

DOI:

## **ОБРАБОТКА СЛАБЫХ СИГНАЛОВ В НЕЙРОМОРФНЫХ ФРАКТАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ С НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКОЙ, БЛИЗКОЙ К БИФУРКАЦИИ ХОПФА**

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

<sup>1</sup>*Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Россия, г. Москва  
Каширское шоссе, д. 31*

<sup>2</sup>*Федеральное государственное автономное научное учреждение ЦИТиС, Россия, г. Москва  
Пресненский Вал, д. 19, стр. 1*

<sup>1</sup>avalyushin@mail.ru, <sup>2</sup>citis@arkhang.ru, sergeyalyushin@gmail.com

*Аннотация: В работе анализируется фрактальная модель нейроморфной системы с повторяющимися структурно-функциональными свойствами своей организации на всех уровнях внутренней иерархии. В качестве «драйвера» интеллектуальной обработки выступает нелинейный динамический процесс ее функциональных элементов, близкий к бифуркации Хопфа.*

Ключевые слова: нейроморфная система, фрактальная структура, бифуркация Хопфа.

### **Введение**

Эффективное управление развитием крупномасштабных систем подразумевает использование соответствующих технических средств по обработке и хранению данных с требуемым уровнем надежности. Современной тенденцией интеллектуальной обработки больших объемов информации является использование нейроморфных систем соответствующего размера и качества. При этом подобные системы характеризуются 2D и 3D иерархическими архитектурами, значительным числом активных компонентов, имеют многоуровневые средства связи как между внутренними интегрированными образованиями, так и с внешними распределенными сенсорами и исполнительными структурами. Они характеризуются определенной внутренней динамикой, в результате которой происходит адаптация структуры системы при изменении условий ее функционирования, взаимодействия с внешней средой, внутренних сбоях и отказах, деградации параметров ее функциональных элементов. Процесс управления данными системами носит комплексный и многоуровневый характер, помимо начального обучения и текущего управления присутствует внутренний процесс самоорганизации, протекающий без внешнего "учителя" на основе пространственно-временного взаимодействия обрабатывающей среды и обрабатываемого потока информации.

Анализируемые в данной работе фрактальные нейроморфные архитектуры являются развитием активно разрабатываемого в настоящее время научного направления EDA, EA, DDA (Event-Driven Architecture - архитектура, управляемая событием; Evolutionary Architecture - эволюционная архитектура; Data-Driven Architecture - архитектура, управляемая данными) [1 - 3]. "Интеллектуальные" НС (нейроморфные системы) обладают всеми признаками крупномасштабных систем и по существу, являются ими.

Разработка и исследование подобных архитектур и аппаратных систем на их основе также является актуальной научной и практической задачей.

### **1 Обработка слабых сигналов**

#### **1.1 Решение трудно формализуемых задач**

Исследуемая архитектура ориентирована на решение ряда "интеллектуальных" трудно формализуемых задач при обработке больших массивов информации, возникающих при управлении крупномасштабными системами, например:

- выявление тенденций развития всей системы или ее частей;
- предсказание возможных сценариев поведения системы (особенно в критических ситуациях);
- выделение полезной информации из потока текущих данных;
- синтез характеристических состояний в поведении управляемой системы, распознавание текущих отклонений от стандартного поведения, классификация выявленных отклонений;
- преобразование критически важных данных в форму, наиболее информативную для восприятия оператором системы;
- выделение и восстановление информационного сигнала в нейроподобных интерфейсах взаимодействия "человек-машина".



## 1.2 Обработка слабых сигналов в крупномасштабных системах

Большинство из вышеперечисленных трудно формализуемых задач оперирует со "слабыми" полезными информативными сигналами, которые необходимо выделить из потока многоплановых и многомерных данных на ранних стадиях развития интересующего процесса или при зарождении нового состояния управляемой крупномасштабной системы. При этом в случае обработки явных полезных сигналов используются соответствующие методы адаптивной фильтрации. В случае же неявных полезных сигналов активизируется процесс распознавания или синтеза этих информативных сигналов за счет самоорганизации соответствующей обрабатывающей структуры НС.

## 2 Нейроморфная фрактальная структура

### 2.1 Нейроморфная система для решения трудно формализуемых задач

Высокопроизводительная интеллектуальная обработка больших массивов информации в реальном масштабе времени основывается на параллельной нейроморфной структуре. Отличительной особенностью исследуемой НС является свойство самоорганизации её внутренней структуры для адекватного отображения (обработки) поступающей информации. Оно основывается на следующих принципах:

- однородное поле достаточной размерности из функциональных обрабатывающих элементов (ФОЭ) с однотипным откликом на входное воздействие,
- параллельное проецирование входных данных на все ФОЭ данного поля,
- сильное локальное взаимодействие обрабатывающих элементов в пространственных координатах, ортогональных направлению входного воздействия,
- встроенный механизм акцентирования на наиболее активных ФОЭ,
- встроенный механизм поддержания системы в состоянии близком к критическому (бифуркации),
- адаптивный процесс пространственно-временной интеграции ФОЭ с идентичным (синхронным) откликом на определенный параметр входного сигнала,
- достаточное время самообучения.

### 2.2 Фрактальная архитектура

В данной работе используется фрактальный подход к синтезу архитектуры НС и ее элементов, в соответствии с которым:

- нейрон представляет из себя значительно более сложной функциональное устройство с собственной иерархической внутренней сетевой / древовидной структурой, масштабность которой определяется степенью детализации в описании его физико-химических и биологических свойств;
- 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;
- на каждом уровне детализации в описании свойств внутренней структуры нейрона можно выделить соответствующие ФОЭ – фрактальные функциональные устройства и определенную архитектуру их взаимодействия.

В соответствии с данным подходом каждый нейроподобный элемент верхнего уровня эмулируется соответствующей "глубокой" многослойной сетью фрактальных ФОЭ.

## 3 Нелинейная динамика, близкая к бифуркации Хопфа

Уникальная способность млекопитающих воспринимать и обрабатывать слабые сигналы даже в условиях сильного зашумления в определенной степени объясняется активным процессом фильтрации полезного сигнала за счет неустойчивости нелинейной динамической системы близкой к бифуркации.

### 3.1 Нелинейная динамика, близкая к бифуркации Хопфа

Нелинейный динамический процесс [4]

$$(1) \quad \dot{z} = (\mu + j\omega_0)z - \omega_0 |z|^2 z - \omega_0 S(t), z \in C,$$

где  $j$  - мнимая единица,  $z$ - отклик системы на входной стимул  $S(t)$ ,  $\mu$  - параметр нелинейности Хопфа,  $w_0$  - резонансная частота отклика, характеризуется следующими активными свойствами нелинейной фильтрации.

В отсутствии входного воздействия  $S(t) = 0$  поведение системы характеризуется бифуркацией Хопфа:

- при  $\mu < 0$  решение (1) на фазовой плоскости имеет вид стабильной точки;
- при  $\mu > 0$  характеризуется предельным циклом с амплитудой колебаний  $\mu^{0.5}$ .

В случае входного воздействия

- при  $\mu = 0$  система характеризуется усилением входного сигнала в  $K = F^{-2/3}$  раз на частотах близких к резонансной;
- при  $\mu < 0$  коэффициент усиления системы на резонансной частоте при малом входном сигнале определяется как  $K = -1/\mu$ . При увеличении входного сигнала наступает компрессия и снижение коэффициента усиления. При удалении от резонансной частоты система характеризуется линейным откликом вне зависимости от величины стимула. Кроме того, для малых входных возмущений полоса пропускания системы  $\Delta w \approx |\mu|$ .

Таким образом, нелинейный адаптивный резонатор Хопфа характеризуется высокой избирательностью малого входного сигнала  $w_0$ , высоким и адаптивным коэффициентом его усиления (до 100-200дБ и более). Обработка всего спектра входного сигнала  $\Delta W$  обеспечивается параллельной структурой из более чем  $N = \Delta W / |\mu|$  элементарных резонаторов Хопфа.

### 3.2 Нелинейный динамический процесс во фрактальной архитектуре

Нейроподобные ФОЭ исследуемой структуры характеризуются нелинейным динамическим процессом с бифуркацией типа Хопфа, что позволяет адекватно воспроизвести и имитировать не только процесс активной фильтрации полезного сигнала в биологических сенсорных структурах (например, кохлеи, глаза), но и распространить его на дальнейшую обработку данных на верхних уровнях иерархии системы по синтезу трудно формализуемых значимых глобальных параметров, распознаванию интегральных свойств поступающих слабых сигналов.

Бифуркационные динамические процессы во фрактальной архитектуре активизируются за счет обратных связей нелинейных ФОЭ каждого уровня при соответствующем значении управляющего параметра:

- локального электромагнитного взаимодействия в нелинейной проводящей среде;
- локального электромагнитного взаимодействия в атомарных структурах (например, в атомарных ключах с управляемым ростом токопроводящих нитевидных структур);
- локального взаимодействия потенциалов на уровне ионных каналов (потенциала локального распределения заряженных ионов как внутри клетки, так и вне ее), одно и двухуровневых воротных механизмов с гистерезисными характеристиками;
- прямого и обратного распространения как импульса возбуждения (спайка) фрагмента мембраны нейрона, например, в дендритном дереве, теле нейрона, так и электротонического сигнала;
- перекрестных связей между элементами дендритных деревьев соседних нейронов;
- внутренних связей между нейроподобными элементами кластера;
- локальных связей между кластерами (агентами) нейроподобных элементов;
- глобальных обратных связей между крупными отделами нейроморфной структуры;
- обратных связей между обрабатывающей и сенсорной частью НС архитектуры.

Например, динамический процесс взаимодействия нелинейных потенциал зависимых ионных каналов (модель Hodgkin-Huxley) характеризуется активной подпороговой обработкой данных близкой к бифуркации для малого амплитудного диапазона входных воздействий (менее 1 мВ, менее 2 мкА) [5].

### 3.3 Обработка слабых сигналов и выделение информативных признаков

Элементарный динамический процесс нижнего уровня иерархии с ограниченным числом управляющих параметров обеспечивает выделение и восстановление определенных признаков отдельного обрабатываемого сигнала ограниченной размерности в узком диапазоне значений (например, в аналоговой системе - амплитуды, частоты, фазы, периода колебаний). Следующие уровни иерархии НС осуществляют выделение и обработку признаков и свойств информации соответствующего уровня (например, в большем динамическом диапазоне, большей полосе частот),

синтез новых комбинированных показателей качества анализируемой информации. Таким образом осуществляется древовидная классификация, при которой низкоуровневые признаки выделяются локально на низших уровнях иерархии (ветви дерева), а высокоуровневые понятия синтезируются и выделяются на глобальном уровне иерархии всей системы. Инвариантность выделения низкоуровневых признаков в пространстве и времени (реализация конволюционного фильтра) обеспечивается параллельной загрузкой и обработкой входных данных на всех функциональных элементах нижнего уровня иерархии. Соответственно во временной области низкоуровневая обработка характеризуется наиболее быстрым откликом на входное воздействие, возможностью обработки данных в узком временном окне за счет быстрых локальных обратных связей.

#### 4. Самоорганизация как свойство активной обрабатывающей среды с локальным взаимодействием

Рассмотренная выше параметрическая ( $\mu$ ) нелинейная адаптивная фильтрация сигналов основывается на статической структуре НС и может быть реализована на всех уровнях ее иерархии. В тоже время, нелинейные динамические архитектуры на верхних уровнях своей иерархии с обратными связями между своими ФОЭ (например, элементами со встроенной памятью) характеризуются способностью бифуркационного изменения своей структуры при незначительном малом начальном возмущении, адекватного отражения новых свойств обрабатываемых сигналов и, соответственно, синтезом структуры для эффективной обработки сигналов с новыми свойствами. В данной работе в качестве физической основы самоорганизации структуры обрабатывающей среды рассматривается модель электромагнитного взаимодействия.

##### 4.1 Локальное взаимодействие электромагнитного поля

Взаимодействие электрического и магнитного полей в соответствии с уравнениями Максвелла носит локальный характер в том смысле, что наибольшая напряженность векторного поля-отклика в плоскости, ортогональной входному возмущению при циркуляции по замкнутому контуру  $\Gamma$  достигается в непосредственной близости к потоку векторного поля начального возмущения в пределах поверхности  $S$  [6]:

$$(2) \quad \oint_{\Gamma} \vec{E}_l dl = - \oint_S (d\vec{B} / dt)_n dS,$$

$$(3) \quad \oint_{\Gamma} \vec{H}_l dl = \oint_S (\vec{j} + d\vec{D} / dt)_n dS,$$

$$(4) \quad \oint_S \vec{D}_n dS = \oint_V p dV,$$

$$(5) \quad \oint_S \vec{B}_n dS = 0,$$

где для среды  $\vec{D} = \epsilon\epsilon_0 \vec{E}$ ,  $\vec{B} = \mu\mu_0 \vec{H}$ ,  $\vec{j} = \sigma \vec{E}$ .

Например, для случая статических полей с локализованной проводимостью в виде параллельных длинных нитей сила взаимодействия последних  $dF$  в перпендикулярной им плоскости будет носить локальный характер:

$$(6) \quad dF = \mu\mu_0 I_1 I_2 dl / 2\pi a,$$

где  $I_1$  и  $I_2$  - сила тока первого и второго проводника соответственно,  $dl$  - элементарный участок проводника,  $a$  - расстояние между ними.

##### 4.2 Локальное взаимодействие между функциональными элементами нейроморфной системы со статическим откликом

Рассмотрим сеть из нейронов  $N_1$  и  $N_2$ , расположенных в плоскости  $Oxy$  (рис. 1). Входные и выходные сигналы нейронов распространяются вдоль оси  $Oz$ . На все нейроны сети поступает одно и тоже входное воздействие  $X_j$ . Отклик нейронов сети  $Y_1$  и  $Y_2$  на входное возмущение представлен постоянным током  $I_1$  и  $I_2$ . Тогда за счет локального электромагнитного взаимодействия в плоскости  $Oxy$  нейроны сети:

- будут притягиваться друг к другу при одинаковой реакции на входное возмущение (рис. 1-А, положительная реакция при  $I_1 > 0$  и  $I_2 > 0$ , отрицательная реакция при  $I_1 < 0$  и  $I_2 < 0$ ),

- будут отталкиваться друг от друга при разной реакции на входной стимул (рис. 1-B,  $I_1 > 0$  и  $I_2 < 0$  или  $I_1 < 0$  и  $I_2 > 0$ ),
- останутся неподвижными при отсутствии реакции (рис. 1 - C),
- величина взаимодействия между нейронами прямо пропорциональна силе каждой из ответных реакций и обратно пропорциональна расстоянию между нейронами в сети.

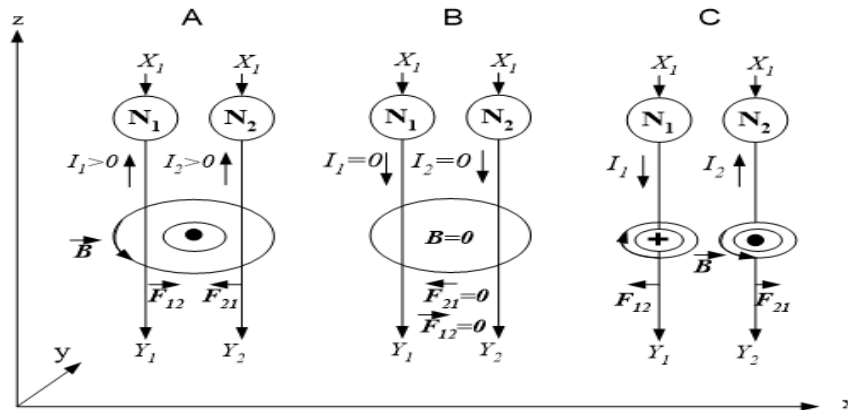


Рис. 1. Локальное электромагнитное взаимодействие нейронов сети

в плоскости, ортогональной входному воздействию

В результате самообучения через определенный промежуток времени топологическая структура исходной сети в плоскости  $Oxy$  изменится (при определенной подвижности нейронов сети в данной плоскости и отсутствии сопротивления перемещению) и будет в определенной степени отражать структуру и определенные параметры входной информации. Необходимыми и достаточными условиями протекания данного процесса самоорганизации являются принципы, изложенные в п.2.1.

Топологическая классификация событий входной информации  $X_1$  и  $X_2$  по определенным признакам проиллюстрирована на рис. 2. За весь период самообучения при восприятии входной информации образовались три топологических кластера, объединяющие нейроны, чувствительные к  $X_1$  и  $X_2$ . Местоположение данных кластеров в пределах исходной НС определяется начальным распределением гетерогенных нейронов.

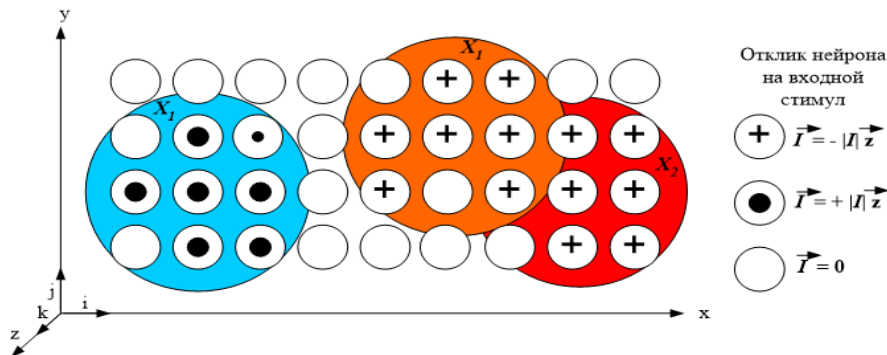


Рис. 2. Топологическая самоорганизация нейронов сети в кластеры

1D, 2D и 3D нейросеть со случайным начальным распределением гетерогенных нейронов в пространстве ориентирована на обработку слабых информативных сигналов, поиск и выделение отличительных известных и неизвестных признаков в событиях входной информации. Реализация топологического классификатора с фиксированным и известным положением дискриминирующих кластеров основывается на синтезе начальной сетки из доминантных нейронов с акцентированным откликом на интересующий параметр входного события, за счет дополнительного начального обучения исходной нейросети со стохастической структурой с супервизором.

#### 4.3 Самоорганизация внутренней структуры кластера нейронов

Формирование внутренней структуры каждого кластера достигается за счет задания внешнего градиента поля или центров притяжения в виде специализированных нейронов с постоянным и сильным откликом на интересующий параметр входного сигнала. В этом случае произойдет упорядочение нейронов по силе отклика на входное воздействие вдоль направления градиента

дополнительного внешнего поля или по направлению к центру притяжения ("всплытие" более легких компонентов кластера).

#### 4.4 Локальное взаимодействие между функциональными элементами нейроморфной системы с импульсным откликом

В нейроморфной системе из двух нейронов с импульсным токовым выходным сигналом  $I_1$  и  $I_2$  осуществляется перенос заряда соответственно  $Q_1 = I_1\tau_n$ ,  $Q_2 = I_2\tau_n$ , где  $\tau_n$  - длительность выходного импульса (рис. 3). Магнитное взаимодействие данных нейронов описывается следующими соотношениями [6]:

$$(7) \quad \vec{F}_{12} = \mu\mu_0 Q_1 Q_2 [\vec{v}_2 \times [\vec{v}_1 \times \vec{r}_{12}]] / 4\pi r^3 = \mu\mu_0 I_1 I_2 \tau_n^2 [\vec{v}_2 \times [\vec{v}_1 \times \vec{r}_{12}]] / 4\pi r^3,$$

$$(8) \quad \vec{F}_{21} = \mu\mu_0 Q_1 Q_2 [\vec{v}_1 \times [\vec{v}_2 \times \vec{r}_{21}]] / 4\pi r^3 = \mu\mu_0 I_1 I_2 \tau_n^2 [\vec{v}_1 \times [\vec{v}_2 \times \vec{r}_{21}]] / 4\pi r^3,$$

где  $\vec{v}_1$  и  $\vec{v}_2$  - скорости движения зарядов.

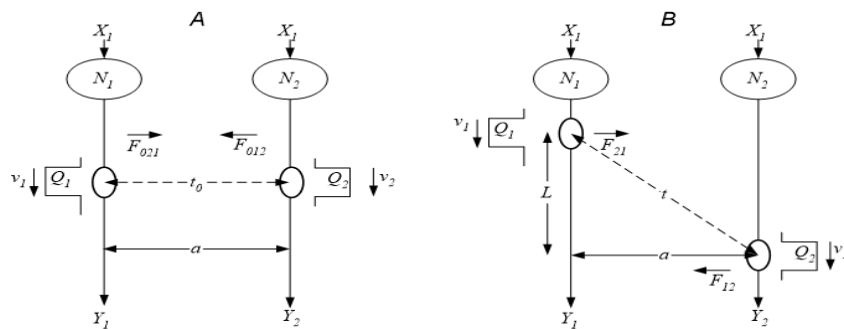


Рис. 3. Топологическая самоорганизация нейронов сети в кластеры

При коллинеарном протекании выходных токов нейронов в нейроморфной системе модуль силы магнитного взаимодействия равен

$$(9) \quad F = \mu\mu_0 I_1 I_2 \tau_n^2 v_1 v_2 \sin \alpha / 4\pi r^2.$$

Учитывая, что  $\sin \alpha = a/r$ ,  $r = (a^2 + L^2)^{1/2}$ , получаем:

$$(10) \quad F = \mu\mu_0 I_1 I_2 \tau_n^2 v_1 v_2 a / 4\pi (a^2 + L^2)^{3/2},$$

где  $L = v_2 \tau$  - расстояние пройденное выходным импульсом второго нейрона до момента времени  $\tau$  появления отклика в первом нейроне. Тогда силу их взаимодействия можно представить в виде

$$(11) \quad F = F_0 MSTDP(\tau),$$

где

$$(12) \quad F_0 = \mu\mu_0 I_1 I_2 \tau_n^2 v_1 v_2 / 4\pi a^2 -$$

сила максимального магнитного взаимодействия при наибольшем сближении двух движущихся точечных зарядов  $Q_1$  и  $Q_2$  при  $\tau = 0$ ,

$$(13) \quad MSTDP(\tau) = \tau_0^3 / (\tau_0^2 + \tau^2)^{3/2} -$$

функция магнитной пластичности во временной области (Magnetic Spike-Timing-Dependent Plasticity),

$$(14) \quad \tau_0 = a / v_2.$$

Рассматриваемый процесс MSTDP является физической основой выделения синхронных событий во времени и пространстве в НС и в некоторой степени аналогичен STDP, наблюдаемой в биологических нейросетях (рис.4).

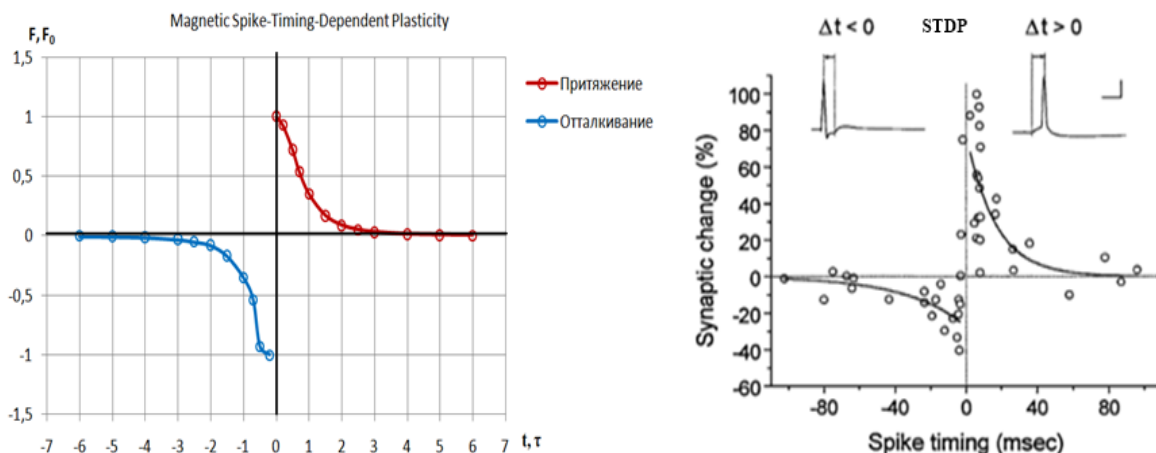


Рис. 4. Физические основы структурной пластичности нейроморфной системы с импульсной формой представления информации

Таким образом, синхронность импульсного отклика нейронов сети на входное воздействие во временной области является физической основой их топологической самоорганизации, причем

- при  $v_1=v_2$  MSTDP эффективно проявляется (соответствует силе значительного взаимодействия) на всем пути распространения выходных импульсных сигналов вдоль оси Oz;
- при  $v_1 \neq v_2$  MSTDP проявляется при сближении импульсов отклика в ограниченной области пространства вдоль оси Oz, то есть реализуется на фрагменте аксона или дендритного дерева и соответствует самообучению на предыдущем уровне иерархии всей системы.

Кроме того, при определенной исходной топологии нейроморфной системы MSTDP эффективно проявляется и при взаимодействии стимулирующего импульса с импульсом отклика нейронов.

В НС из  $N$  нейронов нелинейный динамический процесс самоорганизации структуры описывается соответствующей системой дифференциальных уравнений для  $i = 1, \dots, N$ :

$$(15) \quad \partial^2 \vec{R}_i / \partial t^2 = \sum_{j=1, i \neq j}^N (\mu \mu_0 Q_i Q_j [\vec{v}_j \times [\vec{v}_i \times \vec{r}_{ij}]] / 4\pi m_i r_{ij}^3),$$

где  $\vec{R}_i$  - радиус вектор нейрона  $i$ ,  $m_i$  - его эффективная масса.

## 5 Электронная эмуляция фрактальной нейроморфной сети

Разработанная модель фрактальной нейроморфной системы для обработки слабых сигналов была аппаратно эмулирована по гибридной технологии совмещения цифровых репрограммируемых схем (ПЛИС) и аналоговых нелинейных пластичных ФОЭ со встроенной памятью (мемристоров). Мемристивные элементы воспроизводят следующие ФОЭ на соответствующих уровнях иерархии НС:

- потенциал зависимые ионные каналы мембраны нейрона и его фрагментов;
- функциональные элементы с адаптивной нелинейной проводимостью в сенсорных и обрабатывающих структурах НС,
- распределенную неразрушающуюся память для сохранения динамически изменяемой структуры сети,
- синаптические связи между нейронами одного уровня сети;
- элементы обратных связей как между кластерами нейронов одного уровня НС, так и между различными уровнями НС.

На данном этапе научно-исследовательской работы аппаратно эмулированы все вышеперечисленные уровни иерархии мемристивной НС (МНС). При этом, структурная пластичность гибридной МНС обеспечивается как за счет аналогового непрерывного изменения силы связей ФОЭ между собой, так и за счет дискретного цифрового процесса перепрограммирования ПЛИС, изменения порядка выборки элементов мемристивной матрицы. На рис. 5 приведена иллюстрация топологической самоорганизации структуры МНС на верхнем уровне иерархии при адаптивной



фильтрации речевого сигнала. За время самообучения формируется компактный кластер с активным откликом на тремор голосового сигнала в определенной полосе частот  $\Delta\omega$ .

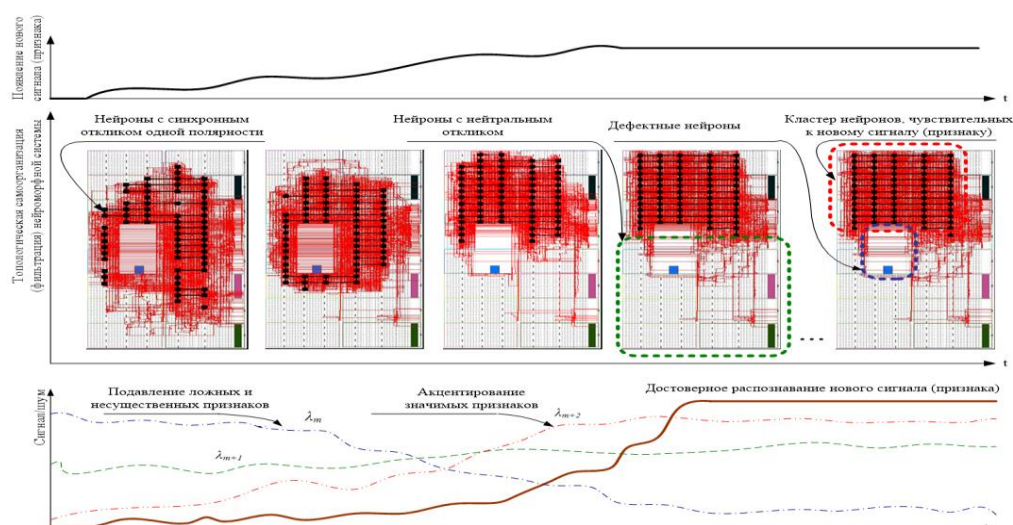


Рис. 5. Топологическая дискретная пластичность нейроморфной системы с импульсной формой представления информации

Исследование МНС по обработке слабых сигналов в звуковом диапазоне частот в режиме реального времени подтвердило помехоустойчивое функционирование системы с реализацией  $N = 1024$  адаптивных фильтров Хопфа на нижнем уровне иерархии МНС, 8 - 32 адаптивных фильтров по выделению глобальных признаков обрабатываемых сигналов на высших уровнях иерархии МНС. Динамический диапазон адаптации исследуемой гибридной системы составил 90-120дБ, достоверность выделения глобальных признаков обрабатываемых сигналов составила 88-98% при отношении сигнал-шум входных сигналов 5-30 дБ.

## 6 Выводы

Таким образом, фрактальные нейроморфные системы на основе мемристивных нелинейных элементов с внутренней памятью реализуют процесс нелинейной динамической обработки входных сигналов на всех уровнях своей иерархии (параметрическая адаптивная фильтрация, близкая к бифуркации Хопфа), осуществляющим динамическое проецирование входного сигнала ограниченной размерности на высоко размерную иерархичную обрабатывающую среду.

Кроме того, данные системы обладают способностью синтеза новых структурных решений и "размерностей" представления обрабатываемой сигнальной информации. Изменяющийся во времени слабый информационный сигнал и его составляющие активируют движение всех уровней НС вблизи границ устойчивости и тем самым изменяют пространственное расположение аттракторов системы, являющихся ассоциативной памятью МНС с одной стороны, и обрабатывающей активной средой с другой стороны.

## Литература

1. Project metamorphosis: unveiling the next-gen event streaming platform. Journey to event driven - part2: programming models for the event driven architecture // November 4, 2019. [Online]. Available: <https://www.confluent.io/blog/journey-to-event-driven-part-programming-models-event-driven-architecture>
2. Wirfs-Brock R., Wilkerson B. Object-oriented design: a responsibility-driven approach // Conference proceedings on object-oriented programming systems, languages and applications. New York, Association for computing machinery, 1989. - P.71-75.
3. Event-driven architecture style // 08.30.2018. [Online]. Available: <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/architecture/guide/architecture-styles/event-driven>
4. Martignoli S., van der Vyver, Kern A., Uwate Y., Stoop R. Analog electronic cochlea with mammalian hearing characteristics // Appl. Phys. Lett. 91, 064108 (2007), <https://doi.org/10.1063/1.2768204>
5. Adamatzky A., Chua L. Memristor networks. Springer. 2014.
6. Ландау Л.Д., Лифшиц Е.М. Теоретическая физика: Учебное пособие. В 10 т. Т. VIII. Электродинамика сплошных сред. М.: Наука, 1992. 664с.