



Самоорганизующиеся нейроморфные структуры на субмикронных порошковых системах

Ю.К. Евдокимов
д.т.н., профессор

Казанский национальный исследовательский технический
университет им. А.Н. Туполева (КНИТУ-КАИ)

27 июня 2024 г.

Нейроморфные системы и биологические нейросети

Нейроморфные системы реализуют функции биологических нейронных сетей и протекающих в них процессов, аналогичных когнитивным процессам в коре головного мозга.

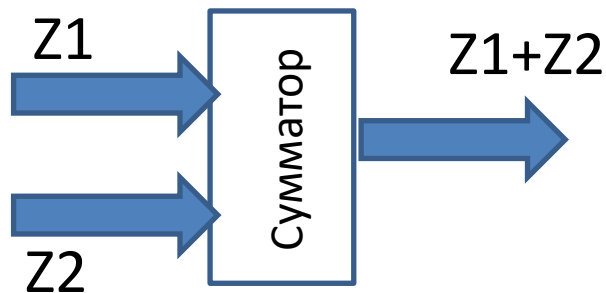
В отличие от последовательной обработки в неймановской архитектуре, в нейроморфных системах осуществляется **параллельная обработка и хранение информации** за счет распределенности вычислений на огромном количестве нейронов.

Под **физической нейроморфной структурой** понимается ее аппаратная реализация на элементной базе, работающей на физических или иных принципах.

Нейроморфные системы и биологические нейросети. Фундаментальные физические законы и природоподобные системы

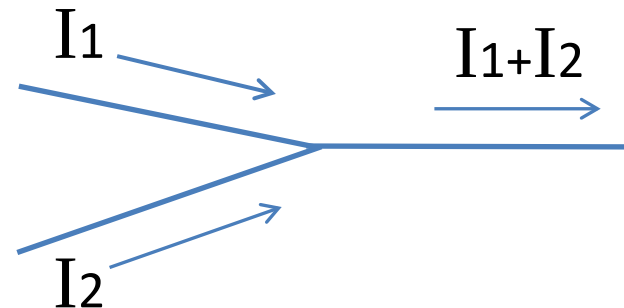
Два способа сложения

На основе цифровой арифметики



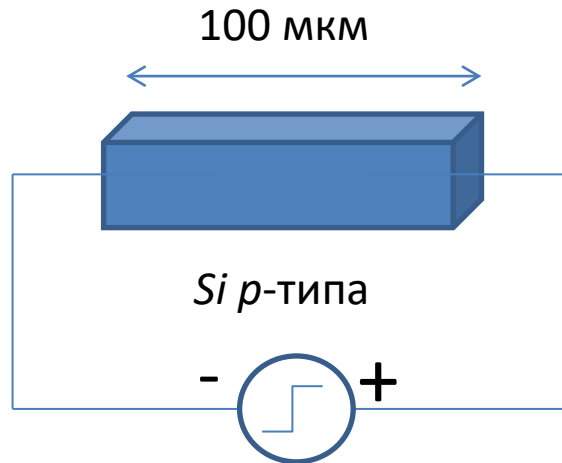
Быстродействие - 1-3 ГГц
Погрешность – вес младшего разряда
Сложность – пропорциональна разрядности
Надежность - обратно пропорциональна разрядности (или количеству элементов) и количеству микрокоманд в программе
Сложение не в реальном масштабе времени – принципиальная задержка на квант времени (такт)

На основе фундаментальных физических законов (закон Кирхгофа)



Быстродействие - 100-300 ГГц
Погрешность – уровень шумов, (СКВ шума)
Сложность – минимальна возможная (три проводника)
Надежность – надежность соединения трех проводников
Сложение в реальном масштабе времени

Нейроморфные системы и биологические нейросети. Фундаментальные физические законы и природоподобные системы



$$\frac{\partial c(x,t)}{\partial t} = D \frac{\partial^2 c(x,t)}{\partial x^2}$$

Полупроводниковая пластина р-типа
решает уравнение в частных производных
параболического типа
(уравнение диффузии электронов)

Нейроморфные системы и биологические нейросети. Фундаментальные физические законы и природоподобные системы

Дифференциальный закон Ома для сплошной неоднородной проводящей среды

$$j(x, y, z) = \sigma(x, y, z)E(x, y, z)$$

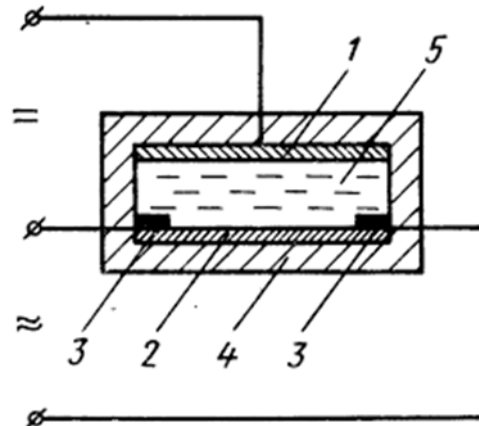
$$j(x, y, z) = \sigma(x, y, z) \operatorname{grad} \varphi(x, y, z)$$

$$\vec{E} = - \left(\frac{d\varphi}{dx} \vec{i} + \frac{d\varphi}{dy} \vec{j} + \frac{d\varphi}{dz} \vec{k} \right)$$

Физические нейроморфные системы. Мемисторы

Одна из первых работ по **физическим нейроморфным структурам** восходит к 1960 году, когда B. Widrow и M. Hoff M. разработали систему ADALIN на основе электрохимических ячеек - **мемисторов (хемотронов)**, электрическое сопротивление которых адаптивно изменялось электролитическим осаждением металла на графитовые электроды при формировании синаптических весов

//Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits /1960 Technical Report No, 1553-1 October 17, 1960. Stanford University, Calif., June 1960.



Нейроморфные системы.

Мемисторы

Функционально мемисторы решают параллельно две задачи - **оптимизации параметров и аналогового хранения** синаптических весов в виде сопротивлений осажденной пленки.

Информация сохраняется **без энергозатрат**, а для считывания информации требуется весьма незначительная энергия.

Нейроморфные системы. Мемристоры.

ReRAM-память

После долгого перерыва идея мемристоров получила дальнейшее развитие в последнем десятилетии на полупроводниковой элементной базе. Новые элементы получили название **«мемристор»**, составленного из словосочетания **«memory+resistor»**.

По выполняемой функции мемристор является аналоговой памятью в виде управляемого резистора, аналогичного электрохимическому мемристору. Создание эффективной **энергонезависимой мемристорной памяти с произвольным доступом (ReRAM)** для нейроморфных вычислений сейчас является главной технологической задачей нейроинженерии

Нейроморфные системы. Мемристоры. ReRAM-память

Одной из основных операций, выполняемых в задачах распознавания, является **перемножение входного вектора на матрицу весовых коэффициентов синапсов**, хранимых в **ReRAM**. Хотя эти операции с ReRAM выполняются намного быстрее и меньшими энергозатратами, но математическое моделирование процессов в нейросети требует организации структуры сети, трудоемкого программирования и обучения.

Человеческий мозг, конечно, не осуществляет математические операции перемножения матриц и т.п., поскольку существующие модели всего лишь математические формализации когнитивных процессов. Когнитивные процессы в нем намного шире математических моделей.

Самоорганизующиеся нейроморфные системы.

Принципы построения

Построение **самоорганизующихся и самообучающихся нейросетевых структур**, основанных на стратегии функционирования **биологических и природоподобных систем**.

В природоподобных системах нет жестких алгоритмов функционирования, но благодаря гибкости и множества связей создаются условия для самоорганизации структур и их конкурентного отбора.

Основной движущей силой самоорганизации является фундаментальный **принцип минимума энергии состояния системы**.

Природа экономна во всех своих действиях и проявлениях.

Эти свойства ярко выражаются при самоорганизации разнообразных систем. Например, в выборе кратчайшего пути протекания электрического тока в неоднородной среде, минимума поверхности при максимальном объеме, в организации устойчивого движения множества электронов вокруг ядра при минимуме энергетического уровня и т.д.

Самоорганизующиеся нейроморфные системы.

Принципы построения

При разработке самоорганизующихся нейроморфных систем важно обеспечить **условия для проявления и самореализации в них принципа минимума энергии** и других законов оптимальности.

Очевидно, что главным условием является **обеспечение достаточного числа степеней свободы системы** в ее начальном состоянии, в пределах которого возможны конкуренция и оптимальный выбор.

Следуя этим принципам, здесь предлагаются **методы построения самоорганизующихся нейроморфных структур на субмикронных порошковых системах**, особенностью которых является огромное число степеней свободы.

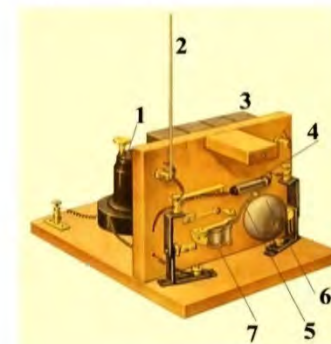
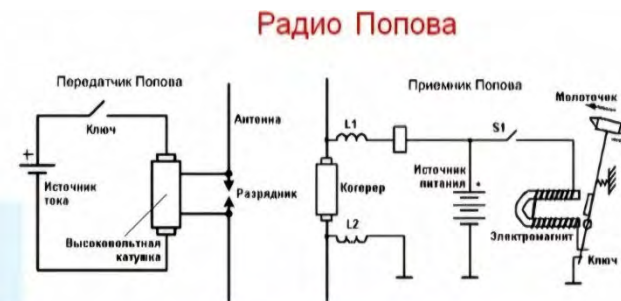
Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Одним из ранних примеров использования порошковых систем является **когерер** для приема радиосигналов в **первом радиоприемнике А.С. Попова**.

Когерер представляет собой стеклянную трубку, заполненную металлическим порошком. Металлические частицы порошка изолированы друг от друга тонкой оксидной пленкой, обуславливающей высокое сопротивление когерера. При воздействии электромагнитного поля происходит перестройка структуры порошка с понижением электрического сопротивления на 3-4 порядка



Попов А.С.



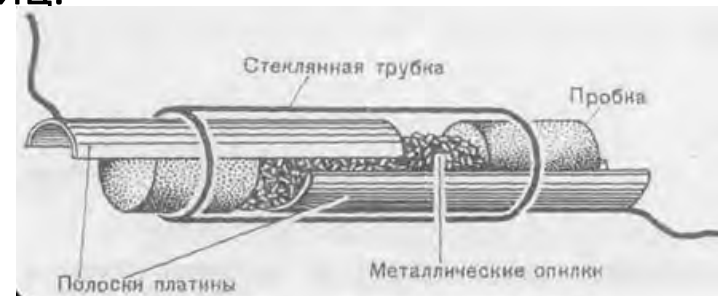
Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Сложный физический механизм работы когерера, зависящей от размера, геометрии и вида материала частиц, представляет до сих пор большой научный интерес и исследуется разными авторами ***Falcon E., Castaing B. Electrical conductivity in granular media and Branly's coherer//American J. of Physics. – 2005. – T. 73. – №. 4. – С. 302-307***].

Более сложные размерные эффекты наблюдаются при переходе частиц порошка с субмикронного в наноразмерный масштаб из-за существенного изменения механизма взаимодействия, вызванного перекрытием зон проводимости частиц.



Э. Бранли
1844—1940



Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Для субмикронных частиц основным механизмом перестройки структуры является **джоулево микроспекание** и **взаимная диффузия** материала частиц при протекании тока, возникающего при электрическом пробое оксидной пленки.

Спекание частиц приводит к энергонезависимому **запоминанию новой низкоомной структуры** дисперсного порошка, перешедшей из высокоомного состояния.

Эти **два важных свойства субмикронных порошков** - изменение топологической и электрофизической структуры и ее запоминание, автором предлагается использовать для создания нейроморфных и распределенных фрактальных структур для обработки сигналов и построения соответствующих датчиков

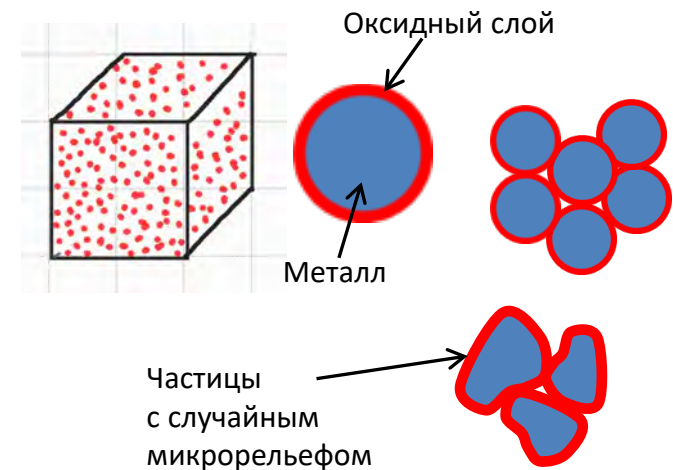
Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Дисперсные порошковые системы имеют уникальные характеристики, которые недостижимы средствами современной полупроводниковой технологии. Так, например, в ячейке в 1 кубический сантиметр помещается приблизительно $N=10^{15}$ частиц размером 0,1 мкм. Если принять состояние дискретной частицы в изолирующей оксидной оболочке за логический ноль, а электропроводное состояние - за логическую единицу, то такая структура будет эквивалентна бинарной памяти, состоящей из $N=10^{15}$ элементов. Это на несколько порядков превосходит объемы памяти современных запоминающих устройств [], так и количество нейронов 10^{11} человека. Количество возможных связей между частицами при этом достигает огромных значений $M=N(N-1)\approx 10^{30}$, что характеризует большие потенциальные возможности для организации сложных и многосвязных нейросетей.

1. Ячейка в 1 см³ помещает $N=10^{15}$ частиц размером 0,1 мкм
2. Ячейка эквивалентна бинарной памяти из $N=10^{15}$ элементов
3. Число бинарных состояний $D=2^N=2^{10^{15}}$
4. Число возможных связей:
 $M=N(N-1)\approx 10^{30}$

Справка:

Количество нейронов у человека: $10^{11} - 10^{15}$



Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

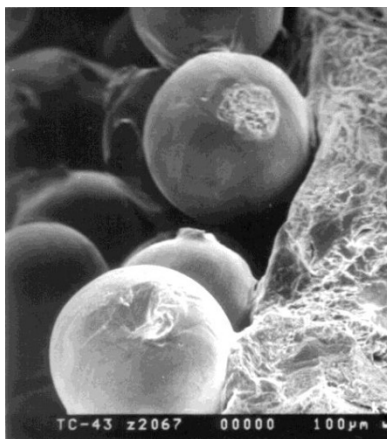
Если число различных уровней сопротивления r , равно K , то число возможных состояний S ячейки возрастает в K раз в сравнении с бинарным вариантом, т.е. $S=KN$.

В этом случае ячейка представляет собой аналоговую память, состоящую из N резистивных элементов с K уровнем квантования.

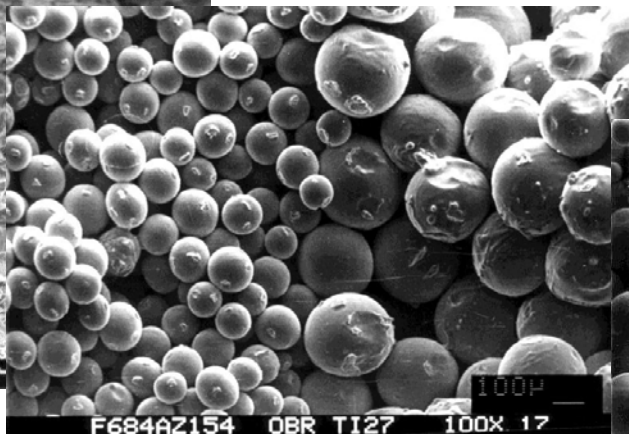
Если принять $K=10^3$, что соответствует возможностям АЦП 10-битным разрешением, то в приведенном выше примере число возможных состояний возрастет на три порядка и составит огромную величину

$$S=10^{18}$$

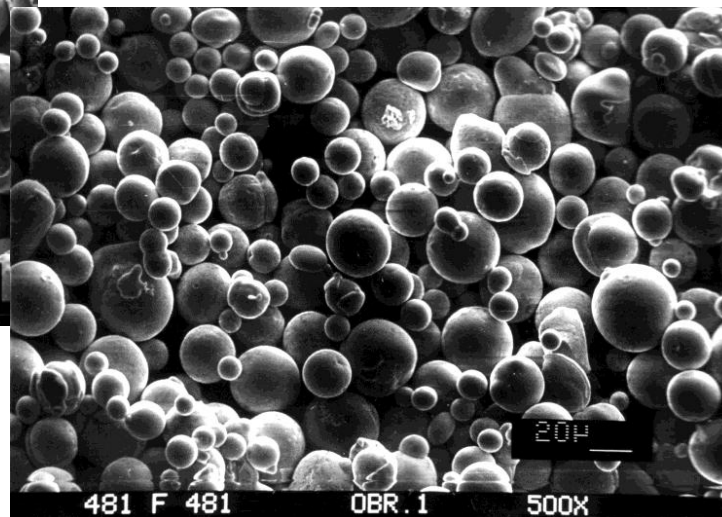
СТРУКТУРЫ МАТЕРИАЛОВ ИЗ СФЕРИЧЕСКИХ ПОРОШКОВ ТИТАНА



**Материалы
с пористым
покрытием**



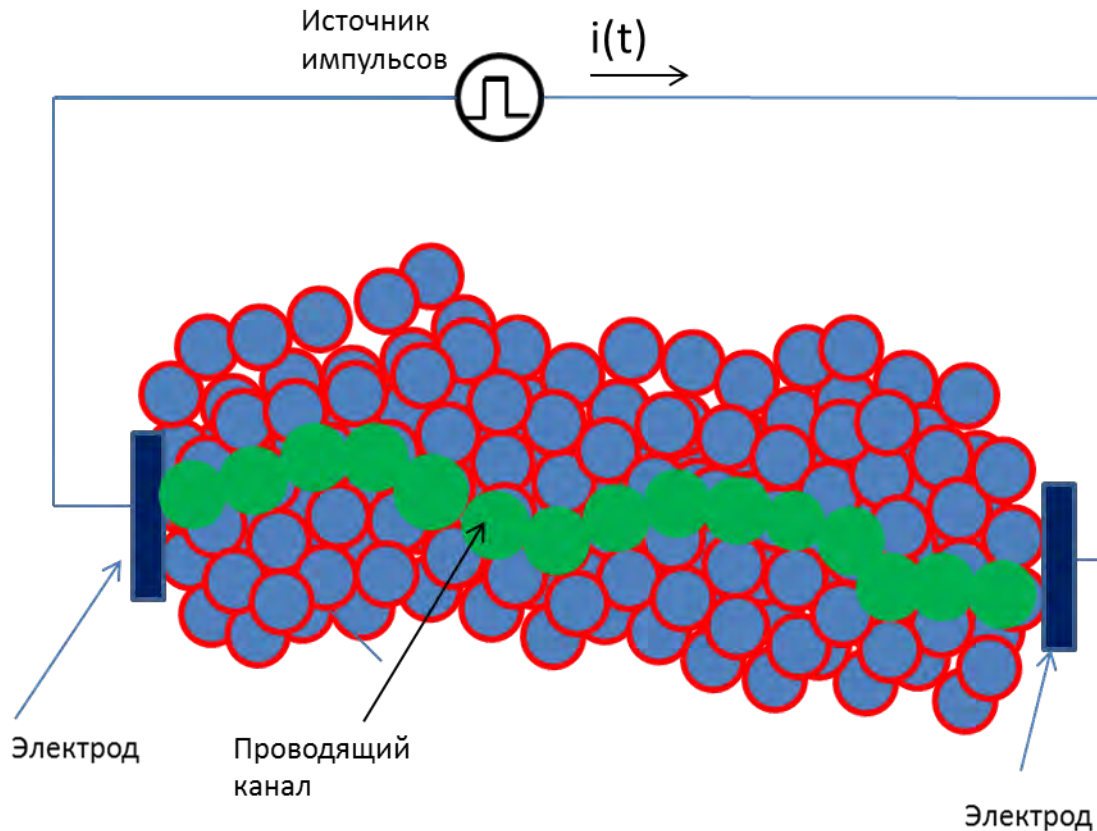
**Градиентные или
многослойные материалы**



**Материалы с
полидисперсной
структурой**

*МИНЬКО Д.В., БЕЛЯВИН К.Е., ШЕЛЕГ В.К., КУЗНЕЧИК О.О.
ЭЛЕКТРОИМПУЛЬСНОЕ СПЕКАНИЕ ПОРИСТЫХ ПОРОШКОВЫХ
МАТЕРИАЛОВ «Перспективные технологии консолидации
материалов с применением электромагнитных полей»
20 –23 мая 2013 г., г. Москва, МИФИ*

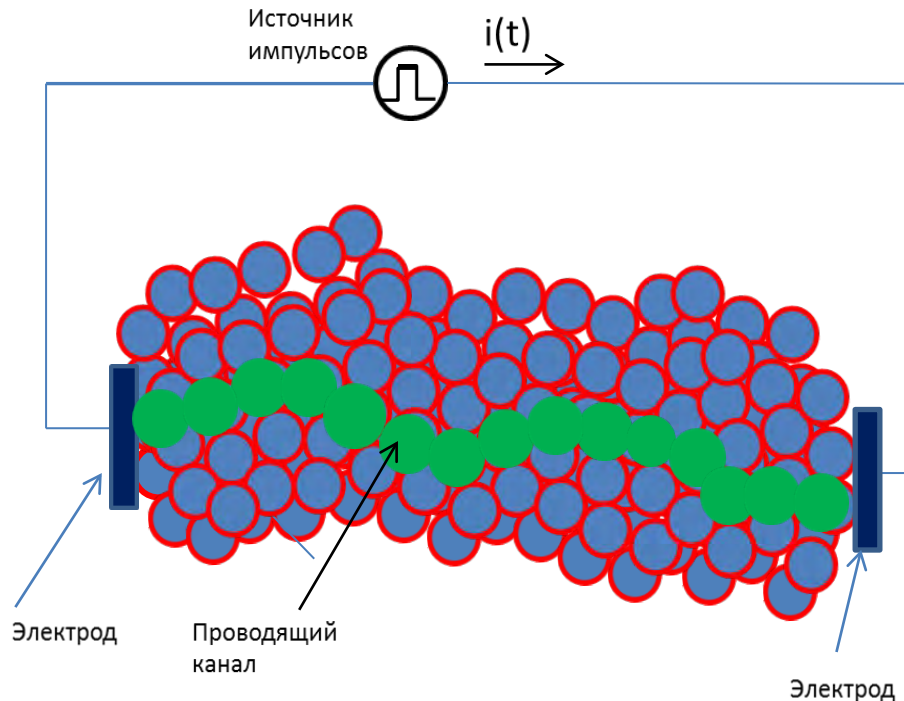
Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур



При электрическом пробое в объеме порошка образуется **электропроводящая нитевидная дорожка** длиной L , состоящая из множества последовательно соединенных «микросваркой» частиц

Формирование проводящего канала в 3D дисперсной порошковой среде

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур



Формирование проводящего нитевидного канала в 3D дисперсной порошковой среде

Процесс «прокладывания» нитевидного канала определяется фундаментальным физическим законом – дифференциальным законом Ома для сплошной среды - для плотности электрического тока в неоднородной электрической среде

$$\mathbf{j}(x, y, z) = \sigma(x, y, z) \mathbf{grad} \varphi(x, y, z),$$

где $\sigma(x, y, z) = 1/\rho(x, y, z)$ – электрическая проводимость неоднородной случайной среды. Траектория нитевидного канала соответствует линии наименьшего сопротивления протеканию тока в неоднородной среде при затрате минимума энергии.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

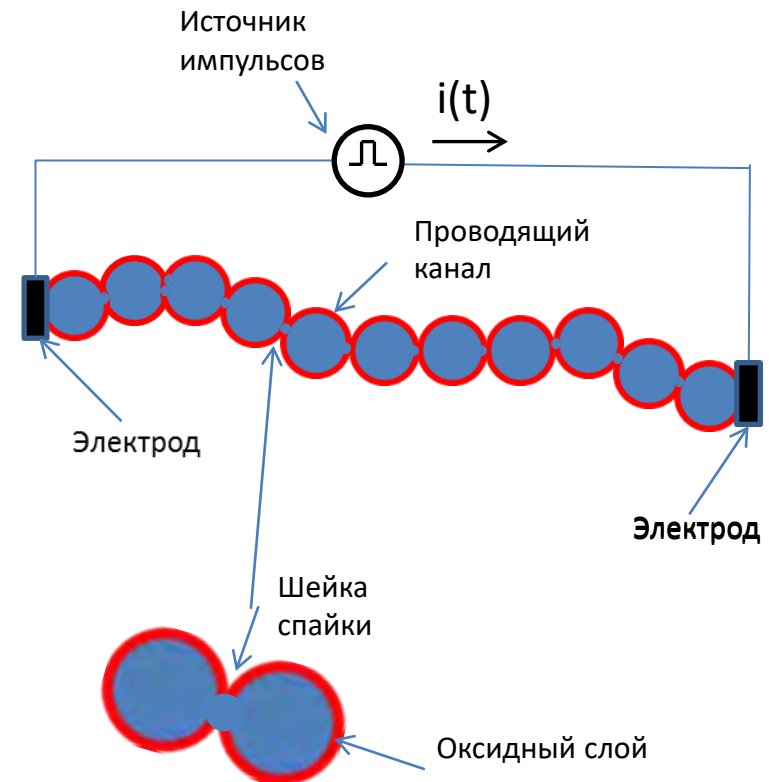
С позиций оптимального управления формирование дорожки осуществляется согласно принципу **«скорейшего градиентного спуска»** в неоднородной $\sigma(x,y,z)$ трехмерной среде. Таким образом, физический закон осуществляет стратегию **оптимальной самоорганизации структуры связанного множества частиц, обеспечивающего энергетически выгодное прохождение сигнала.**

Программная реализация такой стратегии в нейросетях требует огромные вычислительные ресурсы и длительные расчеты. С точки зрения обучения процесс саморганизации, максимизирующий выходной сигнал нейросети, эквивалентен градиентному алгоритму обучения.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Диаметр формируемой проводящего нитевидного канала зависит **от мощности, длительности импульса тока** и варьируется в широких пределах, начиная с минимального значения, равного диаметру частицы.

Внешняя сторона дорожки окружена частицами, оксидные пленки которых играют роль изоляционного покрытия. Это позволяет представить электрическую **модель канала в виде резистивно-емкостного RC-микропровода**.



Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

Быстродействие нейросети, сформированной системой проводящих дорожек, определяется временем T прохождения электрического сигнала по резистивной дорожке.

Оценку T можно получить с учетом времени релаксации $\tau = \rho \epsilon \epsilon_0$ частицы, где ρ - удельное сопротивление; ϵ - диэлектрическая проницаемость оксидной пленки. Тогда, для дорожки длиной L получим следующую оценку времени

$$T \cong \rho \epsilon \epsilon_0 L^2 / r d, \quad (1)$$

где r – радиус частицы; d – толщина оксидной пленки.

Оксиды металлов могут иметь различную толщину, начиная с толщины, соразмерной молекуле окиси. Подбором режимов окисления можно формировать поверхностные пленки оксида необходимой толщины, значения которых лежат в диапазоне **3-20 нм**.

Оценка T для резистивной дорожки длиной $L \sim 10$ мм, сформированную цепочкой из 10^5 частиц диаметром в **0,1 мкм**. Для типичных значений удельного сопротивления металлов $\rho \sim 3 \cdot 10^{-8}$ Ом·м и диэлектрической проницаемости $\epsilon \sim 5$ и толщины оксида $d = 5$ нм быстродействие нейросети составит $T \sim 130$ нс.

Оценка T для дорожки диаметром **1 мкм** и длиной **10 мм** быстродействие сети составит **27 нс**. Такое быстродействие принципиально недостижимо в программируемых нейронных сетях из-за большого объема вычислений.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур

В процессе микроспекания частиц в объеме порошка формируются электропроводящие резистивные дорожки, проводимость которых можно регулировать амплитудой и длительностью импульсов, либо подачей серии импульсов.

Например, оценим **необходимую электрическую мощность P и длительность Δt нагрева частицы диаметром 0,1 мкм**. Частица такого размера, например, из железа, имеет массу **$m=4,12 \cdot 10^{-15}$ г**. Поскольку частица имеет тепловой контакт с соседними частицами, то присоединенная масса увеличивает **эффективную массу m_e** частицы. Поэтому для оценки P со значительным запасом примем **$m_e = 4m$** , что соответствует «окружению» частицы четырьмя соседними частицами. **Длительность Δt импульса нагрева** можно оценить из соотношения

$$\Delta t = \frac{c_T m_e \Delta T}{P}, \quad (2)$$

где c_T – удельная теплоемкость; ΔT – перепад температур. Тогда для нагрева частицы с начальной нулевой температуры **до температуры 1000 градусов электрическим током мощностью $P=0,1$ мВт** необходимая длительность импульса равна **$\Delta t=0,106$ мкс**.

Для других **мощностей** получим соответственно **10 мВт – 10,6 нс, 100 мВт – 1,06 нс**. При подаче импульса напряжением **5 В при токе 0,1 мА длительность нагрева до 1000 градусов составляет 21,2 нс**. В реальности частицы порошка имеют неровную поверхность, что уменьшает площадь взаимного контакта. Ее в расчетах можно оценочно принимать равной 10% от площади общей поверхности частицы, что почти на порядок уменьшит рассчитанные выше длительности нагрева.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Процесс обучения

Таким образом, **малые габариты, огромный объем памяти, быстроедействие, хранение сформированной электрофизической топологии без энергопотребления** являются основными преимуществами при организации физических нейроморфных структур на порошковых системах.

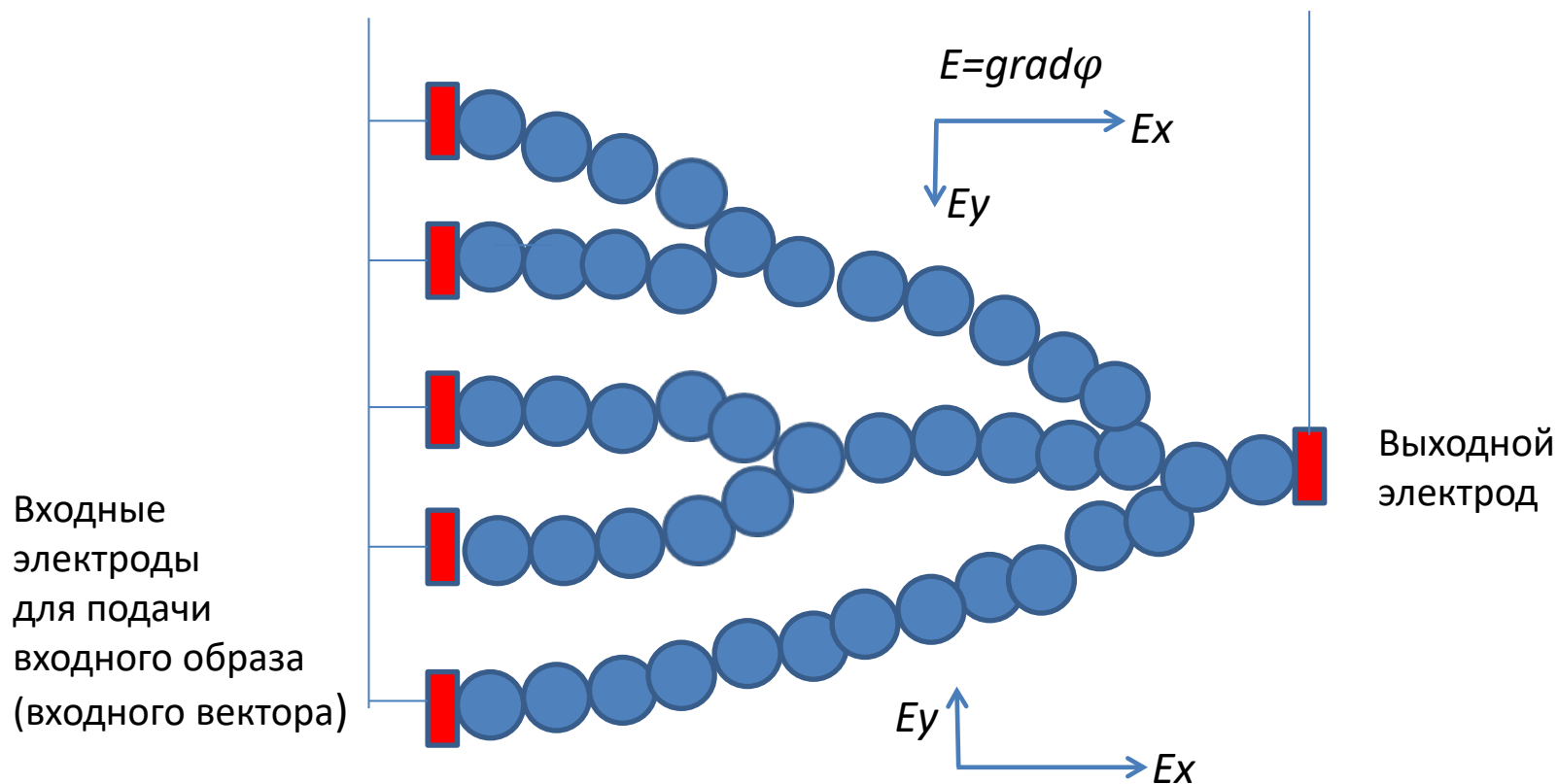
Процесс обучения заключается в формировании нейросети из резистивных проводящих каналов пропусканием импульсного тока.

Поскольку частица покрыта тонкой пленкой оксида, то для протекания тока на стадии обучения нейросети необходима подача потенциала выше напряжения пробоя. Следовательно, напряжение пробоя u_0 будет определять пороговую характеристику функции активации

$$y=f(z), \quad z = \sum_{i=1}^n w_i x_i ,$$

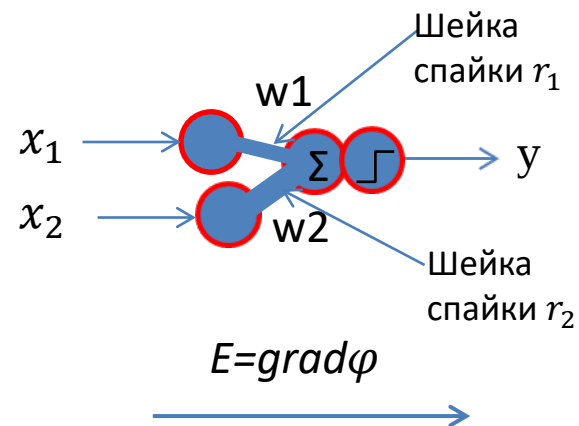
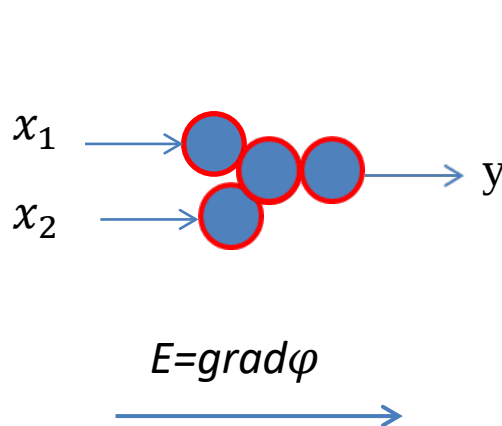
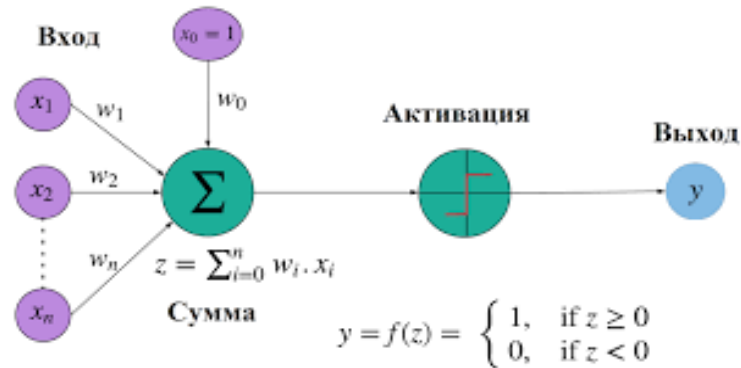
где w_i - весовые коэффициенты, x_i - входные сигналы. Причем пороговая характеристика будет различной для каждой частицы ввиду их неидентичности.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Процесс обучения

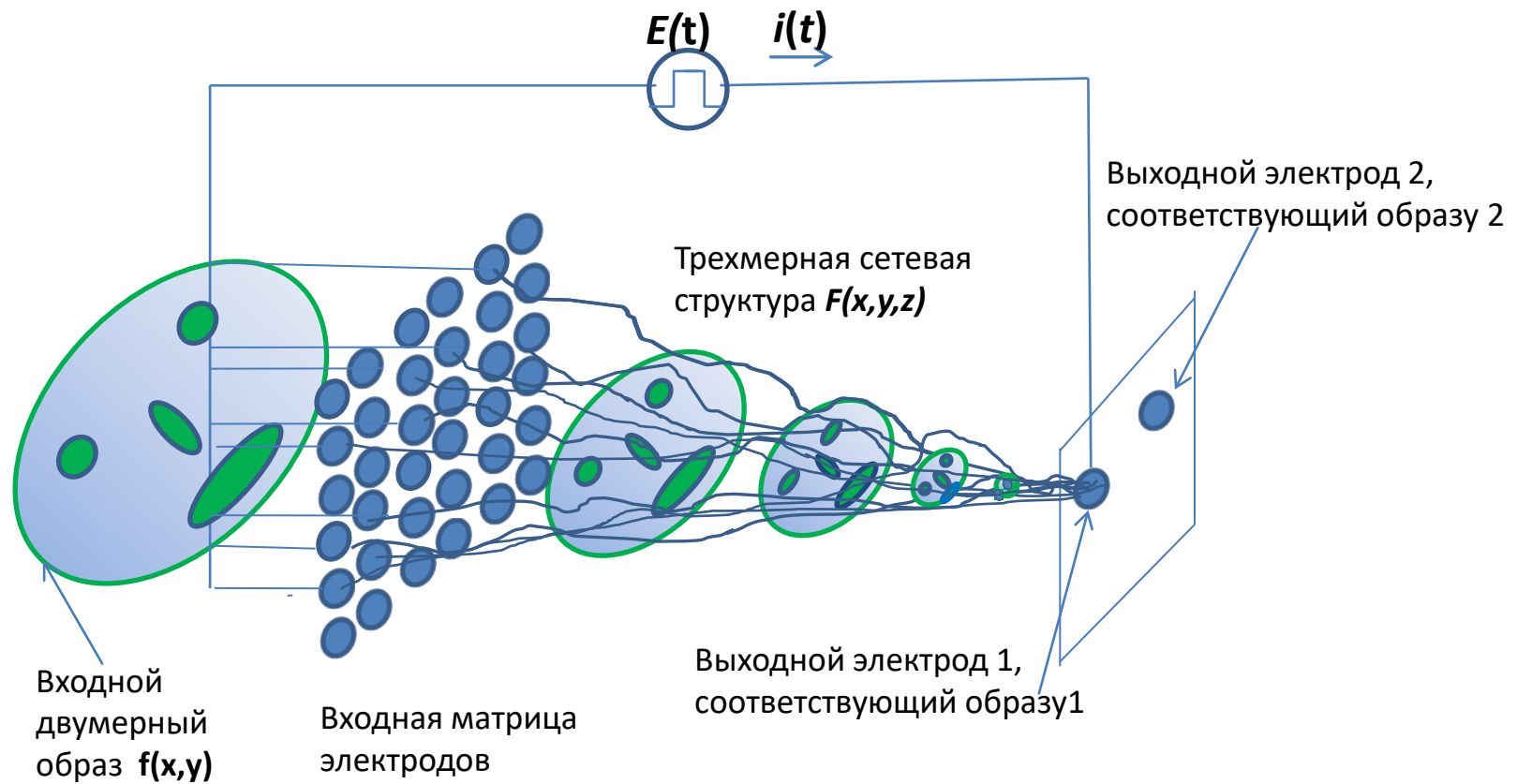


Формирование древовидной сетевой структуры

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Процесс обучения

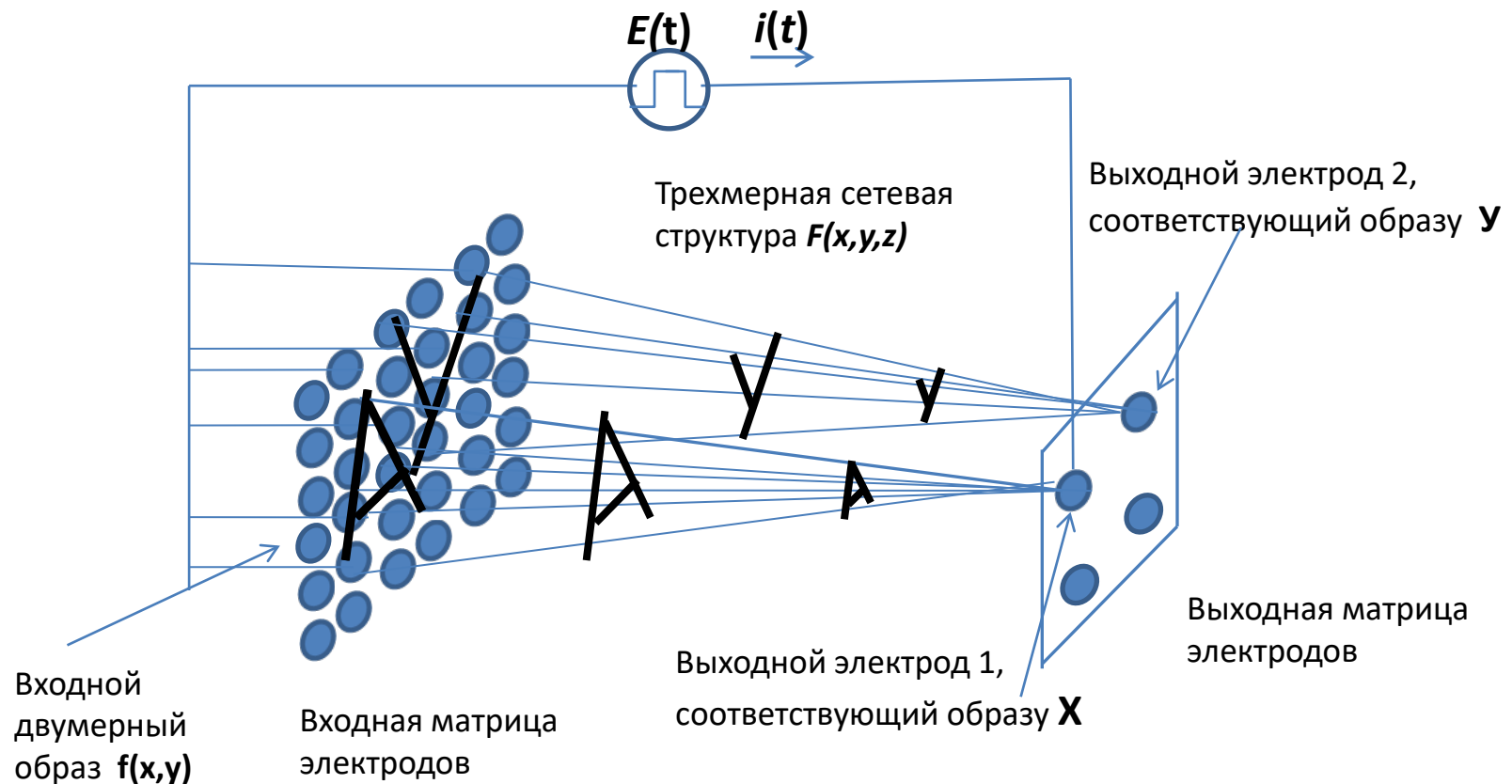


Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Процесс обучения



$$f(x, y) \rightarrow F(x, y, z) \rightarrow P(x_1, y_1)$$

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Процесс обучения



$$f(x, y) \rightarrow F(x, y, z) \rightarrow P(x_1, y_1)$$

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты

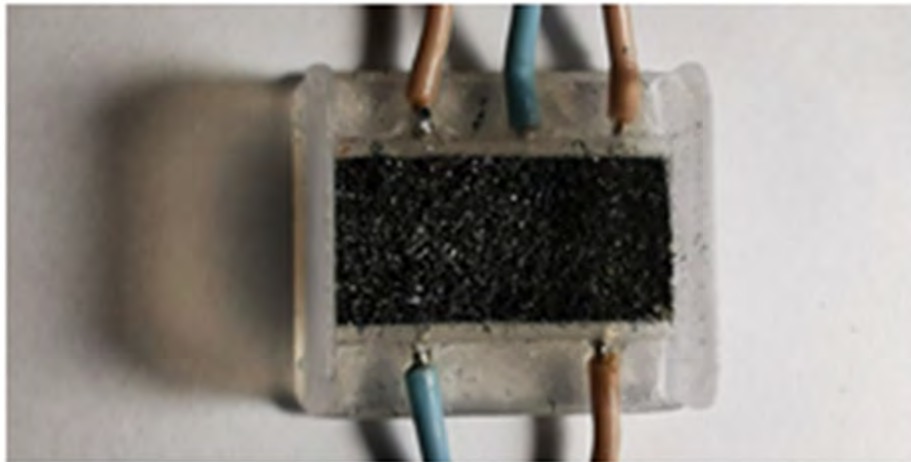


Схема и ячейка для исследования процесса формирования проводящих дорожек в порошках

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Кадр скоростной съемки импульсного нагрева субмикронного порошка металла. В точках спекания частиц температура «горячих точек» составляет 1000 градусов.

Рис.1. Кадр скоростной съемки импульсного нагрева частиц

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Кадр скоростной съемки формирования проводящей дорожки в процессе электрического пробоя в двумерной среде, состоящей из множества свинцовых шариков диаметром 2 мм.

Рис.2. Кадр скоростной съемки процесса формирования проводящего канала

С позиций оптимального управления формирование дорожки осуществляется согласно принципу «скорейшего градиентного спуска» в неоднородной $\sigma(x,y,z)$ среде. Таким образом, физический закон осуществляет стратегию оптимальной самоорганизации структуры связанного множества частиц, обеспечивающего энергетически выгодное прохождение сигнала.

Программная реализация такой стратегии в нейросетях требует огромные вычислительные ресурсы и длительные расчеты. С точки зрения обучения процесс саморганизации, максимизирующий выходной сигнал нейросети, эквивалентен градиентному алгоритму обучения.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



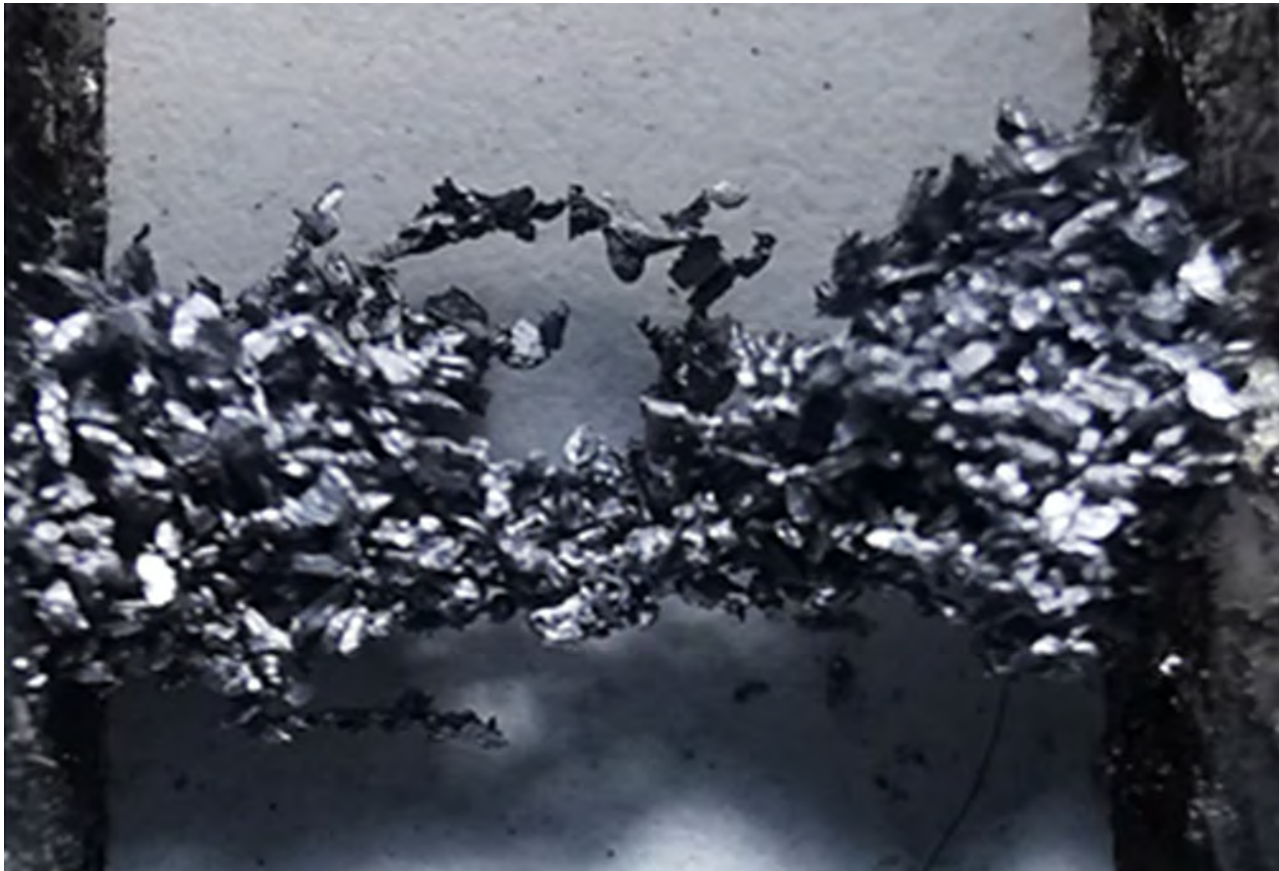
Верхняя входная часть нейросети, образована многоэлектродной системой.

Нижняя часть «ствол дерева» образован выходным электродом

Рис.3. Нейроморфная древовидная порошковая структура, отображающая входной образ

Фото **самоорганизованной нейроморфной древовидной 3D структуры**, сформированной после обучения. Верхняя часть является входом нейросети, представляющим собой многоэлектродную систему. На входы подаются электрические сигналы, соответствующие обучаемому (или распознаваемому) образу. Нижняя часть «ствола дерева» формируется одноэлектродным выходом. Сигнатура входного образа запоминается в виде сложной сети проводящих каналов, сходящихся к одному выходу. Измерения сопротивления дорожек позволили оценить эффективный диаметр резистивных дорожек из никелевого порошка в 3 мкм.

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Фрагмент проводящей дорожки

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Ячейка для 2D и 3D моделирования формирования нейроморфных структур
На площадке 178x108 мм²:

1. Двумерный эксперимент – 4100 шариков;
2. Трехмерный эксперимент - 16400 шариков;
3. Средний диаметр шариков - 2,17 мм

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Проводящая двумерная дорожка, сформированная импульсным сигналом, поданным на два электрода

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Двумерная проводящая дорожка

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



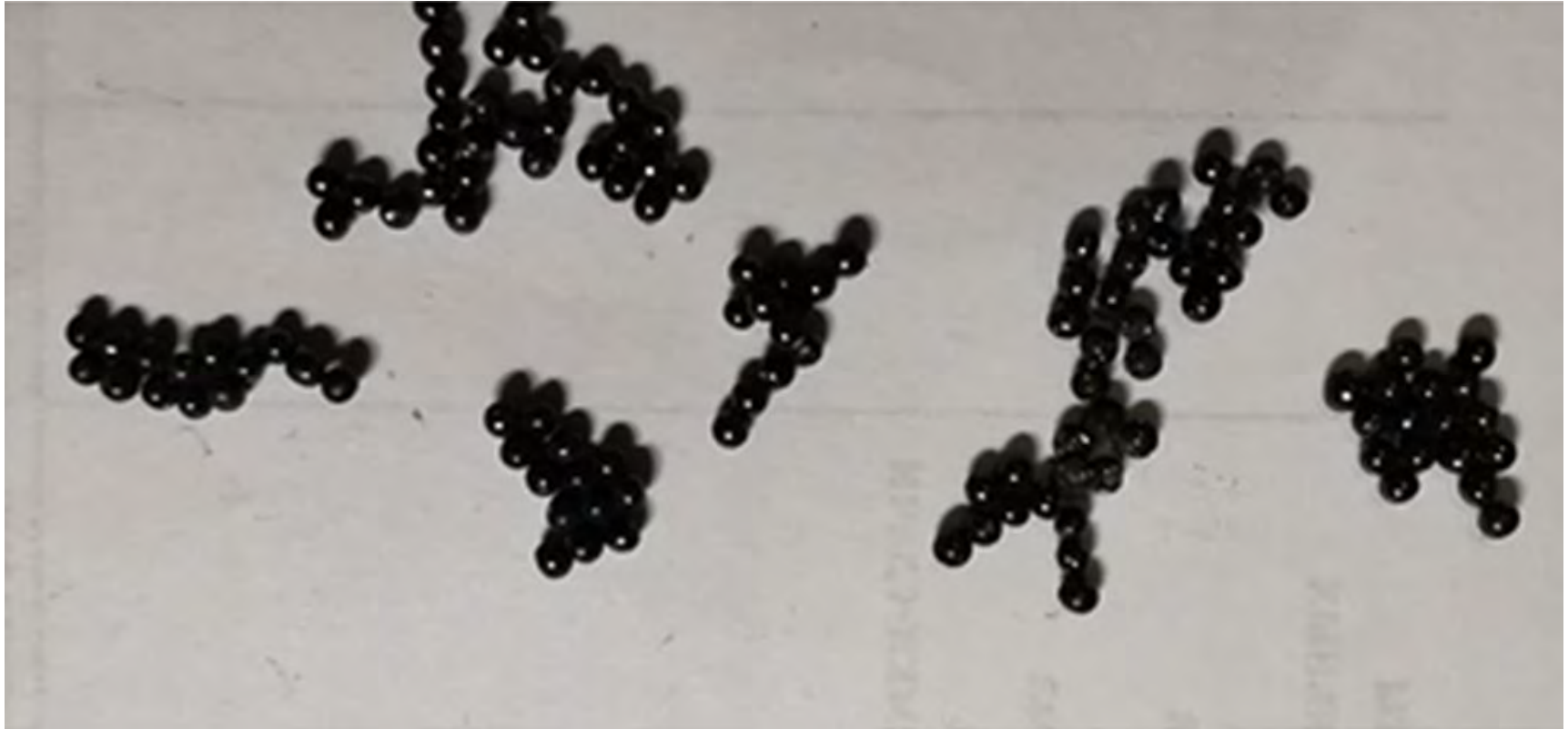
Фрагмент двумерной проводящего канала, образованного спеканием шариков импульсным сигналом

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Фрагмент трехмерной проводящей дорожки, образованной спеканием шариков импульсным сигналом

Субмикронные порошковые системы и их возможности для построения нейроморфных структур. Эксперименты



Фрагменты трехмерной проводящей дорожки, образованные спеканием шариков импульсным сигналом

Заключение

1. Предложен метод формирования **самоорганизующихся нитевидных электропроводящих структур в субмикронных порошковых системах**. Показано, что подобная самоорганизация может использоваться для **самообучения и создания нейроморфных систем**.
2. Высокое **быстродействие, большой объем памяти, хранение информации без энергозатрат, малые габариты и масса** являются преимуществом порошковых систем при построении нейроморфных систем. Эти показатели недостижимы в современных твердотельных полупроводниковых технологиях.
3. **Самоорганизация проводящего канала** осуществляется по принципу «скорейшего градиентного спуска» в распределенной среде с неоднородной электропроводностью. В **основу стратегии самоорганизации положен дифференциальный закон Ома для сплошных сред**. Таким образом, фундаментальный физический закон осуществляет стратегию оптимальной самоорганизации структуры и обеспечивает энергетически выгодную траекторию прохождения сигнала.
4. Приведены **оценки времени релаксации и быстродействия** проводящих каналов, а также **энергозатраты** при импульсном спекании микрочастиц.
5. **Обучение** представляет собой **процесс самоорганизации древовидной сетевой структуры**, максимизирующей выходной сигнал нейросети, что эквивалентен градиентному алгоритму обучения.
6. Экспериментально показана самоорганизация древовидных двумерных и трехмерных электропроводящих структур.

Благодарю за внимание