

# ПЛАСТИЧНЫЕ ФРАКТАЛЬНЫЕ АРХИТЕКТУРЫ НА ОСНОВЕ МЕМРИСТИВНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ДЛЯ СИСТЕМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ И АДАПТИВНОЙ ОБРАБОТКИ БОЛЬШИХ ОБЪЕМОВ ДАННЫХ

Алюшин А.В.,<sup>1</sup> Архангельский В.Г.,<sup>2</sup> Алюшин С.А.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»  
avalyushin@mail.ru

<sup>2</sup>Федеральное государственное автономное научное учреждение ЦИТус  
citis@arkhang.ru

<sup>3</sup>ООО «Глоубайт консалтинг»  
sergeyaluyushin@gmail.com

*Аннотация. Рассмотрен фрактальный подход к описанию нейрона, в соответствии с которым его внутреннюю архитектуру следует анализировать как повторяющуюся сетевую структуру функциональных устройств на различных уровнях детализации. Предложена концепция импульсного нейрона с фрактальной мемристивной структурой.*

Ключевые слова: искусственные нейроподобные системы, мемристор, фракталы.

## Введение

В классических точечных (коннективистских) моделях нейронных сетей основная функциональная обработка данных на уровне отдельного нейрона осуществляется за счет взвешенного суммирования компонентов вектора входного сигнала  $X$  и последующего нелинейного преобразования  $F$  (смотри, например, [1 - 3]):

$$(1) \quad Y_j = F(XW_j) = F\left(\sum_{i=1}^N X_i W_{ij}\right)$$

где  $Y_j$  – выходной сигнал нейрона  $j = 1, \dots, M$ ,  $X$  и  $W_j$  – соответственно вектор входного сигнала и вектор синаптических связей нейрона  $j$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,  $M$  и  $N$  – количество нейронов и число синапсов у каждого нейрона соответственно. Данный подход отражает определенный уровень познания внутренней организации и принципов функционирования биологических нервных клеток (см. рис. 1):

- нейрон осуществляет однонаправленное преобразование информации по направлению от дендритов к выходным терминалам аксона;
- 3D древовидная структура дендритов и тело клетки  $j$  осуществляют пассивный сбор сигналов  $X_i$  от соседних нейронов через синаптические связи  $W_{ij}$ ;
- передача сигнала в дендритах осуществляется в виде тока электротонически при небольшом уровне деполяризации мембраны;
- активная 1D функциональная обработка сигналов осуществляется в аксонном холмике нейрона (суммирование, временное интегрирование, нелинейное преобразование), в аксоне (передача импульса возбуждения на сравнительно большие в масштабах всей нейросети расстояния);
- активное 3D распределение выходного сигнала нейрона в среде соседних нейронов;
- активная обработка информации определяется степенью поляризации мембраны клетки и участием потенциал зависимых ионных каналов в данном процессе;
- потенциал зависимые ионные каналы локализованы в аксонном холмике и самом аксоне, обеспечивают восстановление уровня обрабатываемого сигнала за счет биохимической подкачки энергии.

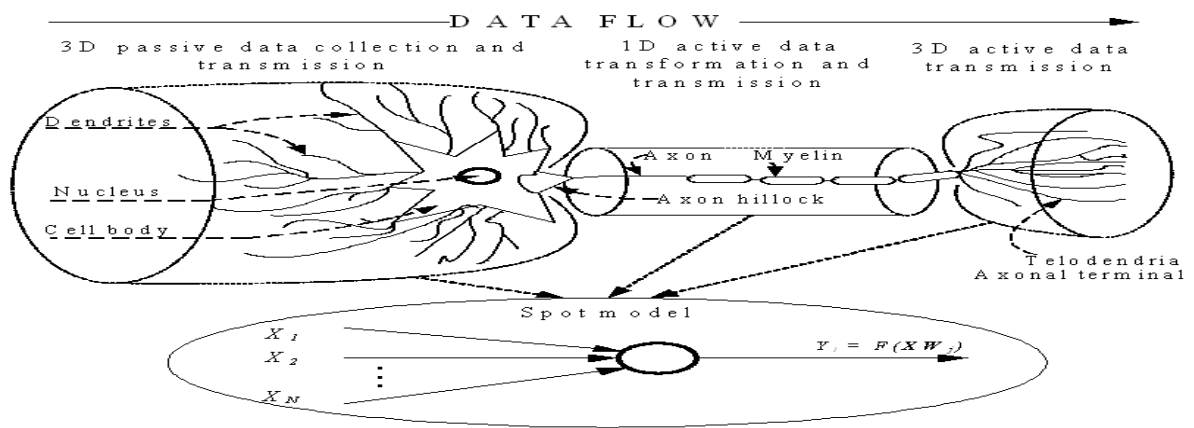


Рис. 1. Точечная модель нейрона

Кроме того, указанный подход допускает эффективную электронную эмуляцию искусственных нейронных сетей (ИНН) в рамках традиционной цифровой схемотехники с дискретным временем на основе сумматоров и умножителей, нелинейных преобразователей, например на основе табличных процессоров [4 - 6], распределенных элементов цифровых памяти [7, 8]. При этом 3D структуры дендритов и тела клетки «стягиваются» в точку и реализуются в виде проводниковых соединений без потерь. Аксоны на локальном уровне реализуются так же в виде проводников, а на глобальном уровне – в виде сетевых интерфейсов. Статический коннективистский нейрон формирует постоянный уровень выходного сигнала по аналогии со стандартными цифровыми логическими элементами. В импульсных нейронных сетях импульс активации реализуется в виде цифрового сигнала единичного уровня в пределах одного периода тактовой частоты системы. Память всей нейронной сети представлена топологией всей сети, репрограммируемыми синаптическими элементами, типом нелинейного преобразования. Обучение сети сводится к подстройке значений коэффициентов  $W_{ij}$ . Необходимый уровень функциональности ИНН достигается за счет количественного (репликации) и качественного масштабирования исходного фрагмента нейронной сети (количество слоев, размер каждого слоя, количество входов нейрона, функция преобразования нейрона).

Использование аналого-цифровой схемотехники позволяет аппаратно эмулировать нейронные клетки в реальном непрерывном времени, например, на основе точечной модели I&F (Integrate and Fire) [9]:

$$(2) \quad C_m (dV(t)/dt) = I - (V(t))/R_m,$$

$$(3) \quad I = \sum_i^N I_i(t),$$

$$(4) \quad Freq(t) = \begin{cases} 0, I \leq I_{th} \\ \left[ t_{ref} - R_m C_m \log \left( 1 - \frac{V_{th}}{IR_m} \right) \right] - 1, I > I_{th}, \end{cases}$$

где  $I, V, C_m, R_m$  – соответственно ток, напряжение, емкость и сопротивление участка мембраны с утечкой,  $I_{th} = V_{th}/R_m$  – пороговый ток нейрона,  $V_{th}$  – пороговое напряжение мембраны для срабатывания триггерного механизма генерации выходного импульса нейрона,  $Freq(t)$  - частота выходных импульсов нейрона,  $t_{ref}$  - рефракционный период времени,  $I_i(t)$  – ток входного синаптического элемента  $i$ . Длительность выходного импульса нейрона в данном случае определяется схемотехникой триггера и не отражает особенностей функционирования ионных каналов активного участка мембраны клетки.

Таким образом, используемый интегральный макро-уровень абстракции в коннективистских моделях импульсной ИНН обусловлен как уровнем знаний о функционировании биологической нейронной сети, так и уровнем развития микроэлектронных средств ее эмуляции. Информация в нейронной сети хранится в каждом синапсе, а нелинейное пороговое преобразование осуществляется точно в аксоном триггере (начале аксона) за счет локальных интегральных свойств активной мембраны.

В данной работе предлагается использовать фрактальный подход к описанию свойств нейросети и ее элементов, в соответствии с которым:

- основные свойства коннективистского нейрона прослеживаются и на более низких уровнях описания его свойств, например, на уровне фрагментов дендритного дерева, отдельного ионного канала и так далее;
- нейрон представляет из себя значительно более сложное функциональное устройство с собственной иерархической внутренней сетевой / древовидной структурой, масштабность которой определяется степенью детализации в описании его физико-химических и биологических свойств;
- на каждом уровне детализации в описании свойств внутренней структуры нейрона можно выделить соответствующие функциональные устройства – фрактальные функциональные устройства и определенную архитектуру их взаимодействия.

Импульсное фрактальное функциональное устройство уровня  $E$  (ИФФУ- $E$ ,  $E = 1, \dots, E_{max}$ , где  $E_{max}$  – предельный уровень детализации в описании внутренней структуры нейрона) характеризуется своей внутренней фрактальной структурой уровня  $E + 1$ . ИФФУ- $E$  на всех уровнях детализации обладает внутренней памятью, импульсной формой представления данных, пластичностью. Например, уровень  $E = 1$  (фрагмент мембраны нейрона в дендритном дереве) обладает структурной памятью в виде пространственного распределения ионных каналов, адаптивной функциональной обработкой данных за счет изменяемой активности и чувствительности участков мембраны с неоднородным распределением ионных каналов разного типа. Уровень  $E = 2$  (ионные каналы) обладает внутренней памятью в виде локального распределения заряженных частиц как внутри самой клетки, так и вне ее, потенциал зависимых одно и двухуровневых воротных механизмов с гистерезисными характеристиками.

Современные достижения в области исследований интегральных технологий и физико-биологических свойств нейронных сетей обосновывают целесообразность реализации крупномасштабных систем интеллектуальной обработки больших потоков информации на основе фрактальных нейронных сетей уровня  $E = 1, 2$ . Полученные результаты могут быть использованы и для перспективных исследований нейронных сетей следующих уровней.

Однако, соответствующая электронная CMOS эмуляция нейронной динамики ( $E = 1, 2$ ) на основе, например, уравнений Hodgkin-Huxley (Ходжкина-Хаксли) [10], характеризуется значительными аппаратными затратами и не позволяет эффективно исследовать и реализовывать малогабаритные энергоэффективные высокоинтегрированные нейроподобные системы.

## **1 Современное развитие крупномасштабных мемристивные систем на основе функциональных элементов**

Мемристоры являются пассивными элементами, характеризуются высокой степенью интеграции, энергонезависимой памятью, адаптивными свойствами, локальной реализацией аппаратного обучения, совмещением со стандартной CMOS технологией [11]. Микроэлектронные мемристивные структуры находят широкое применение в качестве синаптических элементов в аппаратно эмулируемых классических коннективистских моделях ИНН. Применяемые схемотехнические методы проектирования направлены на линейризацию Вольт-Амперных характеристик мемристивных элементов для их использования в качестве переменных резисторов (весовые коэффициенты  $W_{ij}$  в формуле (1)).

Гибридные технологии совмещения мемристивных элементов со стандартными аналого-цифровыми CMOS схемами предоставляют разработчикам искусственных электронных нейросетей новые возможности по аппаратной реализации [12, 13]:

- пластичных фрактальных нейросистем;
- новых уровней функциональной обработки данных внутри отдельного нейрона.

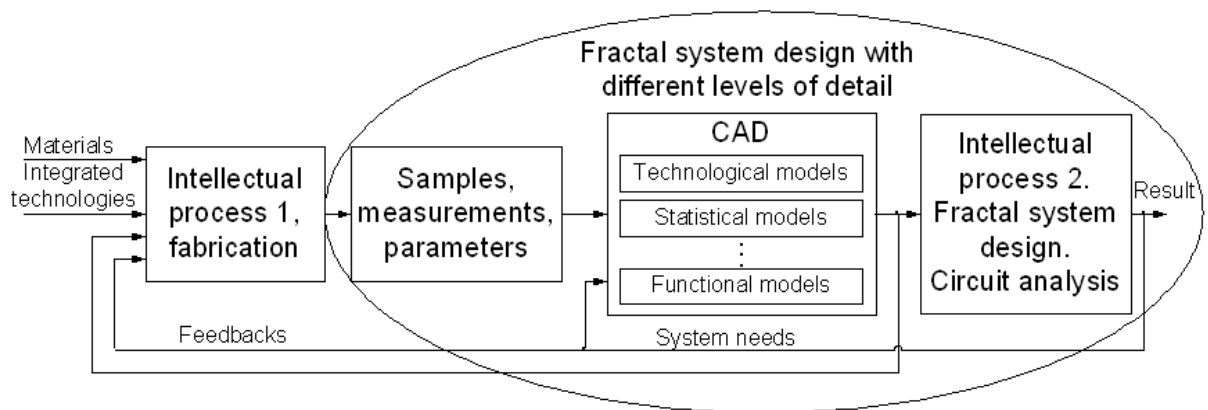


Рис. 2. Итерационный процесс развития крупномасштабных фрактальных нейроподобных систем

При этом для эффективного управления развитием крупномасштабных фрактальных нейроподобных систем необходима разработка как эффективных моделей базовых элементов функциональной обработки данных на различных уровнях детализации в описании свойств нейрона, например, для уровней  $E = 1, 2$ , так и соответствующих архитектурных решений сети функциональных элементов. Итерационный процесс развития пластичных фрактальных архитектур на основе мемристивных элементов для систем интеллектуальной и адаптивной обработки больших объемов информации на основе гибридных технологий проиллюстрирован на рис. 2.

## 2 Нейрон с фрактальной мемристивной структурой

Дендритные окончания способны сами генерировать электрические импульсы – локальные потенциалы действия. Функциональное нелинейное преобразование и обработка данных на основе нелинейных потенциал зависимых ионных каналов осуществляется не только в триггерной зоне аксона и в самом аксоне, но и в других частях клетки нейрона, например в дендритах [14, 15]. При этом уровень функциональной и интеллектуальной обработки данных в отдельном нейроне принципиально имеет более высокий уровень за счет:

- сложной пространственной 3D архитектуры дендритного дерева по сравнению с точечной обработкой в триггерной зоне или при распределенной 1D обработке (передача импульсного сигнала),
- обработки временной и частотной информации в каждой ветви или даже части ветви дендритного дерева,
- реализацией функций локальной памяти, обучения, распознавания и предсказания, фильтрации,
- выполнения функции как электротонической передачи, так и потенциала действия (дуализм дендрита),
- передачи сигнала в другие дендриты соседних нейронов в местах пересечения ветвей соседних дендритных деревьев,
- значительного изменения потенциала мембраны в ветвях дерева дендритов по сравнению с телом клетки, высокая чувствительность ветвей дендритного дерева малого диаметра по сравнению с чувствительностью телом клетки,
- итерационного процесса обработки сигналов - двунаправленной передачи данных внутри нейрона и дендритного дерева,
- кратковременной и долговременной памяти на молекулярном уровне за счет остаточной гиперполяризации, остаточной концентрации  $Ca$ , изменения концентрации ионов как внутри дендрита, так и вне его,
- малых размеров фрагмента дендрита с функционально насыщенной обработкой данных на основе локальных ионных процессов, процессов отдельного ионного канала, отдельных молекул внутри него.

Отдельный нейрон на уровне  $E = 1$  следует рассматривать как иерархическую распределенную сеть ИФФЭ на основе новых вычислительных субъединиц – ветвей дендритного дерева и их фрагментов. При этом разнообразие функциональной обработки основывается на разнообразных механизмах ионной проводимости мембраны дендритов, являются основой функционально

насыщенной пространственно-временной обработки потоков входной сигнальной информации от синаптических связей. На более низком уровне описания нейронной сети в качестве функционального элемента выступает отдельный ионный канал ( $E = 2$ ), топологическая молекулярная структура отдельного ионного канала ( $E = 3$ ), квантовые механизмы атомной структуры молекул ( $E = 4$ ), и так далее.

Таким образом, пространственное распределение ионных потенциал зависимых каналов разных типов по поверхности мембраны нейрона и его частей является основой пространственно распределенной параллельной потоковой обработки данных в пределах одного нейрона при  $E = 1, 2$ . Соответствующие классические модели ИНН должны быть дополнены новыми уровнями обработки данных. Функциональность каждого из них даже в пределах одного нейрона характеризуется высокоразмерной эквивалентной сетью вычислительных элементов. Основными требованиями к последним при таком подходе могут быть:

- наличие свойств локальной памяти в виде переменных внутреннего состояния;
- импульсный отклик на входной воздействие в соответствии с внутренним динамическим процессом, изменением переменных внутреннего состояния с соответствующими постоянными времени;
- гетерогенный состав ИФФУ при  $E = 1, 2, \dots, E_{max}$ , например, ионных каналов во фрагменте дендрита при  $E = 1$ ;
- пространственная (топологическая, структурная) и временная пластичность ИФФУ;
- достаточно широкий диапазон адаптации ИФФУ.

### 3 Архитектура нейронной сети на основе ИФФУ

#### 3.1 Нейронная сеть на основе ИФФУ- 1

В данном случае фрагмент (поддерево) дендритного дерева эквивалентен соответствующей точечной модели нейронной сети (см. рисунок 3). В общем случае сигнал возбуждения активной части мембраны дендритного поддерева распространяется как в прямом, так и в обратном направлении. Для случая прямого распространения сигнала соответствующая точечная модель фрагмента дендритного дерева описывается следующим выражением:

$$(5) \quad Y_{jk_2k_2} = \theta_{jk_2k_2} (\sum_{k_2} (Y_{j(k_1-1)k_2} W_{jk_2k_2})), \quad k_2 = A_{k_2}^{k_1-1}, A_{k_2}^{k_1-1} + 1, \dots, B_{k_2}^{k_1-1},$$

где  $\theta$  – функция обработки входных данных,  $k_1 = 1, \dots, K_1$  – номер слоя поддереьев,  $k_2 = 1, \dots, K_2^{k_1}$  – номер поддерева в слое  $k_1$ ,  $1 \leq A_{k_2}^{k_1-1} \leq B_{k_2}^{k_1-1} \leq K_2^{k_1-1}$  – ветви поддерева  $jk_2$  с весами  $W_{j(k_1-1)k_2}$ .

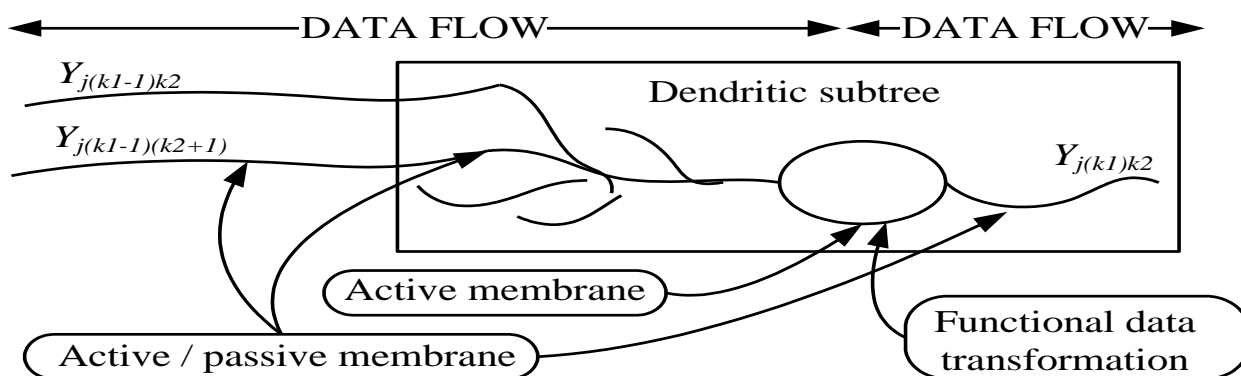


Рис. 3. Распределенная модель ИФФУ- 1

Внутренняя структура нейрона – многоуровневая древовидная нейросеть с двунаправленной передачей информации (см. рис. 4):

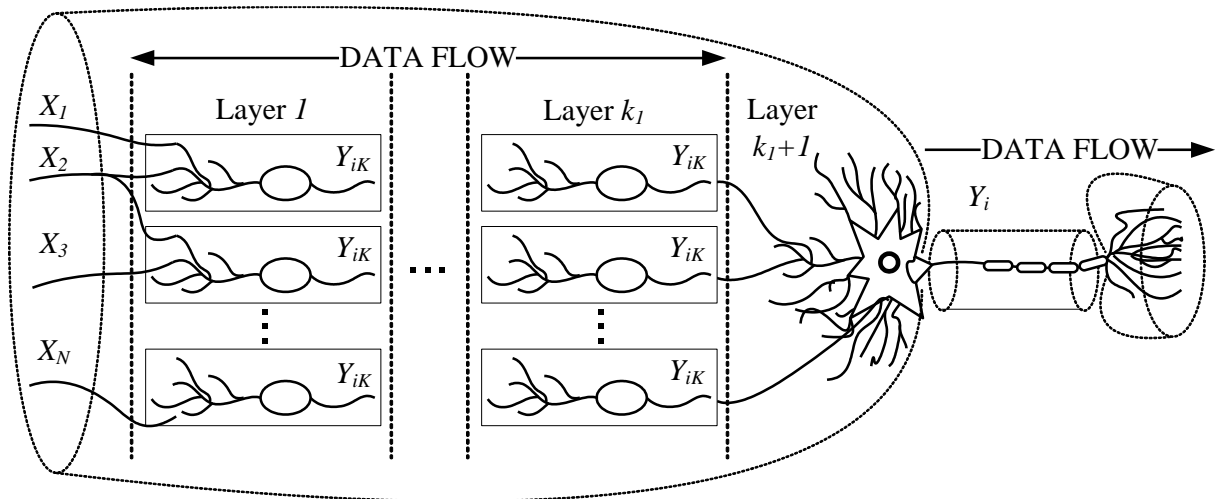


Рис. 4. Распределенная модель нейрона при  $E = 1$

$$(6) \begin{cases} Y_{jk_2} = \theta_{jk_2}(XW_{j1}) = \theta_{jk_2} \left( \sum_{k_2} (X_{k_2} W_{jk_2}) \right), k_2 = A_2^{k_1}, A_2^{k_1+1}, \dots, B_2^{k_1}, 1 \leq A_2^{k_1} \leq B_2^{k_1} \leq K_2^1; \\ Y_{jk} = \theta_{jk}(Y_{jk_1} W_{jk_1}) = \theta_{jk} \left( \sum_{k_2} (Y_{jk_1 k_2} W_{jk_1 k_2}) \right), k_2 = A_{k_2}^{k_1}, A_{k_2}^{k_1+1}, \dots, B_{k_2}^{k_1}, 1 \leq A_{k_2}^{k_1} \leq B_{k_2}^{k_1} \leq K_2^{k_1}; \\ \dots \\ Y_{j(k_1+1)} = F(Y_{j k_1} W_{j(k_1+1)}) = F \left( \sum_{k_2} (Y_{j k_1 k_2} W_{j(k_1+1) k_2}) \right), k_2 = 1, \dots, K_2^k \end{cases}$$

где мультииндекс  $K = (k_1, k_2)$ ,  $k_1 = 1, \dots, K_1$  – номер слоя,  $k_2 = 1, \dots, K_2^{k_1}$  – количество ветвей в слое  $k_1$ ,  $K_1$  – общее число слоев,  $K_2^{k_1}$  – максимальное число ветвей в каждом слое. Коэффициенты  $K_1$  и  $K_2^{k_1}$ ,  $A_2^{k_1}$  и  $B_2^{k_1}$  отражают структуру дерева дендритов с выбранной степенью детализации.

В рассматриваемой обобщенной архитектуре (рис. 4) все входные сигналы нейрона  $j$  подаются на соответствующие функциональные элементы слоя 1 через синаптические связи  $W_{jk_1 k_2}$ . Реализация частных синаптических контактов к элементу дендритного дерева в произвольном слое осуществляется соответствующей настройкой  $W_{jk_1 k_2}$ .

Рассматриваемая архитектура ориентирована на сжатие входного потока данных до одноканальной последовательности. Данный вид обработки характерен для реализации сложно вычисляемых функций, сжатия данных, пространственной и временной фильтрации, обладает слабым взаимодействием между смежными элементами (структурами) входного параллельного потока данных.

### 3.2 Нейронная сеть с взаимодействующими ИФФУ – 1 одного нейрона

Эквивалентная сеть – многоуровневая двунаправленная сеть с полностью связанными слоями:

$$(7) \quad k_2 = 1, \dots, K_2^{k_1}.$$

Данная сеть обладает расширенными возможностями по реверберации, анализу и сжатию данных, предсказанию, адаптивной и рекуррентной фильтрации.

### 3.3 Нейронная сеть с взаимодействующими ИФФУ- 1 соседних нейронов

Предельным случаем является полностью связанная с соответствующими дендритными слоями соседних нейронов сеть. Горизонтальные многоуровневые дендритные связи в группе соседних нейронов расширяют функциональные возможности рассматриваемой архитектуры по распознаванию входных последовательностей данных, предсказанию, корреляционного анализа и адаптивной обработки данных в соседних нейронах сети:

$$(8) \quad k_2 = 1, \dots, K_2^{k_1}, K_2^{k_1} + 1, \dots, K_2^{k_1} + K_2^{exk_1},$$

где  $K_2^{exk_1}$  – количество дополнительных ветвей поддерева слоя  $k_1$  для связей с дендритными деревьями соседних нейронов.

Аналогичная классификация архитектур нейронных сетей может быть проведена и на следующих уровнях детализации, например, на уровне отдельных ионных каналов ( $E = 2$ ):

- сеть из уединенных каналов одного дендритного поддерева нейрона  $j$ ;

- сеть из взаимодействующих ионных каналов внутри дендритного поддерева нейрона  $j$ ;
- сеть из взаимодействующих ионных каналов как между соседними поддеревами одного нейрона, так и между поддеревами соседних нейронов сети.

Разнообразие функциональной обработки в дендритном дереве нейрона определяется как топологией самого дерева и его поддереьев, распределением ионных каналов, так и типом нелинейного преобразования  $\theta_{jk1k2}$ .

#### 4 Импульсный нейрон с фрактальной мемристовой структурой

4.1 Мемристовость активного фрагмента дендрита на основе модели проводимости ионных каналов Hodgkin A.L., Huxley A.F.

Структура фрагмента дендрита с активной мембраной представлена на рис. 5 (адаптировано из [10]).

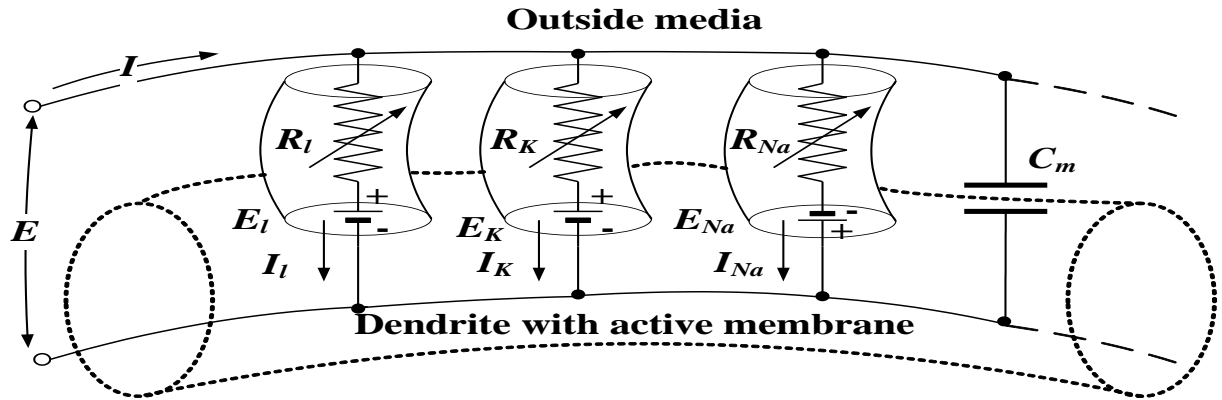


Рис. 5. Модель дендрита с активной мембраной

Ионную проводимость активных участков мембраны нейрона с достаточной точностью описывает модель Hodgkin-Huxley [10]:

$$(9) \quad I = C_M \frac{\partial V}{\partial t} + W_K(n) (V - V_K) + W_{Na}(m, h) (V - V_{Na}) + W_L (V - V_L),$$

где  $I$  – суммарный ток мембраны,  $n$ ,  $m$ ,  $h$  – безразмерные переменные внутреннего состояния ионных каналов с диапазоном изменения  $[0, 1]$ ,  $V$  – смещение потенциала мембраны от потенциала покоя в мВ,  $C_M$  – удельная емкость мембраны,  $W$  – проводимость соответствующего ионного канала. В формуле (9) использовано преобразование:

$$(10) \quad V = E - E_r, V_{Na} = E_{Na} - E_r, V_K = E_K - E_r, V_L = E_L - E_r,$$

где  $E_r = -70$  мВ – потенциал покоя.

Проводимость калиевых каналов мембраны  $W_K(n) = g_K^* n^4$  обладает внутренней памятью, зависит от значения переменной внутреннего состояния  $n$ , отражающей предшествующую историю функционирования данного типа ионных каналов:

$$(11) \quad \frac{\partial n}{\partial t} = \alpha_n (1-n) - \beta_n n,$$

где потенциал зависимые постоянные времени  $\alpha_n$  и  $\beta_n$  характеризуют соответственно скорость прохождения носителей заряда через мембрану в двух направлениях (в и из объема клетки нейрона):

$$(12) \quad \alpha_n = 0.01(V+10)/(\exp((V+10)/10) - 1),$$

$$(13) \quad \beta_n = 0.125 \exp(V/80).$$

Физический смысл переменной внутреннего состояния  $n$  – локальная структурная организация носителей заряда вблизи ионных каналов данного типа, причем величина  $n$  характеризует количество носителей вне тела нейрона, а величина  $(1-n)$  – внутри тела нейрона.

Аналогично проводимость натриевых каналов мембраны характеризуется зависимостью

$$(14) \quad W_{Na}(m, h) = g_{Na}^* m^3 h$$

и определяется значениями двух переменных внутреннего состояния  $m$  и  $h$ , отражающих предшествующую историю функционирования данного типа ионных каналов:

$$(15) \quad \frac{\partial m}{\partial t} = \alpha_m (1-m) - \beta_m m,$$

$$(16) \quad \frac{\partial h}{\partial t} = \alpha_h (1-h) - \beta_h h,$$

где потенциал зависимые постоянные времени  $\alpha_m$  и  $\alpha_h$ ,  $\beta_m$  и  $\beta_h$ , характеризуют соответственно скорость прохождения носителей заряда через мембрану в двух направлениях:

$$(17) \quad \alpha_m = 0.1(V+25)/(\exp((V+25)/10)-1),$$

$$(18) \quad \beta_m = 4\exp(V/18),$$

$$(19) \quad \alpha_h = 0.07\exp(V/20),$$

$$(20) \quad \beta_h = 1/(\exp((V+30)/10)+1).$$

Проводимость каналов утечки тока (ионы хлора и другие) через мембрану клетки носит пороговый характер и не обладает внутренней памятью, характеризуется невысокими абсолютными значениями:

$$(21) \quad W_l = g^*l.$$

Таким образом, ионные каналы мембраны нейрона и, соответственно, фрагменты дендритного дерева с активной мембраной ( $E = 1, 2$ ) являются мемристивными функциональными устройствами с поведением типа [6]:

$$(22) \quad Y = g(X, \chi, t)X, \quad d\chi/dt = f(X, \chi, t),$$

где  $X$  и  $Y$  – соответственно входной и выходной сигнал,  $\chi$  – переменная внутреннего состояния,  $f$  – непрерывная  $z$ -мерная функция,  $z$  – количество внутренних состояний,  $g$  – непрерывная скалярная функция. Импульсный нейрон с фрактальной мемристивной структурой (ИНФМС) характеризуется аналогичными закономерностями на всех уровнях описания его внутренней структуры.

#### 4.2 Методика анализа поведения ИНФМС в среде САПР PSpice

Для анализа поведения мемристивных функциональных устройств был использован САПР PSpice, ориентированный на разработку смешанных и гибридных аналого-цифровых электронных систем обработки сигналов [16]. Модель Hodgkin A.L. и Huxley A.F. (9 - 21) описывается в виде системы дифференциальных уравнений:

$$(23) \quad \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial x_1}{\partial t} = \sum_{MI} A_{MI}^1 x_1^{i_1} x_2^{i_2} x_3^{i_3} \dots x_p^{i_p} \\ \frac{\partial x_2}{\partial t} = \sum_{MI} A_{MI}^2 x_1^{i_1} x_2^{i_2} x_3^{i_3} \dots x_p^{i_p}, \\ \dots \\ \frac{\partial x_p}{\partial t} = \sum_{MI} A_{MI}^p x_1^{i_1} x_2^{i_2} x_3^{i_3} \dots x_p^{i_p} \end{array} \right.$$

где  $MI = (i_1, i_2, i_3, \dots, i_p)$  - мультииндекс,  $A_i^p$  - коэффициенты полинома.

В таблице 1 представлен носитель полинома второй степени  $A_1^1$  для случая калиевых каналов:  $p = 3$ ,  $x_1 = n$ ,  $x_2 = \alpha_n$ ,  $x_3 = \beta_n$ ,  $x_4$  отражает входной сигнал двухполосника с  $W_K(n)$ ,  $C$  – нормировочный коэффициент используемой системы единиц измерения (с размерностью Фарад в случае представления узловых сигналов  $x_p$  в виде напряжения).

Таблица 1. Носитель полинома для калиевых каналов

$MI=(i_1, i_2, i_3)$	(0, 1, 0)	(1, 1, 0)	(1, 0, 1)
$A_1^1$	$1/C$	$-1/C$	$-1/C$

В таблице 2 представлены носители полиномов второй степени  $A_1^1$ ,  $A_1^2$  для случая натриевых каналов:  $p = 6$ ,  $x_1 = m$ ,  $x_2 = h$ ,  $x_3 = \alpha_m$ ,  $x_4 = \beta_m$ ,  $x_5 = \alpha_h$ ,  $x_6 = \beta_h$ ,  $x_7$  отражает входной сигнал двухполосника с  $W_{Na}(m, h)$ .

Таблица 2. Носитель полинома для натриевых каналов

$MI=(i_1, i_2, i_3, i_4, i_5, i_6)$	(0, 0, 1, 0, 0, 0)	(1, 0, 1, 0, 0, 0)	(1, 0, 0, 1, 0, 0)
$A_1^1$	$1/C$	$-1/C$	$-1/C$



$MI=(i_1, i_2, i_3, i_4, i_5, i_6)$	$(0, 0, 0, 0, 1, 0)$	$(0, 1, 0, 0, 1, 0)$	$(0, 1, 0, 0, 0, 1)$
$A_1^2$	$1/C$	$-1/C$	$-1/C$

Топологические структуры фрагментов нейрона с распределенными ионными каналами разных типов анализируются соответствующим расширением матрицы (23).

#### 4.3 Функциональная модель электронного мемристора

В работе [17, 18] авторами предложена 1C1R1MOS функциональная модель мемристивного устройства для анализа в среде САПР и эффективной аппаратной эмуляции при разработке пластичных функциональных элементов с широким диапазоном адаптации. Ранее рассматривалось применение данной модели для анализа и разработки точечных нейронных сетей (1) [19 - 22]. В данной работе проведен анализ возможности применения данной функциональной модели и на новых уровнях описания нейрона в соответствии с фрактальным подходом.

### 5 Сравнительный анализ поведения ИФФУ нейросети на основе ионных каналов и мемристоров

Анализ поведения одного или нескольких параллельно включенных ионных каналов ( $E = 1, 2$ ) в выбранной системе координат при соответствующем значении параметров  $C$  и  $g^*$  основывается на следующей схеме эксперимента (рис. 6):

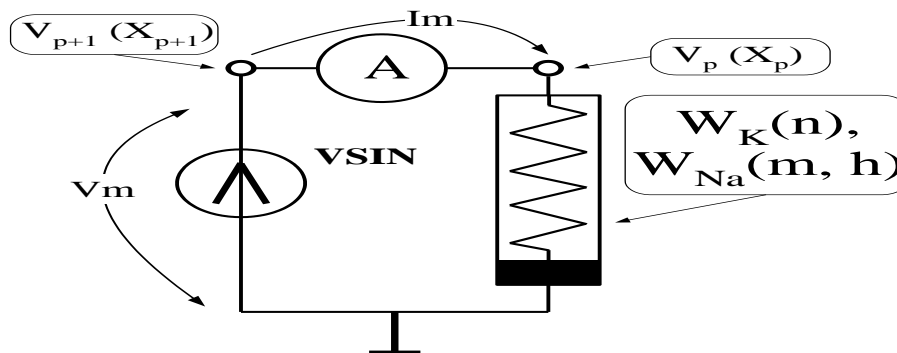


Рис. 6. Принципиальная схема эксперимента

#### 5.1 Результаты моделирования функционального поведения ИФФУ в среде САПР PSpice

Результаты сравнения функционального поведения одиночного ионного канала (К) с одиночным 1C1R1MOS мемристором представлены на рис. 7. Аналогичное сравнение было выполнено и для других типов ионных каналов.

Сравнительный анализ показывает высокую степень идентичности в функциональном поведении ионных каналов и соответствующих мемристивных элементов, в частности:

- одинаковую частотную селективность в диапазоне частот 10 – 1000 Гц;
- сравнимый диапазон пластичности за счет соответствующего изменения значения переменной внутреннего состояния;
- наличие локальной памяти сравнимого объема, определяемого одинаковым динамическим диапазоном изменения величины переменной внутреннего состояния.

Таким образом, функциональный 1C1R1MOS элемент является эффективной моделью для программной эмуляции поведения не только классического HP (Hewlett-Packard) мемристора но и ИФФУ – 1, 2.

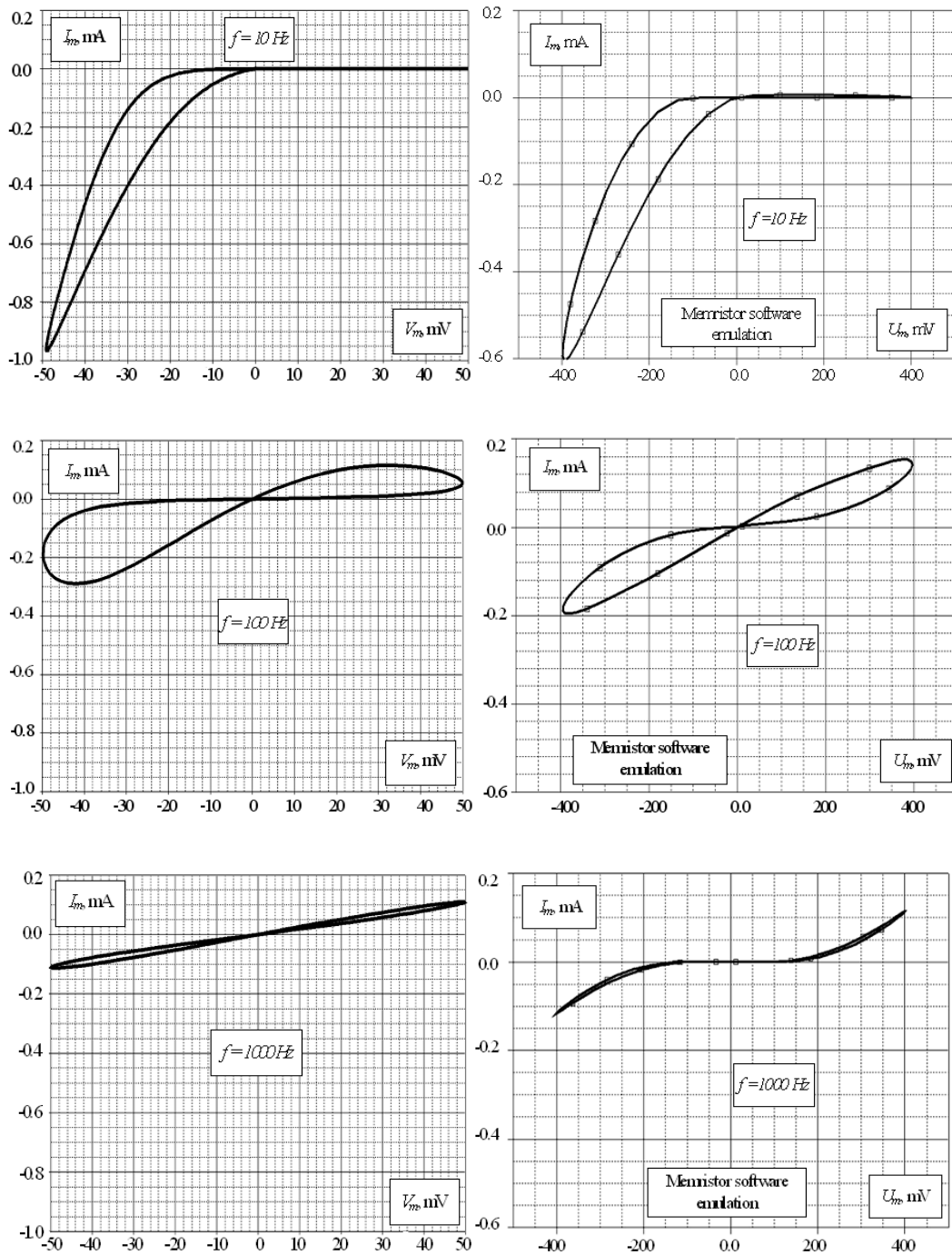


Рис. 7. Результаты моделирования отклика ионного канала (слева) и мемристивного функционального элемента (справа) для входного синусоидального воздействия с частотой  $f = 10, 100, 1000$  Hz

## 5.2 Результаты экспериментального исследования твердотельной нейросети ИНФМС

Исследование пластичных свойств нейросети ИНФМС основывалось на твердотельной эмуляции ИФФУ – 1, 2 в соответствии с 1C1R1MOS моделью. Данное исследование подтвердило:

- эффективность электронной реализации ИНФМС с гетерогенным составом ИФФУ и её функциональную эквивалентность соответствующим биологическим аналогам [23 – 25];
- возможность реализации ИФФУ с широкий диапазон адаптации в 40 – 80 дБ;
- селективную частотную и импульсную пластичность ИФФУ для  $E = 1, 2$ ;
- целесообразность применения 1C1R1MOS функциональной модели для описания пластичных и селективных свойств ИНФМС на следующих уровнях детализации при  $E \geq 2$ .

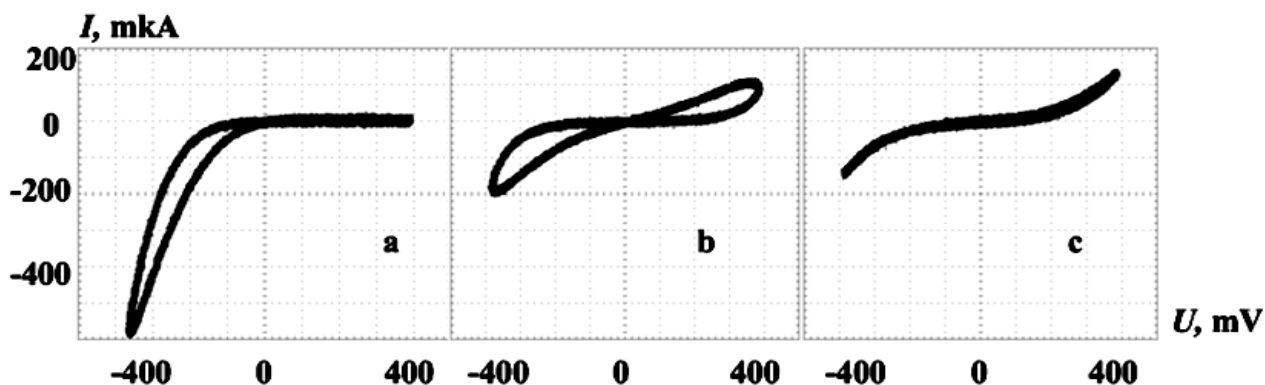


Рис. 8. Экспериментальные характеристики пластичного твердотельного мемристивного элемента в частотной области (a – 10 Hz, b – 100 Hz, c - 1000 Hz)

## Выводы

Предложен фрактальный подход к описанию нейрона, в соответствии с которым внутреннюю архитектуру отдельного нейрона следует рассматривать как повторяющуюся на различных уровнях детализации  $E$  распределенную сетевую структуру ИФФУ- $E$ . В качестве последних выступают топологические группы ионных каналов (уровень  $E = 1$  - дендритные поддерева, фрагменты дендритов с участками активной мембраны), отдельные ионные каналы ( $E = 2$ ), топологическая молекулярная структура отдельного ионного канала ( $E = 3$ ), квантовые механизмы атомной структуры молекул ( $E = 4$ ) и так далее.

Показано, что новые фрактальные уровни внутренней структуры нейрона не являются замкнутыми, а имеют «горизонтальные» связи соответствующего уровня и с аналогичными структурами соседних нейронов, что приводит к необходимости анализа поведения всей сети искусственных нейронов на соответствующих уровнях детализации  $E$ .

Современные гибридные технологии совмещения мемристивных элементов со стандартными аналого-цифровыми CMOS схемами являются перспективной элементной базой для реализации электронных фрактальных нейросистем. Повышения их степени интеграции и функциональности достигается поэтапно за счет развития как интегральных технологий, так и соответствующих архитектурных и функциональных программно-аппаратных решений при последовательном переходе ко все более точному отражению свойств биологической нейросети.

Показана функциональная идентичность ИФФУ мемристивной структуре при  $E = 1, 2$ . Предложена концепция импульсного нейрона с фрактальной мемристивной структурой для отражения мемристивных свойств на всех уровнях описания его внутренней архитектуры.

Теоретически и экспериментально подтверждена эффективность применения 1C1R1MOS функциональной модели (предложенной авторами ранее) для программно-аппаратных реализаций архитектур сети ИНФМС и решений ИФФУ для  $E = 1, 2$ .

Таким образом, микро и нанoeлектронные, молекулярные, квантовые и другие функциональные элементы с мемристивными свойствами являются перспективной элементной базой программной и аппаратной реализации пластичных функциональных элементов на разных уровнях иерархии фрактальной нейронной сети, обеспечивают процесс самоорганизации и обучения. Фрактальный нейрон с пространственно распределенной параллельной потоковой обработкой данных на основе мемристивных элементов, сеть искусственных фрактальных нейронов с массово параллельной многопоточной коррелированной обработкой данных являются перспективной элементной базой для интеллектуального анализа и обработки больших объемов информации в крупномасштабных применениях.

## Литература

1. McCulloch W., Pitts W. A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943, No 5 (4). - P.115–133.
2. Alyushin A.V., Alyushin M.V., Alyushin S.A. Electronic neural net design methodology // *Proceedings of the 5th. Int. Conf. and Exhibition “Digital signal processing and its applications”*, Moscow, Russia, March 12-14, 2003. - P.585-587.
3. Alyushin A.V., Alyushin M.V., Alyushin S.A. The net of pulsed neurons with the delay on the basis of the analog-digital field programmable integrated circuit // *Proceedings of the 5th. Int. Conf. and Exhibition “Digital signal processing and its applications”*, Moscow, Russia, March 12-14, 2003. - P.588-593.

- Exhibition “Digital signal processing and its applications”, Moscow, Russia, March 12-14, 2003. - P.582-585.
4. *Алюшин А.В., Алюшин С.А., Архангельский В.Г.* Табличные процессоры с широкополосным доступом к памяти FPGA // *Естественные и технические науки*. 2017, №12. - С.263-265.
  5. *Alyushin A.V., Alyushin S.A., Arkhangelsky V.G.* Scalable processor core for high-speed pattern matching architecture on FPGA // *Proceedings of The Third Int. Conf. on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC2016)*, Higher School of Economics (National Research University), Moscow, Russia, July 06-08, 2016. - P.148-153.
  6. *Alyushin A.V., Alyushin S.A., Arkhangelsky V.G.* High-speed pattern matching architecture on limited connectivity FPGA // *Proceedings of the 11-th Int. Conf. on Application of information and communication technologies (AIST2017)*, Moscow, Russia, 20-22 September 2017. - P.57–62.
  7. *Alyushin A.V., Alyushin S.A., Arkhangelsky V.G.* Bit-vector pattern matching systems on the base of high bandwidth FPGA memory // *Proceedings of the IEEE Conf. of Russian young researchers in electronic engineering (ElConRus2018)*, Moscow, Russia, January 29-31, Part 2. 2018. - P.1342-1347.
  8. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* A scalable reconfigurable computing system with distributed memory for the analysis of large amounts of data // *Proceedings of the 2018 Eleventh Int. Conf. “Management of large-scale system development” (MLSD)*, 2018, Moscow, Russia, IPS RAS, - P.1-5.
  9. *Brunel N., Rossum M.C.W.* Lapicque’s 1907 paper “from frogs to integrate-and-fire”// *Biological cybernetics*, Dec. 2007, Vol. 97, Issue 5-6, - P.337-339.
  10. *Hodgkin A.L., Huxley A.F.* A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve // *J. Physiol.* 1952, 117, - P.500-544.
  11. *Chua L.O., Kang S.M.* Memristive devices and systems // *Proc. IEEE* 64(2), 1976, - P.209-223.  
*Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Self-organization in the development of scalable, “intellectual” structures on the basis of analog-digital nets of pulsed neurons for processing large amounts of information // *Proceedings of the 2018 Eleventh Int. Conf. “Management of large-scale system development” (MLSD)*, 2018, Moscow, Russia, IPS RAS, - P.1-4.
  12. *Алюшин А.В., Алюшин С.А., Архангельский В.Г.* Спектр сигналов электрической активности гибридной нейросети // *Естественные и технические науки*. 2016, № 12 (102). – С.260-262.
  13. *Moore J.J., Ravassard P.M., Ho D., et. al.* Dynamics of cortical dendritic membrane potential and spikes in freely behaving rats // *Science* 355, 1281, 2017, - P.1–10.
  14. *Lebedeva S.A., Stepanyuk A.R., Belan P.V.* Local signalization in dendrites and mechanisms of short-term memory // *Neurophysiology*, Vol. 45, No. 4, July, 2013, - P.359 – 367.
  15. PSpice A/D. [www.pspice.com](http://www.pspice.com)
  16. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Memristive element functional model for the analysis and hardware emulation of highly integrated neural signal processing systems // *Proceedings of 21h Int. Conf. Digital signal processing (DSPA – 2019)*, Moscow, Russia, March 27 – 29, IPS RAS, Vol. 3-4, -P.418-423.
  17. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Functional model of Memristive element for computer based analysis and hardware emulation of adaptive networks of pulsed neurons // *Proceedings of the 2019 IEEE Conf. of Russian young researchers in electrical and electronic engineering (ElConRus)*, Jan. 28-31, 2019, to be published.
  18. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* Structural and schematic methods of projecting the properties of biological neuron networks on the architecture of modern integrated neuron-like systems with analog-digital information processing // *Proceedings of the 2019 IEEE Conf. of Russian young researchers in electrical and electronic engineering (ElConRus)*, Jan. 28-31, 2019, to be published.
  19. *Arkhangelsky V.G., Alyushin A.V., Alyushin S.A.* Scalable reconfigurable memristive synaptic structures as the basis of the mechanisms of plasticity in the developing and self-organizing networks of artificial pulsed neurons // *Proceedings of the 2019 IEEE Conf. of Russian young researchers in electrical and electronic engineering (ElConRus)*, Jan. 28-31, 2019, to be published.
  20. *Arkhangelsky V.G., Alyushin A.V., Alyushin S.A.* Adaptive signal processing in a scalable and reconfigurable memristive synaptic structures for pulsed neurons artificial networks // *Proceedings of 21h Int. Conf. Digital signal processing (DSPA – 2019)*, Moscow, Russia, March 27 – 29, IPS RAS, Vol. 3-4, - P.554-559.

21. *Alyushin A.V., Arkhangelsky V.G., Alyushin S.A.* The projection of the biological neurons networks properties onto the integrated neuron-like systems architecture with analog-digital signal processing // Proceedings of 21h Int. Conf. Digital signal processing (DSPA – 2019), Moscow, Russia, March 27 – 29, IPS RAS, Vol. 3-4, - P.560-565.
22. *Alyushin A.V., Alyushin S.A., Arkhangelsky V.G.* Electrical activity signal spectrum of the artificial neural net on the base of pulsed neurons and memristors // Proceedings of the IEEE Conf. of Russian young researchers in electronic engineering (ElConRus2018), Moscow, Russia, January 29-31, Part 2. 2018. - P.1856-1862.
23. *Алюшин А.В., Алюшин С.А.* Фрактальные нейронные сети на основе импульсных нейронов и мемристоров // Научный альманах. 2016, N 10-3(24). – С.22-25.
24. *Alyushin A.V., Alyushin S.A., Arkhangelsky V.G.* Development and analysis of analog-digital neural net for speech stress detection // Proceedings of the IEEE Conf. of Russian young researchers in electronic engineering (ElConRus2018), Moscow, Russia, January 29-31, Part 2. 2018. - P.1817-1822.