

Научная статья  
УДК 004.383.8.032.26:616.8  
DOI 10.35266/1999-7604-2023-4-4

## РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ПРОТОТИПИРОВАНИЯ НЕЙРОПРОТЕЗОВ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНОЙ ПРОГРАММНО-АППАРАТНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ СПАЙКОВЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**Сергей Владимирович Кравченко**

Краснодарский филиал Национального медицинского исследовательского центра  
«Межотраслевой научно-технический комплекс «Микрохирургия глаза» имени академика  
С. Н. Федорова» Минздрава России, Краснодар, Россия  
Кубанский государственный технологический университет, Краснодар, Россия  
ksv.1991@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2733-1072>

**Аннотация.** Представлена разработка модульной системы прототипирования нейропротезов для решения задачи компенсации функций поврежденных и утраченных структур центральной нервной системы при помощи электронных устройств, моделирующих работу биологических нейронов. Искусственные нейроны демонстрируют способность отвечать импульсацией в ответ на внешнюю стимуляцию либо сигнал от пресинаптического нейрона, способность к пространственной и временной суммации, нейропластичность, что свидетельствует о потенциале применения разработанной системы.

**Ключевые слова:** нейропротез, нейроинженерия, спайковые нейронные сети, нейрокомпьютер, искусственные нейронные сети, микроконтроллер, когнитивный нейропротез, LIF-нейрон

**Для цитирования:** Кравченко С. В. Разработка системы прототипирования нейропротезов на основе гибридной программно-аппаратной реализации спайковых нейронных сетей // Вестник кибернетики. 2023. Т. 22, № 4. С. 26–32. DOI 10.35266/1999-7604-2023-4-4.

Original article

## DEVELOPING A SYSTEM FOR NEURAL PROTOTYPING OF NEURAL PROSTHESES BASED ON THE HYBRID SOFTWARE AND HARDWARE IMPLEMENTATION OF SPIKING NEURAL NETWORKS

**Sergey V. Kravchenko**

Krasnodar Branch of the S. Fedorov Eye Microsurgery Federal State Institution, Krasnodar, Russia  
Kuban State Technological University, Krasnodar, Russia  
ksv.1991@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2733-1072>

**Abstract.** The study presents a development of a modular system for prototyping a neural prosthesis aimed at compensating functions of damaged or lost structures of central nervous system using electronic devices that mimic the behavior of biological neurons. Artificial neurons demonstrate the ability to respond to an external stimulation or a signal from presynaptic neuron with impulsions; the ability to perform spatial and temporal summation, neural plasticity, all of which demonstrate capabilities of the developed system.

**Keywords:** neural prosthesis, neural engineering, spiking neural networks, neural computer, artificial neural networks, microcontroller, cognitive neural prosthesis, LIF neuron

**For citation:** Kravchenko S. V. Developing a system for neural prototyping of neural prostheses based on the hybrid software and hardware implementation of spiking neural networks. *Proceedings in Cybernetics*. 2023;22(4):26–32. DOI 10.35266/1999-7604-2023-4-4.

### ВВЕДЕНИЕ

Гибель участков нервной ткани в головном мозге, нейродегенеративные заболевания

и травмы нередко приводят к инвалидизации пациентов, когнитивным и психическим нарушениям, которые наблюдаются, например,

у 30–70 % больных, перенесших инсульт [1]. Кроме того, возможно нарушение процессов восприятия и обработки поступающей от органов чувств сенсорной информации. Так, по данным Г. В. Тихомирова и соавт., в ходе ретроспективного исследования частоты встречаемости зрительной агнозии у пациентов с острым ишемическим инсультом та или иная форма зрительной агнозии была выявлена у 52 % обследованных [2]. Протезирование элементов центральной нервной системы (ЦНС) является сложной, но актуальной задачей, одним из первых примеров успеха на пути реализации которой можно назвать прототип искусственного гиппокампа, протестированный на животных W. Berger и соавт. [3]. В представленной работе на основе данных о взаимосвязи паттернов активности полей CA3 и CA1 гиппокампа авторами была разработана математическая модель, предсказывающая паттерны нейронной активности на выходе поля CA3, формирующиеся в ответ на поступающие к гиппокампам сигналы. Нейропротез, основанный на данной модели, позволял в эксперименте крысам с фармакологически нарушенной работой гиппокампа лучше справляться с поведенческими тестами на память [1, 3]. Впоследствии, используя аналогичную математическую модель, R. Hampson и соавт. провели эксперименты с участием пациентов с имплантированными по поводу рефрактерной фокальной эпилепсии глубокими электродами в соответствующие поля гиппокампа, получив улучшение результатов когнитивных тестов у пациентов с прототипом нейропротеза [1, 4]. Хотя данная система продемонстрировала эффективность в рамках проведенных экспериментов, она реализовывала подход «черного ящика», т. е. воспроизводила только функциональную активность заменяемой нейронной структуры, не моделируя ее фактического строения и механизмов работы. Несмотря на большую эффективность вышеописанного подхода в отношении использования вычислительных ресурсов и потенциально более высокую производительность, для конкретных поведенческих сценариев исследователями предлагаются основанные на биологически реалистичных моделях концепции нейропротезов, как более универсальных, за счет способности моделировать нейрофизиологические процессы для

различных форм поведения, эффективных в восстановлении как непосредственно неврологических, так и когнитивных функций [5]. В этом направлении активно создаются концепты нейроморфных архитектур на основе спайковых нейронных сетей, способных в режиме реального времени обмениваться данными с биологическими нейронными сетями *in vitro* и *in vivo* [6]. Примером может являться работа Т. Ху и соавт. [5], в которой описаны результаты успешного испытания на крысах нейропротеза мозжечка. Разработанное устройство было способно обеспечить формирование условного рефлекса в виде моргания в ответ на звуковой стимул.

Становится очевидным, что интенсивное развитие технологий нейропротезирования может потребовать решений, связанных с возможностью прототипирования и тестирования различных архитектур нейропротезов, предназначенных для моделирования структур ЦНС и ассоциированных с ними когнитивных функций и поведенческих паттернов.

Целью данной работы явилась разработка модульной системы прототипирования нейропротезов на основе гибридной программно-аппаратной реализации спайковых нейронных сетей.

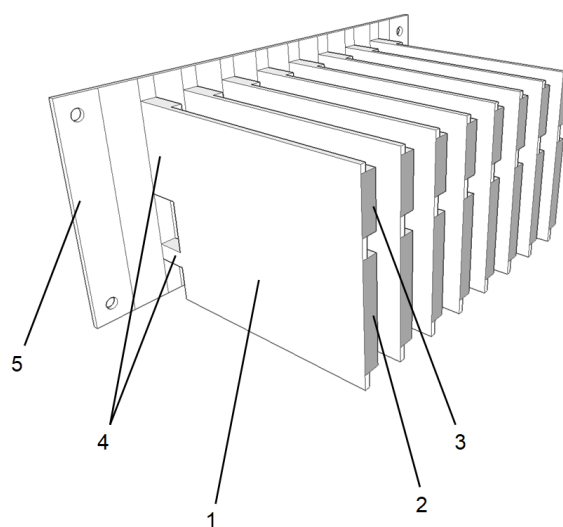
## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Была выбрана модель спайкового нейрона в виде порогового интегратора с утечкой – LIF-нейрона (*leaky integrate-and-fire neuron*). LIF-нейрон интегрирует входные данные, и если потенциал на мембране нейрона под воздействием синаптического либо внешнего тока достигает порога, то нейроном генерируется спайк с последующим рефрактерным периодом. Важным аспектом являются интервалы времени поступления новых внешних стимулов, поскольку в их отсутствии мембранный потенциал постепенно уменьшается, возвращаясь к потенциалу покоя. Таким образом, при превышении определенного интервала времени для стимула определенной величины спайк не будет сгенерирован из-за затухания мембранного потенциала [7, 8]. Данная модель отличается вычислительной простотой и удовлетворительно воспроизводит частотную модуляцию спайковой активности биологического нейрона, что делает ее достаточно популярной. Возможность моди-

фикации данной модели позволяет также повысить ее сходство с биологическим нейроном [7]. Для реализации нейронной пластичности и возможности обучения нейросети был выбран метод с использованием правила Хебба [9].

Для технического воплощения разрабатываемой искусственной спайковой нейронной сети был выбран гибридный подход, сочетающий в себе элементы как программной, так и аппаратной цифровой реализации. Основной функциональной единицей разработанной системы является т. н. нейромодуль, представляющий собой печатную плату, содержащую микроконтроллер STM32 серии f103 со всей необходимой обвязкой, прошивка которого в режиме реального времени выполняет программную симуляцию одного LIF-нейрона. Данный подход концептуально близок к подходу, реализованному в предназначенном для образовательных целей нейронном симуляторе NeuroBytes, позволяющим собирать из отдельных модулей различные нейронные цепи [10]. Подобная степень наглядности может быть актуальна не только для изучения анатомии и физиологии нервной системы, но и облегчать задачу прототипирования нейропротезов. Кроме того, выбор данного подхода обусловлен возможностью обеспечить впоследствии расширение функционала системы путем усложнения модели и реализации детального мониторинга ра-

боты каждого нейрона. Каждый нейромодуль посредством разъемов подключается к специальной плате-носителю, рассчитанной на восемь таких нейромодулей (см. рис. 1, 2), посредством которой на нейромодули подается питание и осуществляется их связь с управляющей платой, с которой нейромодули объединены кольцевой UART-сетью (на рис. 2 синими линиями со стрелками показан интерфейс передачи данных и управляющих команд). Управляющая плата обеспечивает взаимодействие всей искусственной нейронной сети с персональным компьютером и загрузку весов, определяющих степень синаптической связи между отдельными нейронами, в нейромодули. Для управления нейромодулями, перевода их в режим настройки или загрузки синаптических весов на линии перевода нейромодулей в режим настройки (обозначено на рис. 2 линией зеленого цвета) должна быть установлена лог. 1. Один из 16-битных портов ввода-вывода общего назначения микроконтроллера в каждом нейромодуле играет роль дендритов – все 16 его выводов настроены на вход. Один вывод другого порта настроен на выход и играет роль аксона. Таким образом, каждый нейрон имеет по 16 входов и 1 выход, которые выведены в виде разъемов на край платы, противоположный краю, которым плата вставляется в разъемы платы-носителя.



**Рис. 1. Схематическое изображение платы-носителя с 8 нейромодулями:**

- 1 – печатная плата нейромодуля; 2 – разъем дендритных входов; 3 – разъем аксонного выхода;  
4 – разъемы подключения нейромодуля к плате-носителю; 5 – плата-носитель

*Примечание:* составлено автором.

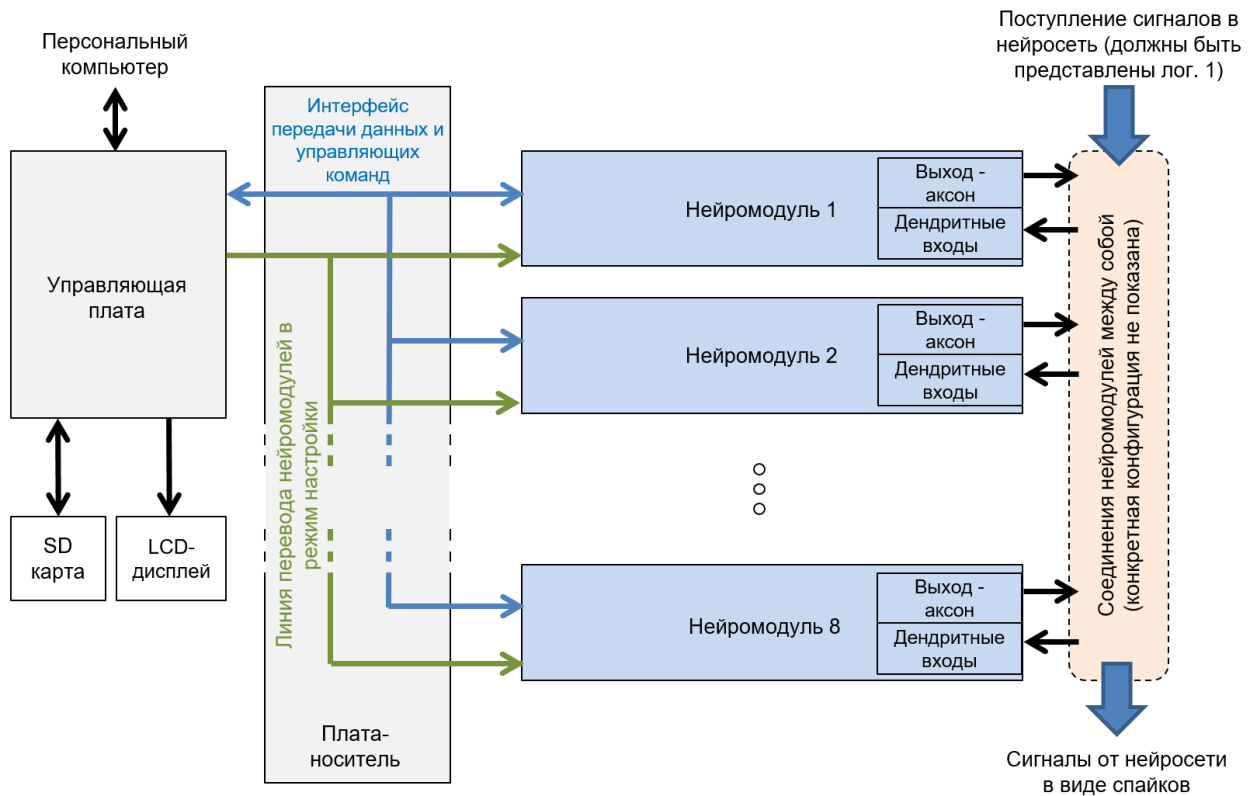


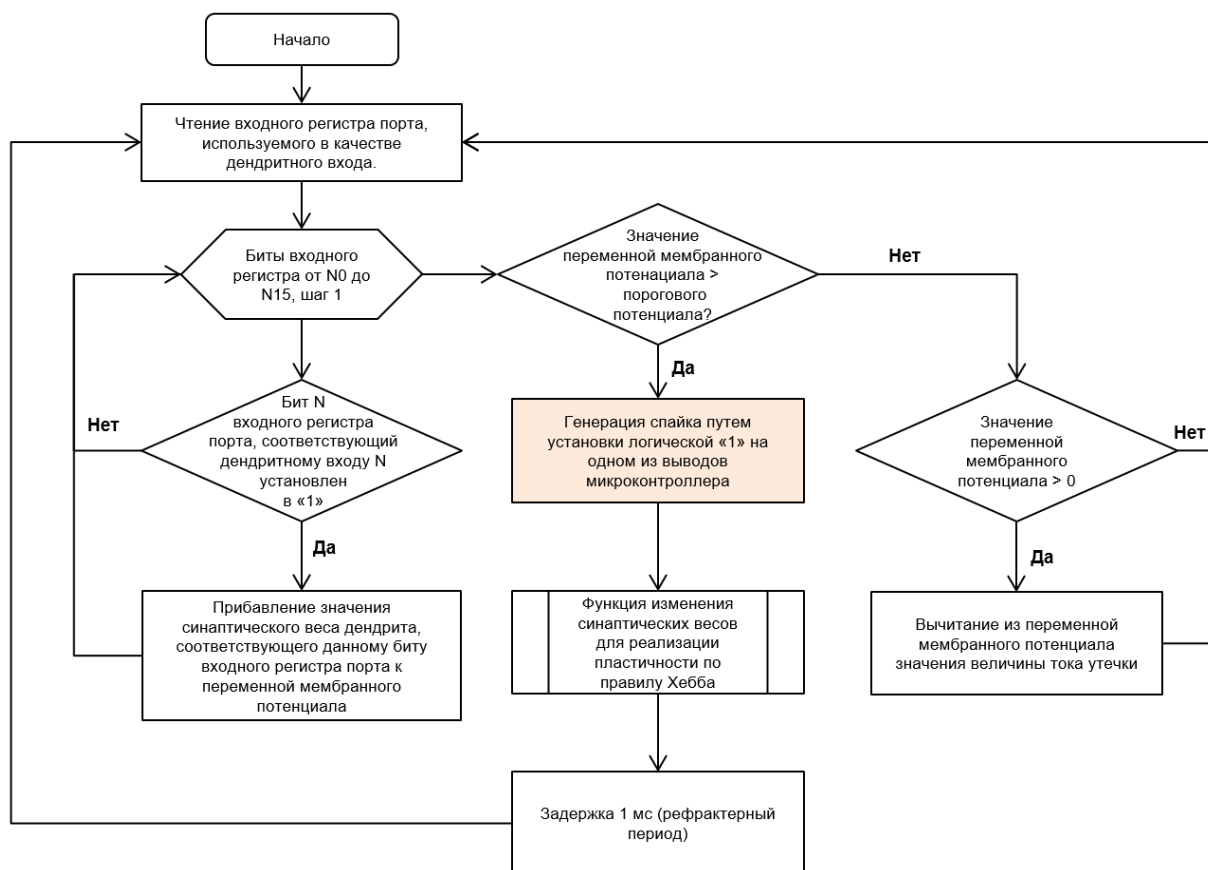
Рис. 2. Обобщенная блок-схема аппаратной реализации устройства  
Примечание: составлено автором.

Каждый выход аксона в разьеме продублирован десятикратно и позволяет при помощи специальных соединительных проводов подавать сигнал от него на дендритные входы других нейромодулей, т. е. соединить данный нейрон с другими нейронами. Путем соединения нейронов проводами между собой можно формировать топологию нейронной сети, образовывать цепочки нейронов и рефлекторные дуги. Для визуального контроля активности нейронов на каждом нейромодуле также имеется светодиодный индикатор красного цвета, сигнализирующий о генерации нейроном спайка.

Таким образом, свойства одиночного нейрона и его поведение преимущественно определяются выполняемой на микроконтроллере нейромодуля программой, в то время как общая структура всей нейронной сети конфигурируется путем физического изменения соединений между нейронами.

Программа на каждом нейромодуле постоянно проводит опрос порта, играющего роль дендритных входов. Обобщенная логика работы программы представлена на рис. 3. Если

на один из дендритных входов поступает сигнал от аксонного выхода другого нейрона или от иного устройства в виде логической «1», то соразмерно весу данного синапса в соответствии с алгоритмом работы программы изменяется величина мембранного потенциала нейрона. В отсутствии каких-либо сигналов на входе происходит постепенная «реполяризация» – мембранный потенциал возвращается к потенциалу покоя. При достижении же порогового потенциала генерируется «спайк» – на выходе аксона устанавливается логическая «1» на 1 мс, после чего происходит сброс мембранного потенциала с приведением его к уровню потенциала покоя. При генерации нейроном спайка программой выполняется увеличение весов синапсов, соответствующих входам, на которые непосредственно перед возбуждением нейрона поступил сигнал, что соответствует правилу Хебба. Начальные значения синаптических весов загружаются в каждый нейромодуль через последовательный порт посредством соединенной с персональным компьютером управляющей платы.



**Рис. 3. Обобщенная блок-схема логики работы программы нейромодуля (не показаны части программы, связанные с настройкой нейромодулей, загрузкой весов и т. д.)**  
 Примечание: составлено автором.

Оценивались следующие свойства разработанного устройства: способность искусственных нейронов к временной и пространственной суммации и наличие нейропластичности. Активность нейронов регистрировалась визуально – по состоянию светодиодных индикаторов возбуждения, а также при помощи осциллографа для точной оценки частоты спайков того или иного нейрона.

### РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Для тестирования способности искусственных нейронов разработанной системы выполнять временную суммацию на одном из входов одиночного нейрона устанавливался такой синаптический вес, который при поступлении на вход логической «1» продолжительностью 1 мс приводил к сдвигу мембранного потенциала в сторону порогового значения, однако не обеспечивал достижения порогового значения полностью и, соответственно, генерации спайка нейромодулем не

происходило. При подаче сигналов последовательно с частотой, обеспечивающей нарастание мембранного потенциала быстрее, чем происходит процесс реполяризации, тестируемый искусственный нейрон в ответ на несколько стимулов генерировал спайк (логическая «1» на аксонном выходе продолжительностью 1 мс), что говорило о его способности к выполнению временной суммации. При этом скорость перехода нейрона в возбужденное состояние зависела от частоты стимуляции – при ее увеличении нейрон быстрее отвечал спайком на серию импульсов. Вес синапса, образованного тем дендритным входом, на который подавались импульсы, также влиял на скорость перехода нейрона в возбужденное состояние – чем выше он был, тем быстрее нейрон генерировал спайк.

Для оценки способности искусственного нейрона к пространственной суммации на двух дендритных входах (вход 1 и вход 2) устанавливались синаптические веса такой

величины, что при подаче стимулирующего сигнала в виде логической «1» продолжительностью 1 мс на каждый вход по отдельности сдвиг мембранного потенциала будет недостаточен для генерации спайка нейрономодулем, однако их суммарный синаптический вес должен быть достаточен для возбуждения нейрона. Сначала одиночные импульсы подавались на каждый вход отдельно по очереди с паузой между стимулами, достаточной для реполяризации нейрона, что не приводило к генерации спайка, но при одновременной подаче стимулирующего сигнала на оба входа нейрон генерировал спайк. Аналогичные эксперименты с таким же результатом были успешно проведены с тремя и более входами.

При соединении двух и более нейронов в цепь аксонный выход каждого нейрона подключался к дендритному входу последующего нейрона. В зависимости от подобранных синаптических весов характер распространения возбуждения по цепи нейронов изменялся согласно закономерностям, описанным выше при тестировании свойств одиночного нейрона.

Для оценки нейропластичности были задействованы три нейрономодуля (нейрона). Два нейрона (пресинаптический нейрон № 1 и пресинаптический нейрон № 2) подключались к двум разным аксональным входам постсинаптического нейрона. При возбуждении пресинаптического нейрона № 1, синаптическая связь которого с постсинаптическим нейроном значительна (был подобран вес, при котором постсинаптический нейрон на одиночный спайк на входе также генерировал спайк в ответ), постсинаптический нейрон отвечал импульсацией, равной по частоте импульсации преси-

наптического нейрона № 1. При стимуляции пресинаптического нейрона № 2, синаптическая связь с которым минимальна (синаптический вес таков, что возбуждение данного пресинаптического нейрона не вызывает изменения мембранного потенциала постсинаптического нейрона), постсинаптический нейрон остается неактивен. После многократного одновременного поступления сигнала от обоих пресинаптических нейронов постсинаптический нейрон стал способен отвечать генерацией спайка и на активность пресинаптического нейрона № 2, что говорит об увеличении синаптического веса между данными нейронами.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Искусственные нейроны разработанной системы демонстрируют такие элементы поведения, свойственные биологическим нейронам, как способность отвечать импульсацией в ответ на внешнюю стимуляцию либо сигнал от пресинаптического нейрона, способность к пространственной и временной суммации, нейропластичность. При этом в сравнении с учебным нейронным симулятором NeuroBytes, конструктивная реализация, обеспечивающая компактное расположение нейромодулей на плате-носителе, позволяет использовать большее количество нейронов и увеличивает удобство работы с системой. Это говорит о потенциале применения устройства для моделирования работы различных нейронных структур центральной нервной системы, что актуально при разработке и прототипировании нейропротезов, предназначенных для замещения поврежденных структур головного и спинного мозга.

### Список источников

1. Кравченко С. В., Каде А. Х., Трофименко А. И. и др. Когнитивное нейропротезирование – путь от эксперимента к клиническому применению // *Инновационная медицина Кубани*. 2021. № 3. С. 64–72.
2. Тихомиров Г. В., Григорьева В. Н. Зрительная агнозия в клинике острого ишемического инсульта: частота встречаемости и связь с другими когнитивными нарушениями // *Доктор.Ру*. 2022. Т. 21, № 8. С. 12–17.
3. Berger T. W., Song D., Chan R. H. M. et al. A hippocampal cognitive prosthesis: Multi-input, multi-out-

### References

1. Kravchenko S. V., Kade A. Kh., Trofimenko A. I. et al. Cognitive neural prosthetics – The way from experiment to clinical application. *Innovative Medicine of Kuban*. 2021;(3):64–72. (In Russian).
2. Tikhomirov G. V., Grigorieva V. N. Visual agnosia as a sign of acute ischemic stroke: Frequency and association with other cognitive impairments. *Doctor.Ru*. 2022;21(8):12–17. (In Russian).
3. Berger T. W., Song D., Chan R. H. M. et al. A hippocampal cognitive prosthesis: Multi-input, multi-output nonlinear modeling and VLSI implementation.

- put nonlinear modeling and VLSI implementation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2012;20(2):198–211.
4. Hampson R. E., Song D., Robinson B. S. et al. Developing a hippocampal neural prosthetic to facilitate human memory encoding and recall. *J Neural Eng*. 2018;15(3):036014.
  5. Xu T., Xiao N., Zhai X. et al. Real-time cerebellar neuroprosthetic system based on a spiking neural network model of motor learning. *J Neural Eng*. 2018;15(1):016021.
  6. Mikhaylov A., Pimashkin A., Pigareva Y. et al. Neurohybrid memristive CMOS-integrated systems for biosensors and neuroprosthetics. *Front Neurosci*. 2020;14:358.
  7. Анохин К. В., Бурцев М. С., Ильин В. А. и др. Современные подходы к моделированию активности культур нейронов in vitro // Математическая биология и биоинформатика. 2012. Т. 7, № 2. С. 372–397.
  8. Wang Z., Joshi S., Savel'ev S. et al. Fully memristive neural networks for pattern classification with unsupervised learning. *Nat Electron*. 2018;(1):137–145.
  9. Sumner R. L., Spriggs M. J., Muthukumaraswamy S. D. et al. The role of Hebbian learning in human perception: A methodological and theoretical review of the human Visual Long-Term Potentiation paradigm. *Neurosci Biobehav Rev*. 2020;115:220–237.
  10. Petto A., Fredin Z., Burdo J. The use of modular, electronic neuron simulators for neural circuit construction produces learning gains in an undergraduate anatomy and physiology course. *J Undergrad Neurosci Educ*. 2017;15(2):A151–A156.
- IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2012;20(2):198–211.
4. Hampson R. E., Song D., Robinson B. S. et al. Developing a hippocampal neural prosthetic to facilitate human memory encoding and recall. *J Neural Eng*. 2018;15(3):036014.
  5. Xu T., Xiao N., Zhai X. et al. Real-time cerebellar neuroprosthetic system based on a spiking neural network model of motor learning. *J Neural Eng*. 2018;15(1):016021.
  6. Mikhaylov A., Pimashkin A., Pigareva Y. et al. Neurohybrid memristive CMOS-integrated systems for biosensors and neuroprosthetics. *Front Neurosci*. 2020;14:358.
  7. Anokhin K. V., Burtsev M. S., Ilyin V. A. et al. A review of computational models of neuronal cultures in vitro. *Mathematical Biology and Bioinformatics*. 2012;7(2):372–397. (In Russian).
  8. Wang Z., Joshi S., Savel'ev S. et al. Fully memristive neural networks for pattern classification with unsupervised learning. *Nat Electron*. 2018;(1):137–145.
  9. Sumner R. L., Spriggs M. J., Muthukumaraswamy S. D. et al. The role of Hebbian learning in human perception: A methodological and theoretical review of the human Visual Long-Term Potentiation paradigm. *Neurosci Biobehav Rev*. 2020;115:220–237.
  10. Petto A., Fredin Z., Burdo J. The use of modular, electronic neuron simulators for neural circuit construction produces learning gains in an undergraduate anatomy and physiology course. *J Undergrad Neurosci Educ*. 2017;15(2):A151–A156.

#### Информация об авторе

**С. В. Кравченко** – кандидат медицинских наук.

#### Information about the author

**S. V. Kravchenko** – Candidate of Sciences (Medicine).