозит}/\text{LiNbO}_3/\text{Cu}$ на основе нанокомпозита $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ и аморфной прослойки LiNbO_3 с толщинами около 40 и 20 нм соответственно. Установлено, что данные структуры обладают относительно низкими напряжениями ($\sim 2\text{ V}$) резистивного переключения при устойчивости к циклическим переключениям более 10^4 из-за формирования проводящих каналов в LiNbO_3 в фиксированных областях, задаваемых положением перколяционных цепочек из CoFe -наногранул в нанокомпозите. Показано, что проводимость мемристоров $\text{Cu}/\text{нанокомпозит}/\text{LiNbO}_3/\text{Cu}$ может изменяться по локальным биоподобным правилам. Реализована простая нейроморфная сеть на базе данных мемристоров, обучаемая путем подачи на ее входы частотно-кодированного шумового сигнала.

Ключевые слова: мемристор, нанокомпозит, резистивное переключение, электронный мемристивный синапс, импульсная нейроморфная сеть.

DOI: 10.21883/PJTF.2021.13.51112.18750

Компьютерные системы, имеющие архитектуру фон Неймана, успешно справляются с большинством современных вычислительных задач, однако их применение при решении антропоморфных задач не всегда оптимально [1]. В этом отношении нейроморфные вычислительные сети на базе мемристоров, имитирующих синапсы, могут оказаться значительно более эффективными [2,3]. В частности, в последнее время были продемонстрированы перцептроны [4], кратковременная–долговременная память [5] и резервуарные вычислители [6] на основе мемристивных систем, эксперименты по дофаминоподобной модуляции их резистивного переключения (РП) [7] или наблюдению эффектов второго порядка, присущих биологическим синапсам [8].

Обучение формальных нейроморфных систем требует знания текущего состояния каждого синаптического веса и возможности его изменения на заданную величину, что затруднительно из-за разброса характеристик мемристоров от устройства к устройству [9]. Недавние исследования мемристивных импульсных нейроморфных сетей (ИНС) показали, что при их обучении по биоподобным алгоритмам, например по правилам пластичности, зависящей от временных интервалов между импульсами (spike-timing-dependent plasticity, STDP), удается значительно снизить зависимость точности классификации образов от разброса характеристик мемристоров [10–12], а

также обеспечить самоадаптацию мемристивных весов, которые в этом случае определяются только последовательностью входных импульсов, т.е. не зависят от начальных состояний мемристоров [13,14]. Несмотря на большой потенциал, вычислительные возможности ИНС не были широко продемонстрированы в сравнении с формальными НС, в первую очередь из-за недостатка эффективных алгоритмов обучения [15]. Различные стохастические и шумовые эффекты могут привести новые подходы в этой области [16].

Для построения эффективных ИНС на базе мемристоров последние должны иметь низкие напряжения ($< 3\text{ V}$) РП U_{RS} для совместимости с КМОП-схемами, устойчивость к многократным циклическим РП и их многоуровневый характер (пластичность). В наших недавних работах было показано, что мемристивные структуры металл/нанокомпозит/металл ($M/\text{НК}/M$) на базе НК $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ (CoFeB-LNO) демонстрируют стабильные многократные РП ($> 10^6$), высокую пластичность (> 256 состояний), длительное время удержания резистивных состояний ($> 10^5\text{ s}$) [3]. Однако U_{RS} в таких структурах довольно высоки ($U_{RS} \approx 3-6\text{ V}$) и определяются толщиной прослойки LNO ($d_{ox} \sim 5-15\text{ nm}$), слоя НК (обычно $d_{nc} = 1.5-2.5\text{ }\mu\text{m}$) и близостью содержания металла x к порогу перколяции [7,14,17]. Уменьшение

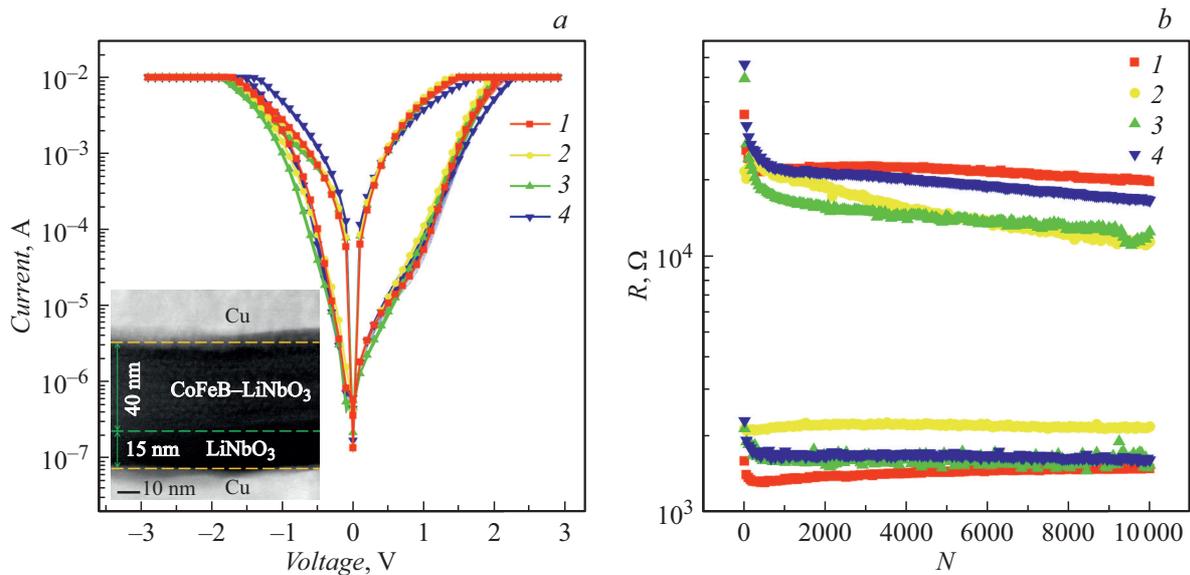


Рис. 1. *a* — вольт-амперные характеристики четырех мемристоров Cu/НК/LNO/Cu, полученные путем 50-кратных циклирования. Кривые демонстрируют типичную ВАХ (выборку). Скорость развертки по напряжению составляла 2 V/s, использовалось ограничение по току на уровне 10 мА при обеих полярностях напряжения. *b* — устойчивость мемристоров Cu/НК/LNO/Cu при циклических РП из высокоомного в низкоомное состояние и обратно. Для наглядности число точек на графиках уменьшено в 50 раз. На вставке — темнопольное ПРЭМ-изображение поперечного среза мемристивной структуры $M/НК/LNO/M$.

слоя НК до $d_{nc} \approx 10$ nm приводит при $d_{ox} \approx 40$ nm к снижению U_{RS} до ~ 2 V [18]. При этом, однако, РП структур $M/НК/LNO/M$ оказываются сильно нестабильными вследствие недостаточной толщины слоя НК для образования перколяционных цепочек из наногранул CoFe [18]. В настоящей работе рассмотрен случай, когда оба слоя НК и LNO достаточно тонкие, но выполняются условия $d_{nc} \geq d_{ox}$, L ($L \sim 10-30$ nm — радиус корреляции перколяционного кластера [3]). Показано, что РП в этом случае стабильны, пластичны и происходят при $U_{RS} \approx 2$ V. На базе данных мемристоров была реализована простая ИНС, обучаемая частотно-кодированным шумовым сигналом.

Мемристивные структуры $M/НК/LNO/M$ в конденсаторной геометрии синтезированы методом ионно-лучевого распыления [18]. Толщины слоев LNO и НК составляли ~ 20 и 40 nm соответственно. В качестве материала верхнего и нижнего электродов использовалась медь. Исследования микроструктуры и состава образцов были выполнены методами энергодисперсионного рентгеновского микроанализа (ЭРМ) и просвечивающей растровой электронной микроскопии (ПРЭМ) с использованием электронного микроскопа TITAN 80-300. Изучение мемристивных характеристик структур $M/НК/LNO/M$ и обучение ИНС были осуществлены с помощью источника-измерителя PXIe-4140 и генератора импульсов PXIe-6738 (National Instruments) на аналитической зондовой станции PM5 (Cascade Microtech). Тестовая ИНС состояла из четырех пресинаптических входов, соединенных через мемристивные синапсы с постсинаптическим аппаратным нейроном (см. [12]).

Согласно данным ПРЭМ и ЭРМ, исследуемые образцы представляли собой слоистую структуру Cu/НК/LNO/Cu с НК типа CoFeB-LNO. На вставке к рис. 1, *a* представлено изображение поперечного среза структуры, полученное в режиме темнопольной высокоугловой ПРЭМ (HAADF). Отчетливо видны металлические электроды (светлый контраст); сформированная у нижнего электрода прослойка LNO толщиной 15 nm (темный контраст), переходящая в слой НК толщиной 40 nm (более светлый контраст). Детали структуры НК с атомарным разрешением и границы НК/LNO описаны в [17].

На рис. 1, *a* представлены типичные вольт-амперные характеристики (ВАХ) четырех мемристоров $M/НК/LNO/M$, полученные для 50 циклов РП. Структуры демонстрируют эффект РП с напряжением переключения в низкоомное состояние $U_{set} \approx 2.2$ V и отношением сопротивлений $R_{off}/R_{on} \approx 50$. Кривые ВАХ практически не различаются от цикла к циклу ($C2C$) и имеют малые вариации от устройства к устройству ($D2D$), что подтверждается анализом статистики по 50 циклам РП. Среднее значение напряжения U_{set} для четырех мемристоров составило $U_{set} = 2.20 \pm 0.05$ V ($C2C$). При этом вариация напряжений переключения $D2D$ выше и составляет 0.09 V (дисперсия $< 5\%$), что сравнимо с $D2D$ -вариацией устройств с контролируемой инженерией дефектов и морфологией электродов мемристивных структур ($\sim 5\%$) [18,19].

На рис. 1, *b* представлены зависимости сопротивления исследуемых мемристоров от количества РП из высоко- в низкоомное состояние и обратно. Каждое переключе-

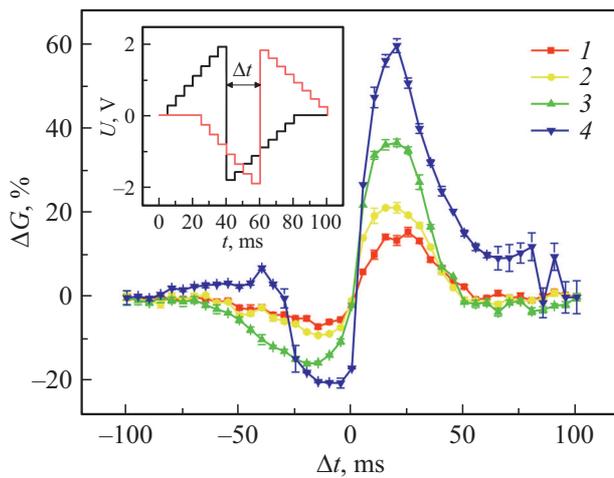


Рис. 2. Окно STDP: зависимость относительного изменения проводимости ΔG от времени задержки между спайками Δt , измеренная для четырех различных мемристоров Cu/HK/LNO/Cu. На вставке — параметры импульсов при записи окна STDP, разными цветами (см. электронную версию статьи) показаны пре- и постспайки.

ние производилось одиночным прямоугольным импульсом длительностью 50 ms и амплитудой 3 V. Мемристоры демонстрируют не менее 10^4 устойчивых РП с почти неизменным окном сопротивления $R_{off}/R_{on} \sim 10$. Как уже отмечалось, РП в НК-мемристорах связаны с формированием и разрушением большого числа (более 10^4 cm^{-2}) проводящих филаментов в изолирующей интерфейсной прослойке [3]. При этом их пространственное положение в переключающей прослойке задается расположением перколяционных цепочек из наногранул металла в слое НК, что уменьшает стохастичность РП, повышая устойчивость мемристоров и уменьшая разброс их характеристик.

Для изучения возможности изменения проводимости использованных мемристоров по правилам STDP на каждый из них подавалась сумма пре- и постсинаптических спайков с разными интервалами Δt между ними. Параметры спайков были выбраны так, чтобы поодиночке они не изменяли сопротивление мемристора: их амплитуды составляли +1.9 и -1.8 V, а длительности — 35 и 40 ms соответственно (вставка на рис. 2). Было измерено так называемое окно STDP (рис. 2): зависимость от Δt относительного изменения проводимости ΔG из промежуточного состояния (60–120 μS) после подачи суммарного импульса. Из рисунка видно, что мемристивные веса структур могут изменяться согласно правилам STDP, а следовательно, мемристоры Cu/HK/LNO/Cu могут быть использованы в реализации ИНС.

В этих условиях интересно было исследовать возможность обучения простых ИНС по частотно-кодированному правилу Хэбба с использованием локального STDP-изменения мемристивного веса. Для этого использовалась та же схема, что и в [12], в которой

пресинаптические нейроны эмулировались программно с помощью аналогового генератора импульсов, а в качестве постсинаптического использовался аналоговый нейрон, работающий в режиме „интегрировать и сработать“ с утечками (leaky integrate-and-fire). При обучении на вход сети подавалась последовательность одинаковых битреугольных импульсов (преспайков), имеющих пуассоновское распределение во времени. При этом пресинаптические нейроны были разбиты на две группы: два нейрона генерировали спайки с повышенной частотой (10, 5 или 2 Hz), а два других — с более низкой частотой (1 Hz). Параметры преспайков были выбраны так, чтобы одиночный спайк не изменял состояние мемристора: 1.9 V и 42 ms для положительной части импульса, 1.7 V и 42 ms — для отрицательной. Каждый такой спайк заряжал конденсатор — „мембрану“ — на входе аналогового нейрона, и при превышении на нем порогового напряжения генерировался постспайк, подаваемый как сигнал обратной связи с выхода аналогового нейрона на мемристоры. Постспайки также имели битреугольную форму с параметрами +1.8 V и 32 ms и -2.1 V и 40 ms и сами не изменяли проводимость мемристоров. Однако при наложении пост- и преспайков друг на друга результирующее падение напряжения на мемристоре оказывалось достаточным для изменения его состояния.

При хэббовском обучении ожидалось, что при достаточно большом отношении входных частот соответствующие высокочастотным входам веса будут со временем увеличиваться, а соответствующие низкочастотным, наоборот, уменьшаться. Для проверки этого предположения обучение было разбито на циклы длительностью в 1 s, и после каждого такого цикла измерялись проводимости всех мемристоров небольшим (0.1 V) импульсом чтения. Чтобы продемонстрировать возможность переобучения ИНС и доказать, что расхождение весов не обусловлено различием свойств мемристоров, оно проводилось в два этапа: вначале 250 циклов спайков с повышенной частотой подавались на первый и второй входы, а с низкой — на третий и четвертый входы. Затем высоко- и низкочастотные входы менялись местами, и обучение повторялось. Перед обучением все мемристоры переводились в состояние „0“ импульсами отрицательной полярности, подаваемыми на вход ИНС.

На рис. 3 изображены результаты трех вариантов обучения с разными соотношениями входных частот: 10:1 (a), 5:1 (b) и 2:1 (c). Для наглядности проведены демаркационные линии, разделяющие веса при успешном обучении: логическое состояние „1“ соответствовало проводимости $> 10^{-4} \text{ S}$, „0“ — проводимости $< 10^{-4} \text{ S}$. При соотношении входных частот 10:1 разделение весов хорошо проявляется уже после нескольких десятков срабатываний постсинаптического нейрона. При соотношении 5:1 разделение наблюдается на уровне ошибки, а для отношения 2:1 веса разделяются не в соответствии с величинами входных частот: итоговые веса обусловлены

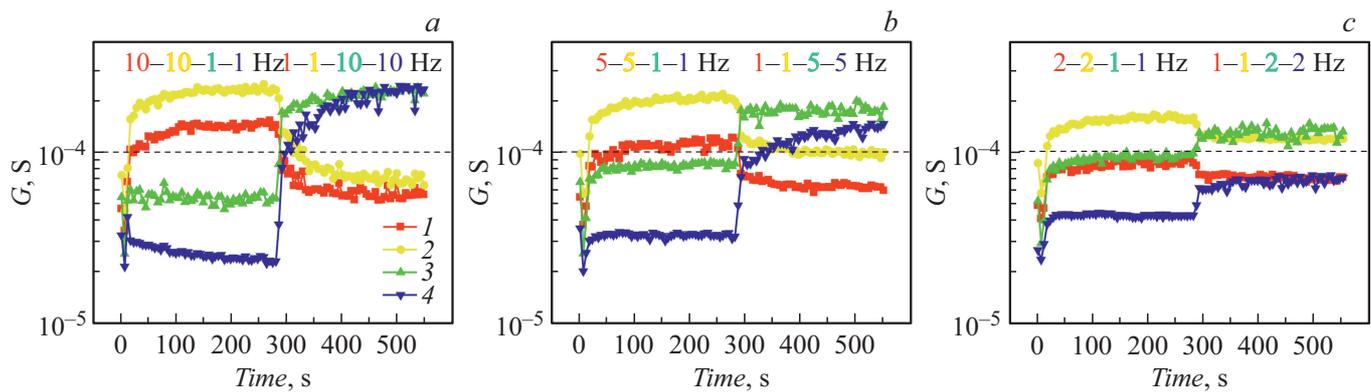


Рис. 3. Зависимость проводимостей-весов мемристоров от времени при обучении ИНС методом частотного кодирования. Каждые пять последовательных циклов обучения представлены средним значением веса. В верхней части рисунка указаны входные частоты (в последовательности от кривой 1 до кривой 4).

различными проводимостями в собственных стабильных состояниях мемристоров.

Таким образом, исследованы мемристоры на базе тонких слоев НК $(\text{Co}_{40}\text{Fe}_{40}\text{B}_{20})_x(\text{LiNbO}_3)_{100-x}$ (~ 40 nm) и LiNbO_3 (~ 20 nm) с низкими напряжениями РП ~ 2 V и низким разбросом напряжений U_{set} от цикла к циклу и от устройства к устройству. Продемонстрирована высокая устойчивость мемристоров к циклическим РП (не менее 10^4), а также возможность изменения их проводимости по биоподобным правилам STDP. Построена ИНС с оригинальным аналоговым выходным нейроном и продемонстрировано ее обучение пуассоновским шумовым сигналом различных частот. Показано, что успешность обучения зависит от соотношения входных частот и не зависит от выбора конкретных высоко- и низкочастотных входов. Результаты исследования могут быть использованы в разработке компактных энергоэффективных аппаратных нейроморфных систем.

Благодарности

Исследования проводились на оборудовании Ресурсного центра электрофизических методов (НИЦ „Курчатовский институт“).

Финансирование работы

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского научного фонда (грант № 20-79-10185) в части изучения электрофизических и структурных свойств мемристивных образцов и гранта Президента РФ (МК-2203.2021.1.2) в части обучения импульсной нейроморфной сети шумовыми сигналами.

Конфликт интересов

Авторы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

Список литературы

- [1] K. Berggren, Q. Xia, K.K. Likharev, D.B. Strukov, H. Jiang, T. Mikolajick, D. Querlioz, M. Salinga, J.R. Erickson, S. Pi, F. Xiong, P. Lin, C. Li, Y. Chen, S. Xiong, B.D. Hoskins, M.W. Daniels, A. Madhavan, J.A. Liddle, J.J. McClelland, Y. Yang, J. Rupp, S.S. Nonnenmann, K.-T. Cheng, N. Gong, M.A. Lastras-Montaño, A.A. Talin, A. Salleo, B.J. Shastri, T.F. de Lima, P. Prucnal, A.N. Tait, Y. Shen, H. Meng, C. Roques-Carnes, Z. Cheng, H. Bhaskaran, D. Jariwala, H. Wang, J.M. Shainline, K. Segall, J.J. Yang, K. Roy, S. Datta, A. Raychowdhury, *Nanotechnology*, **32**, 012002 (2021). <https://doi.org/10.1088/1361-6528/aba70f>
- [2] S. Shchanikov, A. Zuev, I. Bordanov, S. Danilin, V. Lukoyanov, D. Korolev, A. Belov, Y. Pigareva, A. Gladkov, A. Pimashkin, A. Mikhaylov, V. Kazantsev, A. Serb, *Chaos Solit. Fract.*, **142**, 110504 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110504>
- [3] В.В. Рыльков, А.В. Емельянов, С.Н. Николаев, К.Э. Никируй, А.В. Ситников, Е.А. Фадеев, В.А. Демин, А.Б. Грановский, *ЖЭТФ*, **158** (1) 164 (2020). DOI: 10.31857/S0044451020070159
- [4] M. Prezioso, F. Merrih-Bayat, B.D. Hoskins, G.C. Adam, K.K. Likharev, D.B. Strukov, *Nature*, **521**, 61 (2015). <https://doi.org/10.1038/nature14441>
- [5] C. Li, Z. Wang, M. Rao, D. Belkin, W. Song, H. Jiang, P. Yan, Y. Li, P. Lin, M. Hu, N. Ge, J.P. Strachan, M. Barnell, Q. Wu, R.S. Williams, J.J. Yang, Q. Xia, *Nature Mach. Intell.*, **1**, 49 (2019). <https://doi.org/10.1038/s42256-018-0001-4>
- [6] J. Moon, W. Ma, J.H. Shin, F. Cai, C. Du, S.H. Lee, W.D. Lu, *Nature Electron.*, **2**, 480 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41928-019-0313-3>
- [7] K.E. Nikiruy, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, A.V. Sitnikov, A.A. Minnehanov, V.V. Rylkov, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, *AIP Adv.*, **9**, 065116 (2019). <https://doi.org/10.1063/1.5111083>
- [8] A.N. Matsukatova, A.V. Emelyanov, A.A. Minnehanov, A.A. Nesmelov, A.Yu. Vdovichenko, S.N. Chvalun, V.V. Rylkov, P.A. Forsh, V.A. Demin, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, *Appl. Phys. Lett.*, **117**, 243501 (2020). <https://doi.org/10.1063/5.0030069>
- [9] J.H. Ryu, S. Kim, *Chaos Solit. Fract.*, **140**, 110236 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110236>

- [10] D. Querlioz, O. Bichler, P. Dollfus, C. Gamrat, *IEEE Trans. Nanotechnol.*, **12** (3), 288 (2013).
DOI: 10.1109/TNANO.2013.2250995
- [11] S. Brivio, D. Conti, M.V. Nair, J. Frascaroli, E. Covi, C. Ricciardi, G. Indiveri, S. Spiga, *Nanotechnology*, **30**, 015102 (2019). <https://doi.org/10.1088/1361-6528/aae81c>
- [12] V.A. Demin, D.V. Nekhaev, I.A. Surazhevsky, K.E. Nikiruy, A.V. Emelyanov, S.N. Nikolaev, V.V. Rylkov, M.V. Kovalchuk, *Neural Networks*, **134**, 64 (2021).
<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.11.005>
- [13] A. Serb, J. Bill, A. Khiat, R. Berdan, R. Legenstein, T. Podromakis, *Nature Commun.*, **7**, 12611 (2016).
<https://doi.org/10.1038/ncomms12611>
- [14] A.V. Emelyanov, K.E. Nikiruy, A.V. Serenko, A.V. Sitnikov, M.Yu. Presnyakov, R.B. Rybka, A.G. Sboev, V.V. Rylkov, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, V.A. Demin, *Nanotechnology*, **31**, 045201 (2020).
<https://doi.org/10.1088/1361-6528/ab4a6d>
- [15] Q. Xia, J.J. Yang, *Nature Mater.*, **18**, 309 (2019).
<https://doi.org/10.1038/s41563-019-0291-x>
- [16] M. Prezioso, M.R. Mahmoodi, F.M. Bayat, H. Nili, H. Kim, A. Vincent, D.B. Strukov, *Nature Commun.*, **9**, 5311 (2018).
<https://doi.org/10.1038/s41467-018-07757-y>
- [17] S. Choi, S.H. Tan, Z. Li, Y. Kim, C. Choi, P.-Y. Chen, H. Yeon, S. Yu, J. Kim, *Nature Mater.*, **17**, 335 (2018).
<https://doi.org/10.1038/s41563-017-0001-5>
- [18] M.N. Martyshov, A.V. Emelyanov, V.A. Demin, K.E. Nikiruy, A.A. Minnekhanov, S.N. Nikolaev, A.N. Taldenkov, A.V. Ovcharov, M. Yu. Presnyakov, A.V. Sitnikov, A.L. Vasiliev, P.A. Forsh, A.B. Granovsky, P.K. Kashkarov, M.V. Kovalchuk, V.V. Rylkov, *Phys. Rev. Appl.*, **14**, 034016 (2020). <https://doi.org/10.1103/PhysRevApplied.14.034016>
- [19] W. Banerjee, Q. Liu, H. Hwang, *J. Appl. Phys.*, **127**, 051101 (2020). <https://doi.org/10.1063/1.5136264>