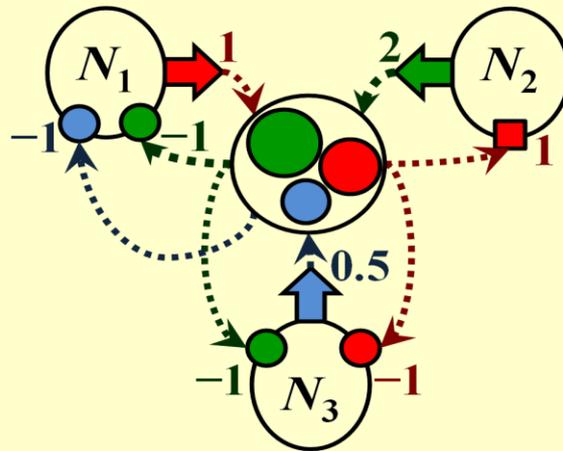




Новые подходы к моделированию естественных (биологических) нейронных сетей



ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
**ИНСТИТУТ
ПРОБЛЕМ
УПРАВЛЕНИЯ**
ИМ. В.А. ТРАПЕЗНИКОВА
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК

О.П. Кузнецов, Н.И. Базенков, Б.А. Болдышев, Л.Ю. Жилиякова,
С.Г. Куливец

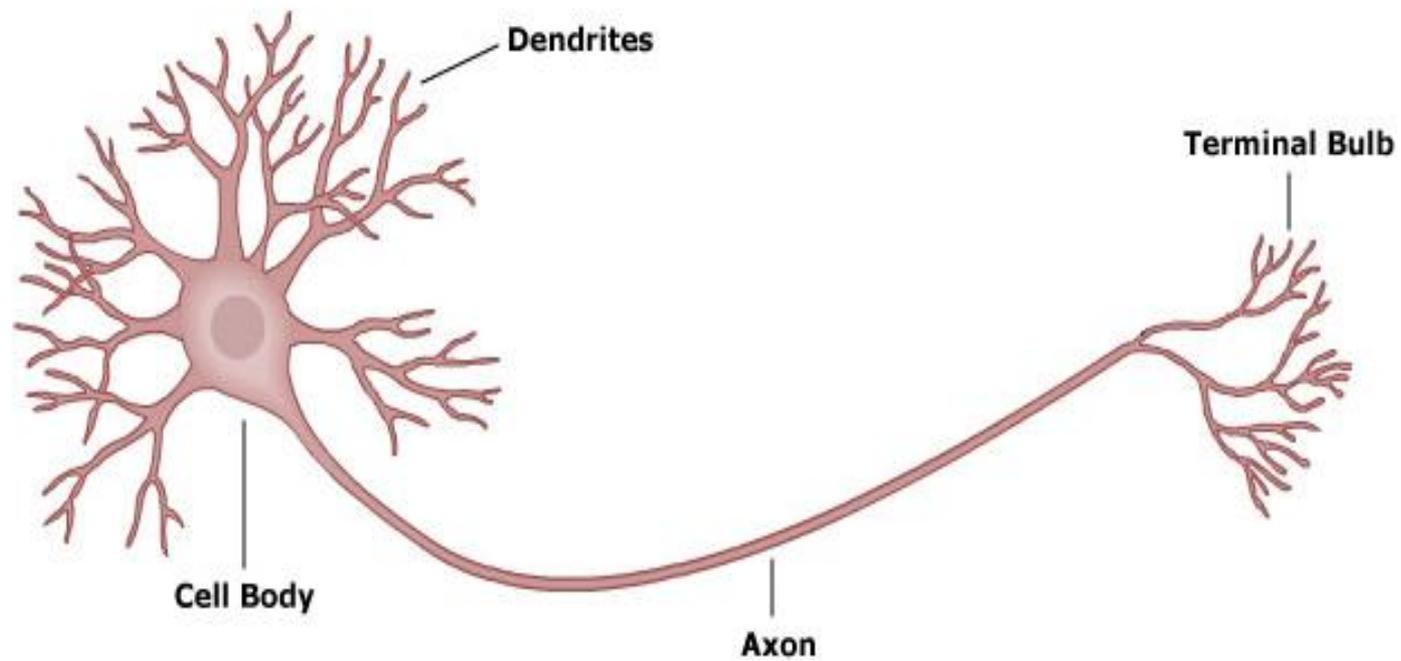
ПЛАН

- 1. Введение в проблему – нейроны и нейронные сети**
 - Искусственные нейронные сети
 - Биологические нейроны и нейронные сети
 - Модели биологических нейронов и сетей
 - Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации
- 2. Наш проект – цели и принципы**
- 3. Дискретная асинхронная модель мультитрансмиттерных взаимодействий**
 - Основные определения
 - Асинхронное время
 - Параметры модели
 - Динамика модели – вычисление поведения
 - Пример и программная реализация

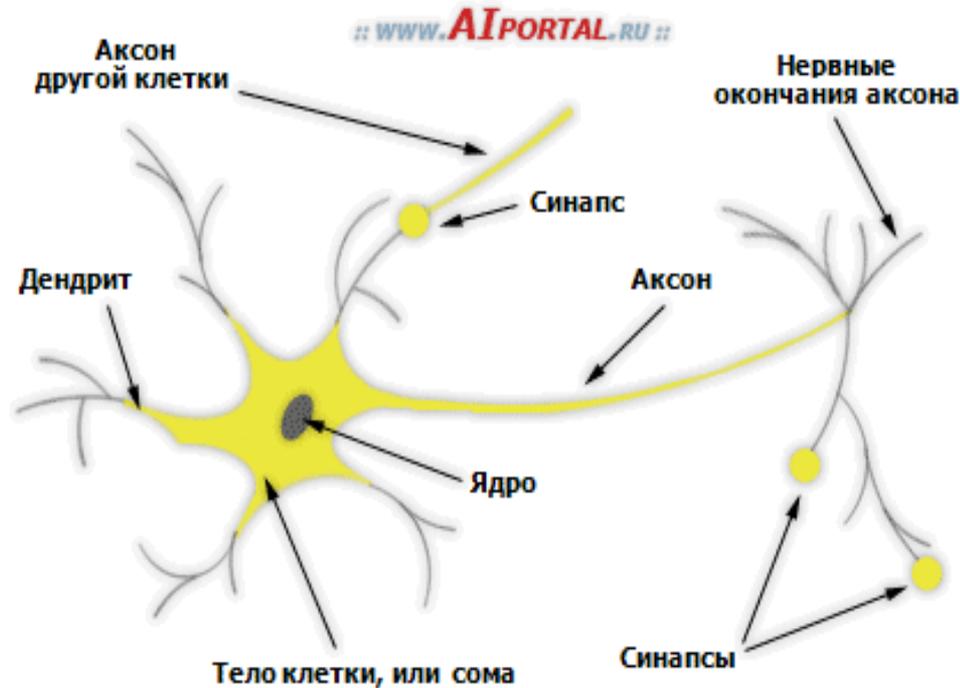
ПЛАН

- 1. Введение в проблему – нейроны и нейронные сети**
 - Искусственные нейронные сети
 - Биологические нейроны и нейронные сети
 - Модели биологических нейронов и сетей
 - Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации
- 2. Наш проект – цели и принципы**
- 3. Дискретная асинхронная модель мультитрансмиттерных взаимодействий**
 - Основные определения
 - Асинхронное время
 - Параметры модели
 - Динамика модели – вычисление поведения
 - Пример и программная реализация

НЕЙРОН



НЕЙРОН И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ



Нейроны обладают электрической активностью, т.е. способностью генерировать электрические сигналы. Дендриты получают электрические сигналы от других клеток через контакты, называемые синапсами. Отсюда сигналы проходят в тело клетки, где они суммируются с другими такими же сигналами. Если суммарный сигнал превышает некоторый порог, клетка возбуждается, вырабатывая электрический сигнал (потенциал действия), который по аксону передается на следующие клетки.

Нейрон Маккалока-Питтса (формальный нейрон)

McCulloch W.S., Pitts W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity // Bull. Math. Biophys. 1943. V. 5. P. 115–133.

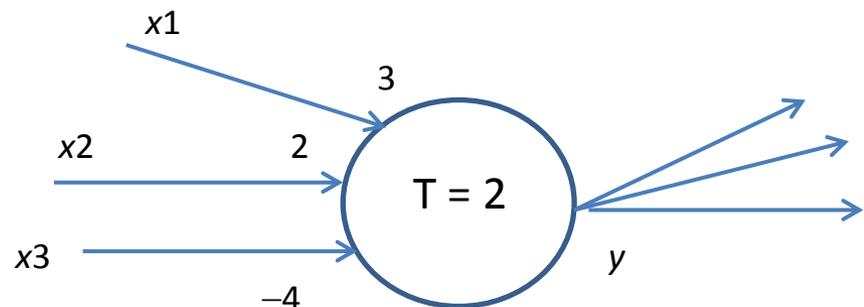
-Kleene S.C. Representation of Events in Nerve Nets and Finite Automata / [Automata Studies](#). C.E. Shannon and J. McCarthy, eds. Princeton, Princeton Univ. Press, 1956.

-Пороговый элемент E_i – это элемент с несколькими входами и одним выходом y_i , работающий в дискретном времени. Входы имеют различные действительные веса w_{i1}, \dots, w_{ik} и принимают одно из двух значений – 0 или 1. Входы с положительными весами называются *возбуждающими*, входы с отрицательными весами – *тормозящими*. Каждому элементу E_i приписан порог T_i . Выход y_i принимает значение 0 или 1 в соответствии с формулой:

$$y_i(t + 1) = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{j=1}^k w_{ij} x_{ij}(t) \geq T \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Для $T = 2$

$$y_i(t + 1) = (x_1 \vee x_2) \& \bar{x}_3$$



Искусственные нейронные сети (сети из формальных нейронов)

Два основных направления:

1. Логические сети из пороговых элементов

- *Kleene S.C.* Representation of Events in Nerve Nets and Finite Automata / [Automata Studies](#). [C.E. Shannon](#) and [J. McCarthy](#), eds. Princeton, Princeton Univ. Press, 1956.

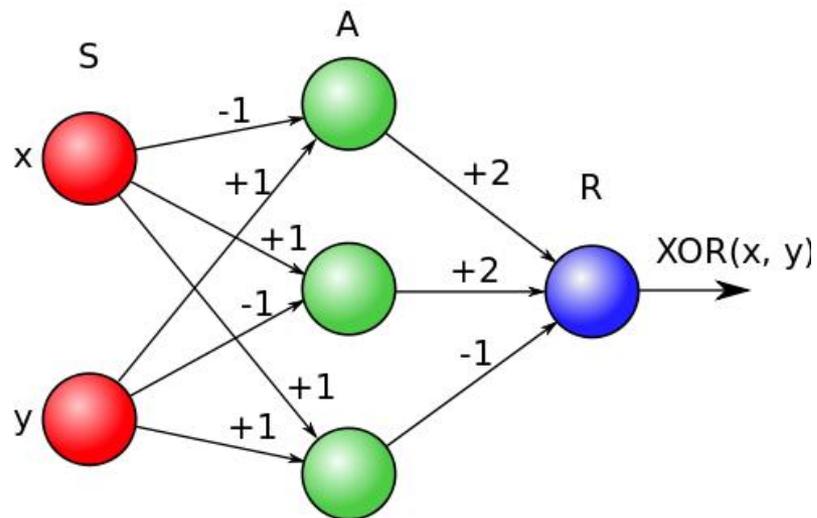
2. Обучение; задачи распознавания и классификации

- *Rosenblatt F.* The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain // Cornell Aeronautical Laboratory. Psychological Review. 1958. V. 65. No. 6. P. 386–408.

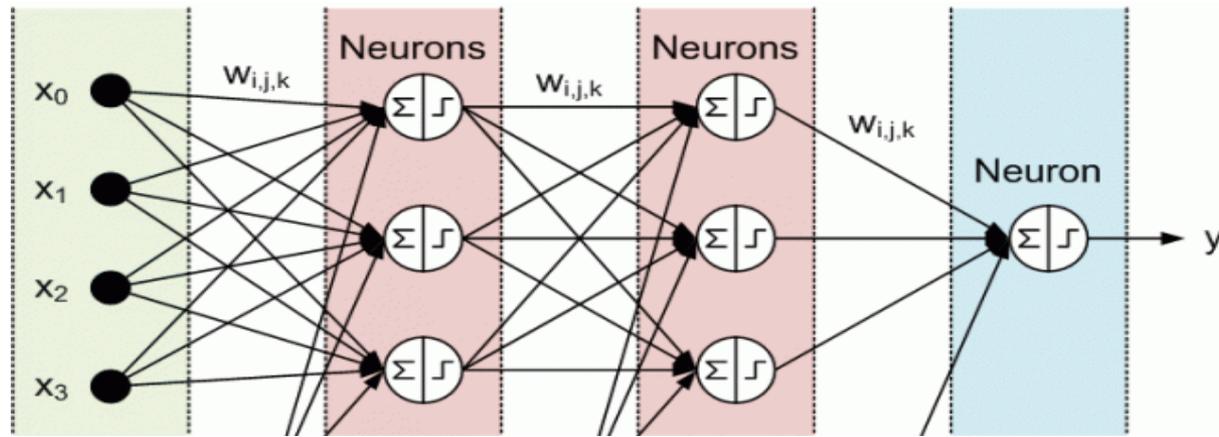
Основной принцип – сложные сети из простых элементов

Персептрон Розенблатта

- *Rosenblatt F.* The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain // Cornell Aeronautical Laboratory. Psychological Review. 1958. V. 65. No. 6. P. 386–408.



Коннекционизм



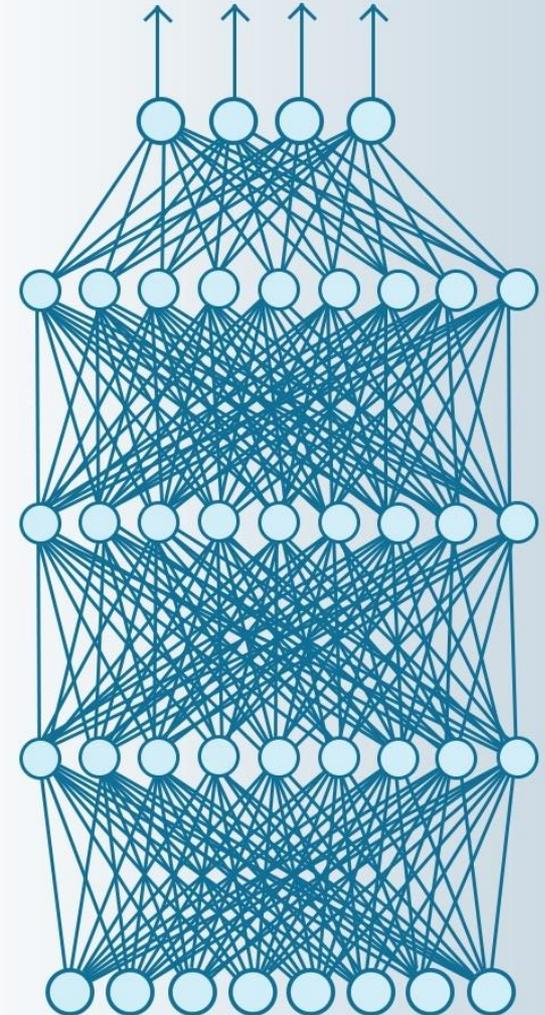
Искусственные нейронные сети – вычислительный инструмент для решения «плохо формализуемых» интеллектуальных задач, таких как классификация и распознавание.

Основной принцип – не конструирование (программирование), а обучение.

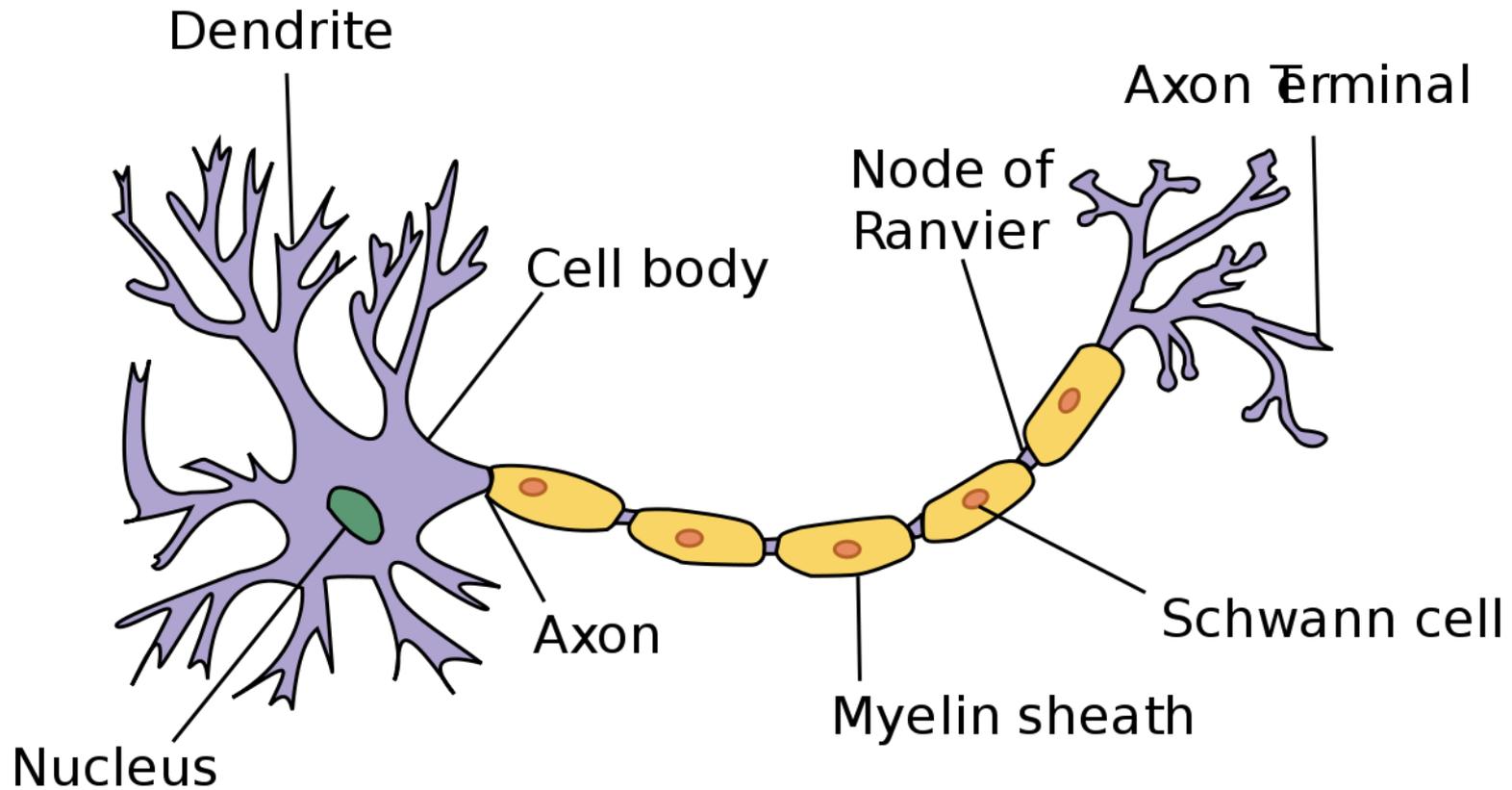
Haykin S. Neural Networks and Learning Machines (3rd Ed.).
Prentice Hall, 2009.

Глубокие нейронные сети и машинное обучение (Deep Learning)

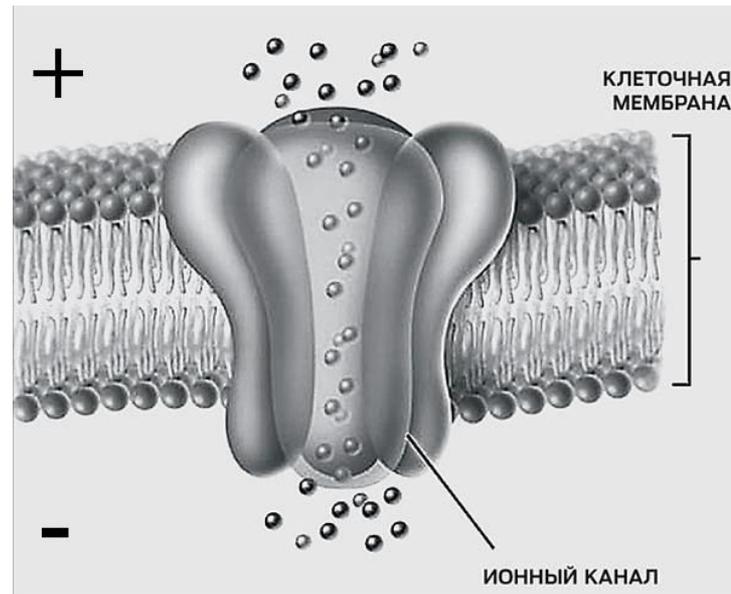
- Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. 2016. Deep Learning. MIT Press. 787 p.
- Deng, L.; Yu, D. 2014. Deep Learning: Methods and Applications. Foundations and Trends in Signal Processing. 7 (3-4): 1–199.
- Шумский С.А. Глубокое обучение. 10 лет спустя // XIX международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2017»: Лекции по нейроинформатике. М.: НИЯУ МИФИ. 2017. С. 98-131.



БИОЛОГИЧЕСКИЙ НЕЙРОН

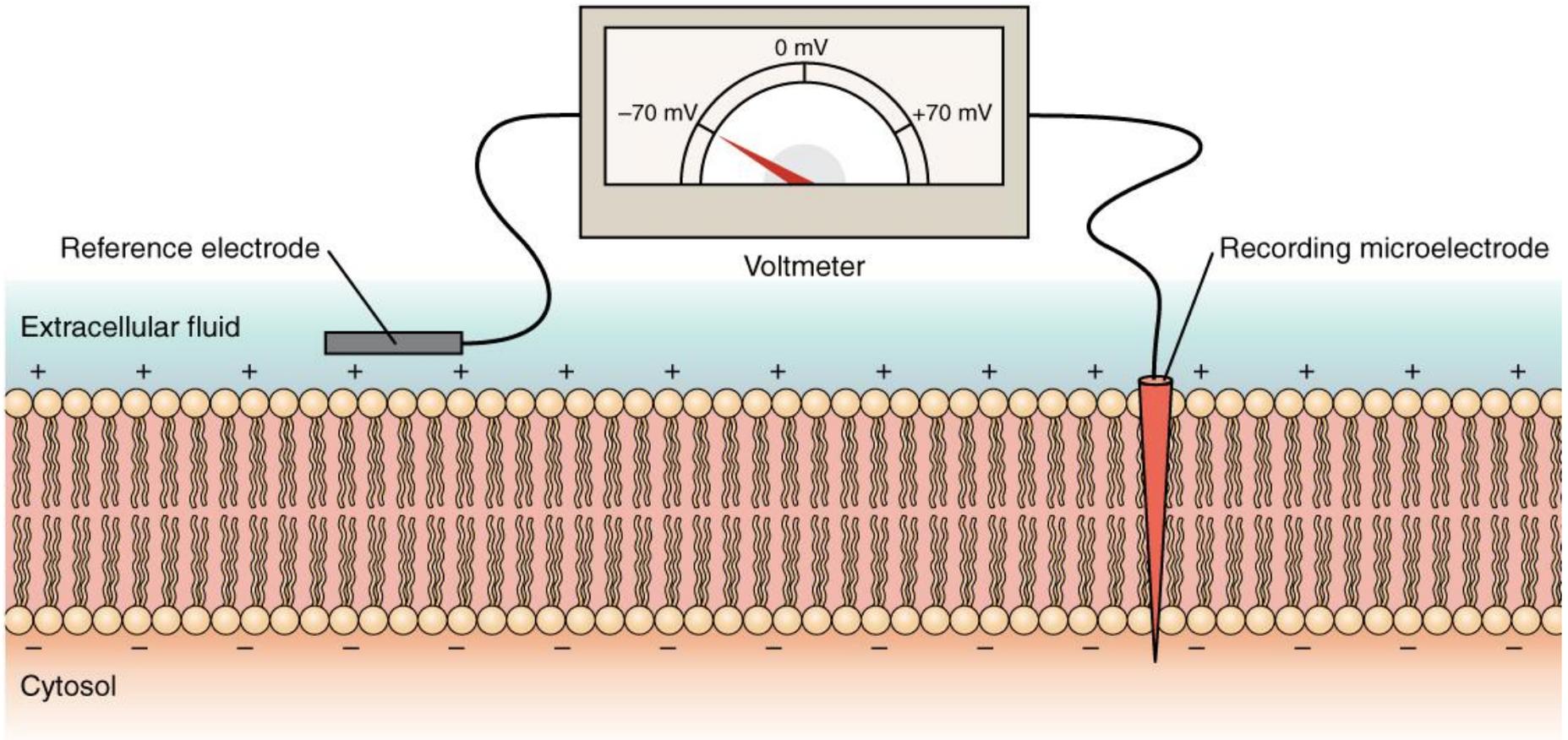


МЕМБРАНА

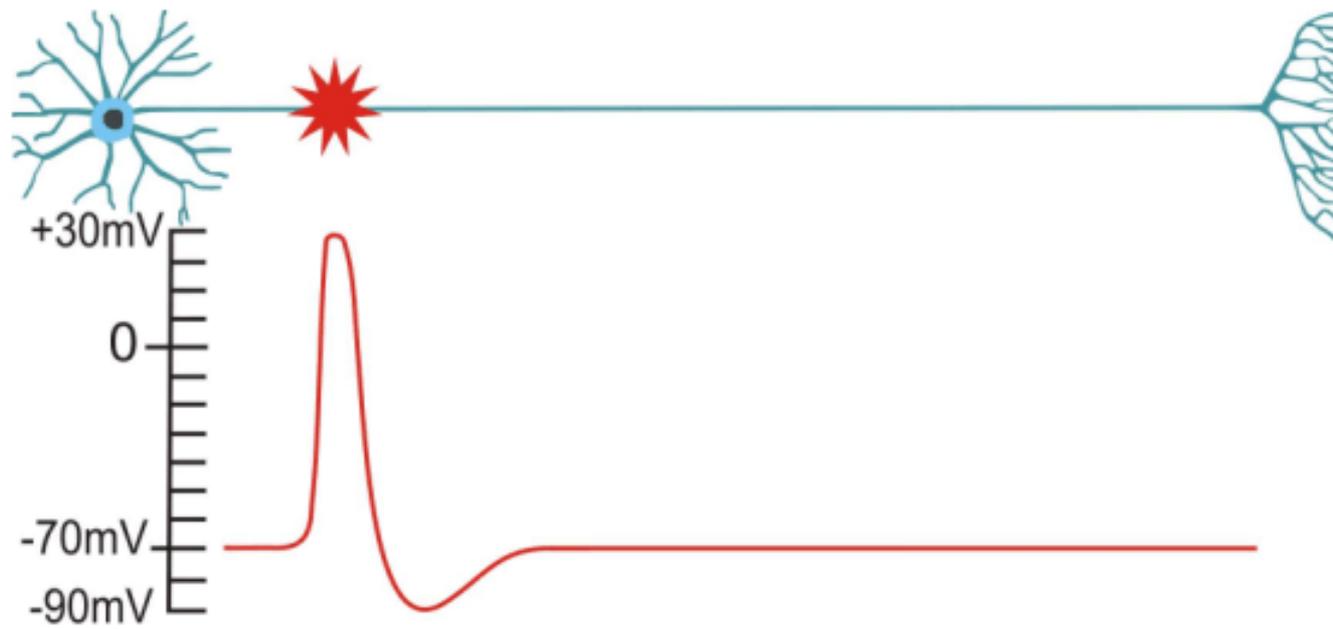


Мембрана нейрона - пограничный слой, отделяющий тело нейрона от внеклеточного пространства. Он содержит ионные каналы, которые могут открываться и закрываться в зависимости от внешних воздействий. Токи, возникающие при открытии ионных каналов, изменяют разность потенциалов между наружной и внутренней поверхностью мембраны.

МЕМБРАННЫЙ ПОТЕНЦИАЛ



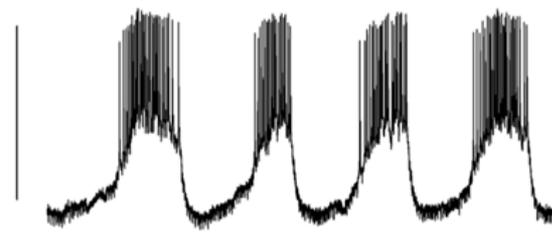
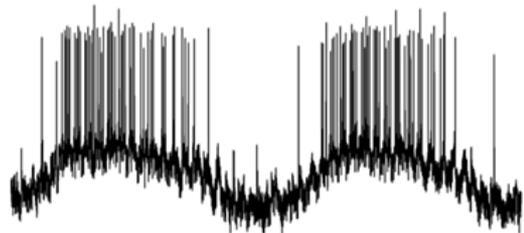
ПОТЕНЦИАЛ ДЕЙСТВИЯ (СПАЙК)



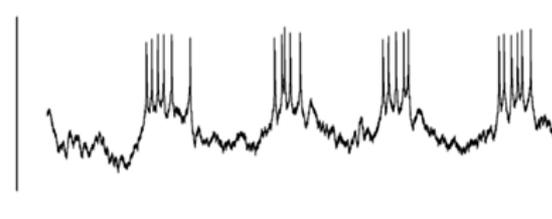
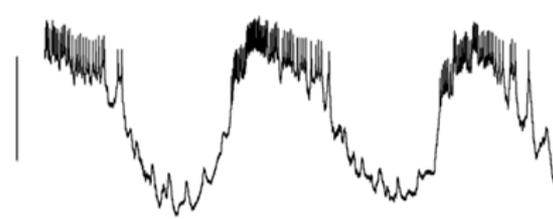
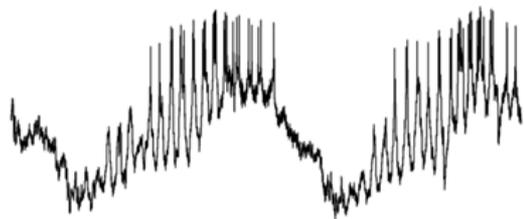
ПАЧКА СПАЙКОВ

Int 1

5 mV



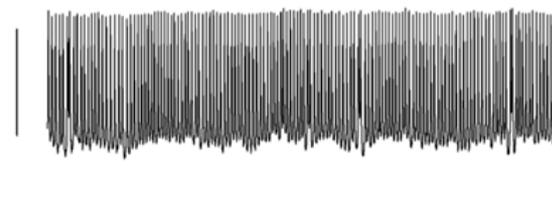
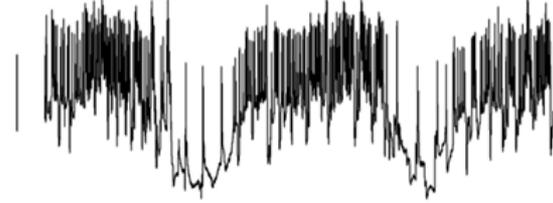
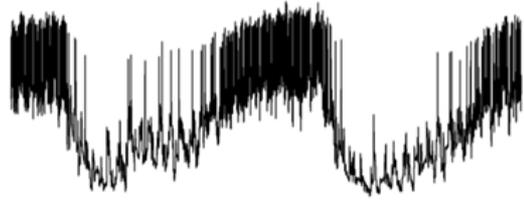
MG



LG



GM



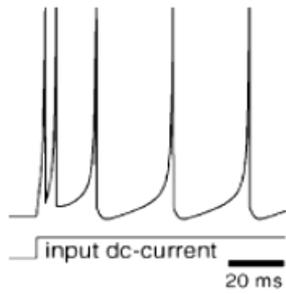
2 s

2 s

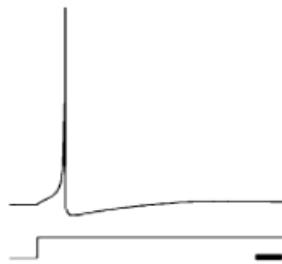
2 s

ТИПЫ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ АКТИВНОСТИ

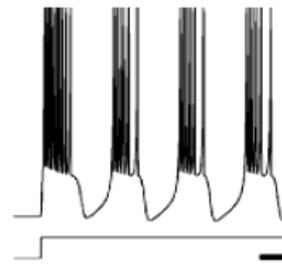
(A) tonic spiking



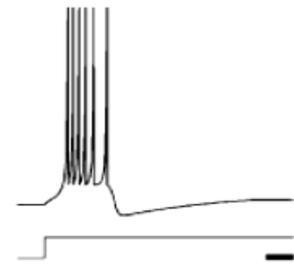
(B) phasic spiking



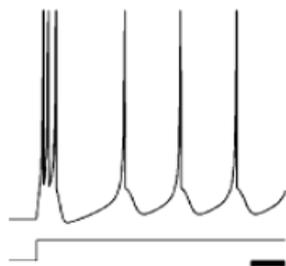
(C) tonic bursting



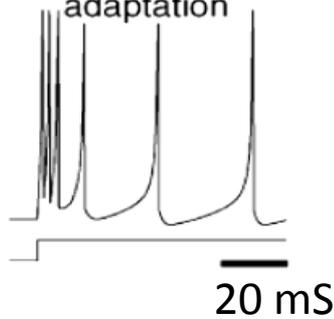
(D) phasic bursting



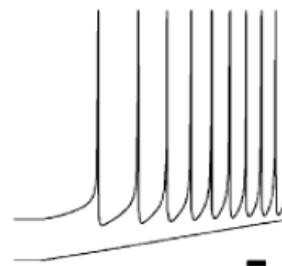
(E) mixed mode



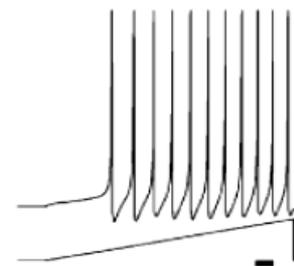
(F) spike frequency adaptation



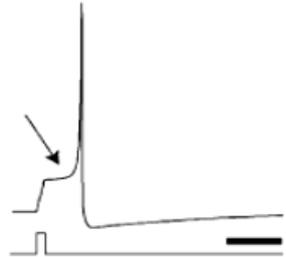
(G) Class 1 excitable



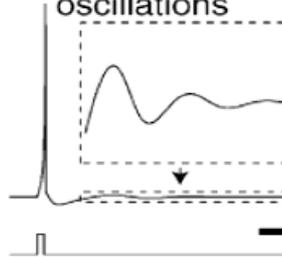
(H) Class 2 excitable



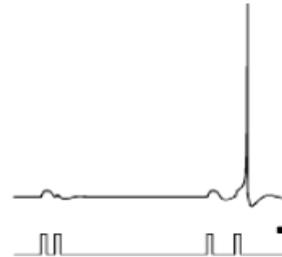
(I) spike latency



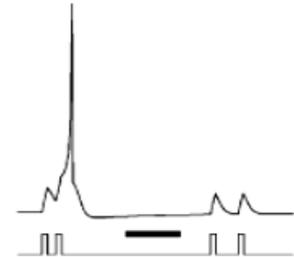
(J) subthreshold oscillations



(K) resonator



(L) integrator

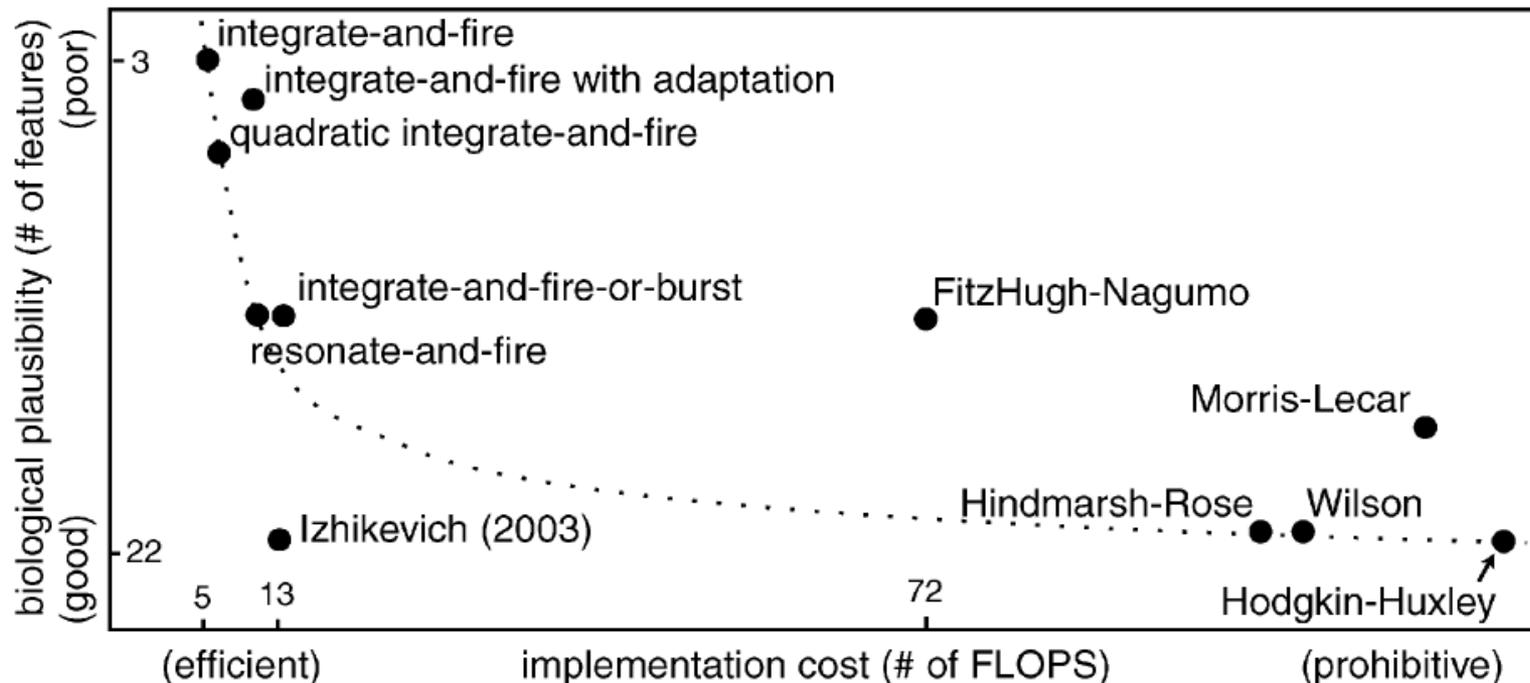


МОДЕЛИ БИОЛОГИЧЕСКИХ НЕЙРОНОВ

Насколько сложной должна быть модель, чтобы адекватно описывать поведение нейрона?

Два взгляда на адекватность: физический и информационный.

В существующих моделях доминирует физический взгляд. Эти модели ориентированы на адекватное описание электродинамических процессов в нейроне. Соответствующий математический аппарат – системы дифференциальных уравнений.



МОДЕЛИ БИОЛОГИЧЕСКИХ НЕРВНЫХ СЕТЕЙ

1. Сложные модели нейронов – малые сети.

Детальное описание электродинамических механизмов.

2. Простые модели нейронов – большие сети.

Популяции нейронов при простых моделях связности – полный граф, случайный граф и т.д.

3. Коннектом: мозг как сложная сеть (граф с миллионами вершин).

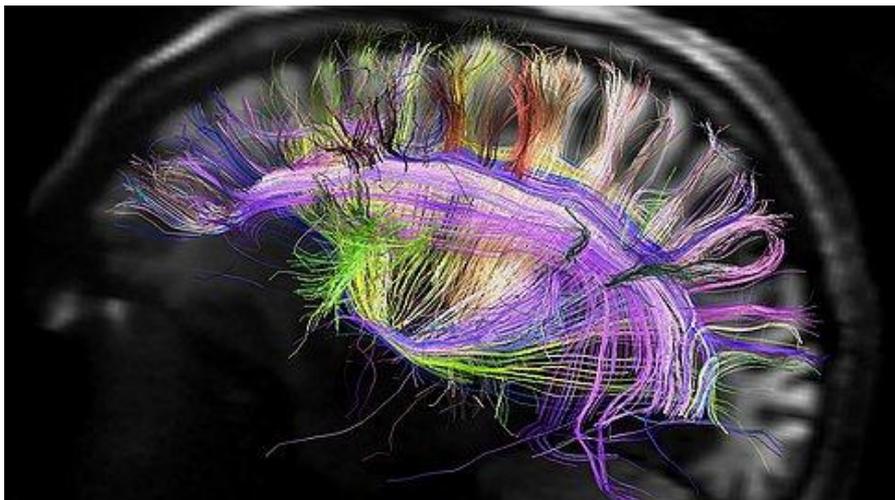
Коннектомом, по аналогии с геномом, называют полную структуру связей в нервной системе. Впервые полный коннектом был описан для червя *C. elegans*, у которого насчитывается всего 302 нейрона. В человеческом же мозге общее число нейронов - около 100 миллиардов.

КОННЕКТОМ

Концепция коннектома пока не является моделью в математическом смысле слова, а лишь обозначает рамки будущей модели. Она опирается на систему понятий теории сложных сетей, описывающую глобальные (усредненные) характеристики сети:

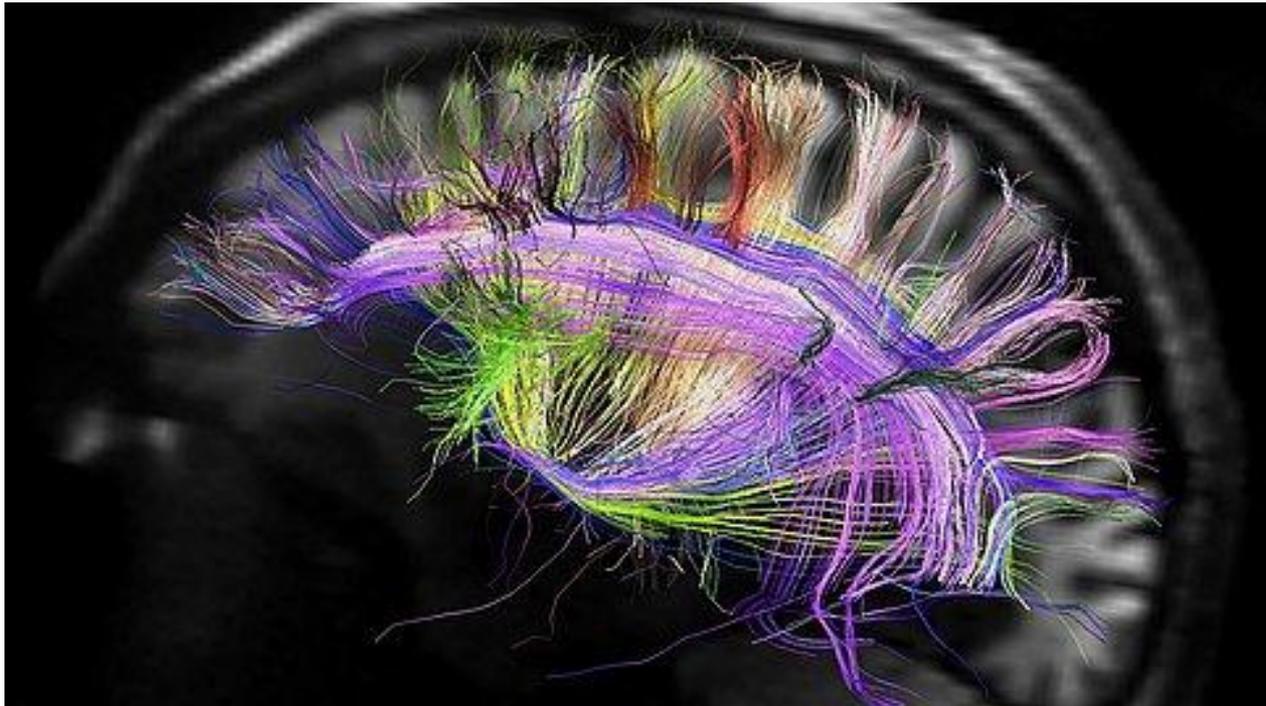
- k – средняя степень вершины;
- L – средняя (характеристическая) длина пути;
- распределение степеней вершин;
- C – коэффициент кластеризации;
- хабы – вершины сети с наибольшими степенями.

Отдельные нейроны в такой модели отсутствуют.

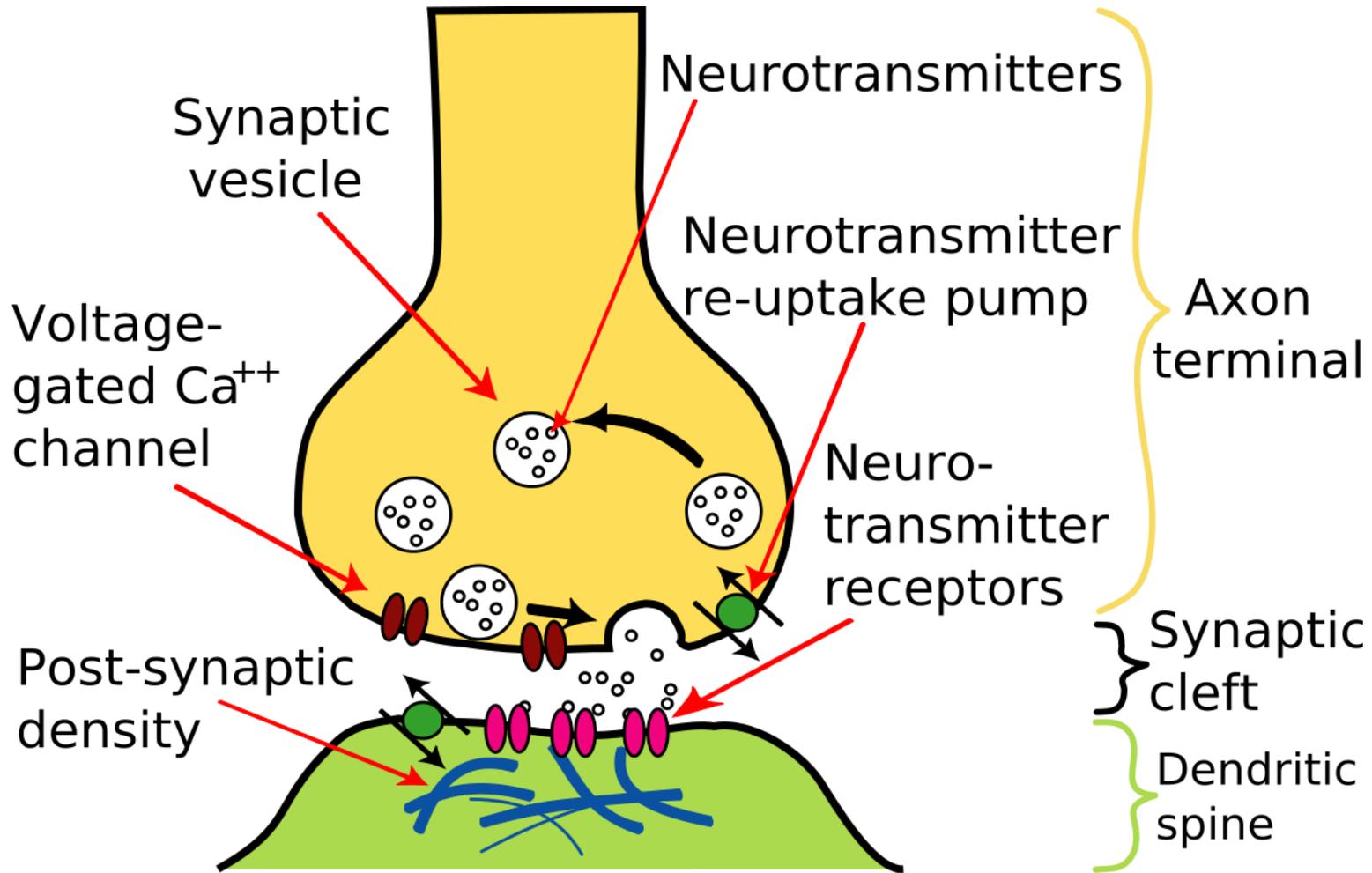


КОННЕКТОМ

Все описанные модели – от искусственных нейронных сетей до структурной коннектомики - объединяет идея «проводочного мозга», представляющая мозг как электрическую сеть с жестко заданной топологией, которая образуется «проводами» (аксонами), соединяющими простые элементы (нейроны), причем все нейроны одинаковы.



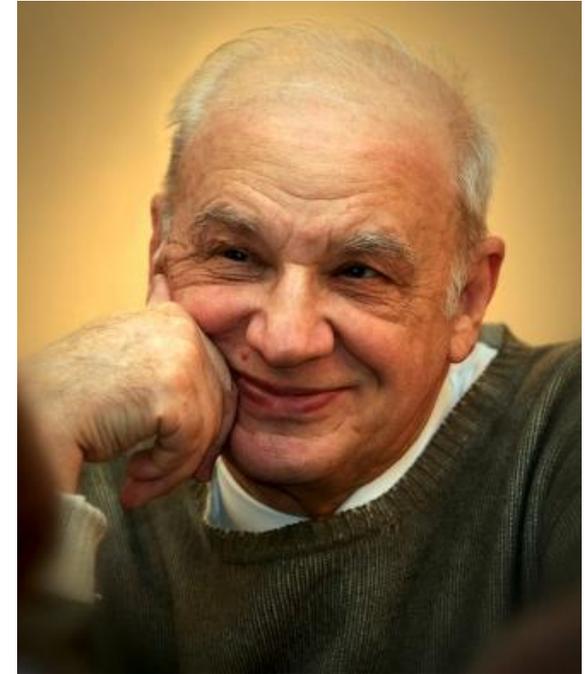
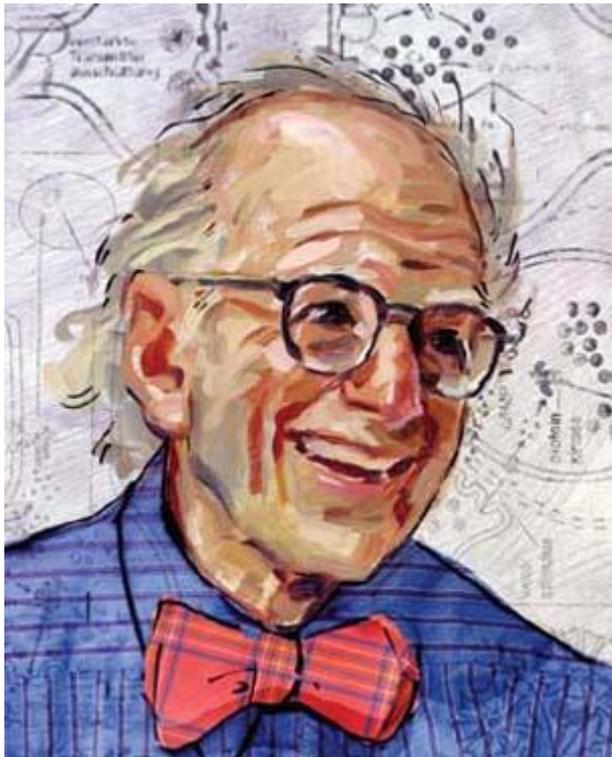
СИНАПС



Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации

Д.А. Сахаров:

Вопрос Эрика Кэндела, Нобелевского лауреата по физиологии – зачем нужно много трансмиттеров, если достаточно одного?



Why do neurons have different transmitters when any one transmitter could in fact mediate all the required electrical signals?

Eric Kandel, *The Harvey Lecture*, 1993.

Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации

Нейроны взаимодействуют как посредством синапсов, так и путем **диффузии молекул и нейроактивных субстанций во внеклеточном пространстве (ECS)**. Кроме того, нейроны выделяют химические субстанции не только в месте своих синаптических контактов, но также и из внесинаптических областей своих мембран. Так как глиальные клетки не имеют синапсов, их связь с нейронами осуществляется только путем диффузии ионов и нейроактивных субстанций в ECS, и их выдача химических сигналов – только несинаптическая. Следовательно, и нейроны, и глия выделяют ионы, трансмиттеры и различные другие нейроактивные субстанции, которые диффундируют в ECS и присоединяются к внесинаптическим, обычно сильно родственным местам, размещенным на нейронах, аксонах и глиальных клетках. Этот тип внесинаптической передачи называется также **объемной передачей** (нейроактивные субстанции перемещаются по всему объему ECS).

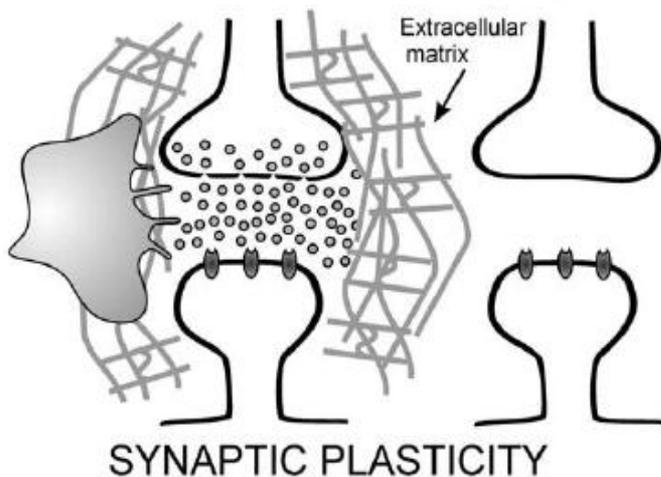
E.Sykova. Extrasynaptic volume transmission and diffusion parameters of the extracellular space.

Neuroscience 129 (2004) 861–876

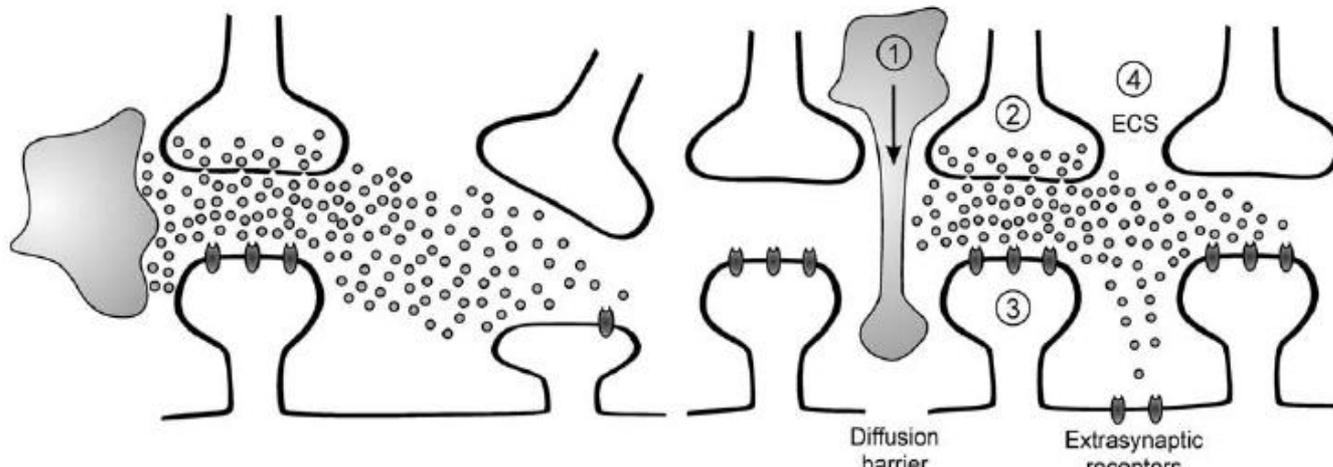
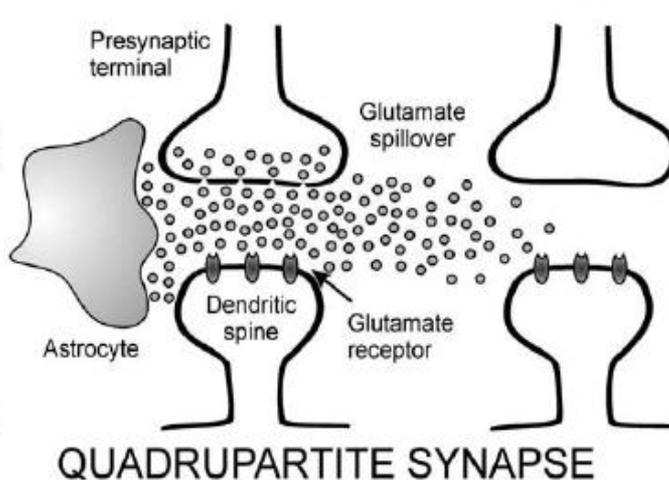
Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации

E.Syкова. *Neuroscience* 129 (2004) 861–876 Экстрасинаптические передаточные и диффузионные параметры внеклеточного пространства

SYNAPTIC TRANSMISSION (WT)



"VOLUME" TRANSMISSION (VT)



Объемная передача

Роль нейротрансмиттеров. Нейромодуляция

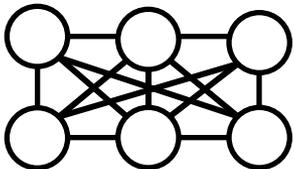
Другая важная роль трансммиттеров – нейромодуляция.

Исследования анатомически описанных сетей ракообразных и *C.elegans* показывают, что *анатомические связи* представляют собой множество *потенциальных связей*, которые формируются контекстом и внутренними состояниями для создания путей потоков информации.



Контекст и внутренние состояния часто представляются нейромодуляторами. Эти модуляторы существенно изменяют композицию нейронной сети, вовлекая новые нейроны и исключая прежних участников.

Cornelia I. Bargmann (2012). Beyond the connectome: How neuromodulators shape neural circuits. *BioEssays* 34(6):458–465.



Роль нейротрансмиттеров. Нейромодуляция

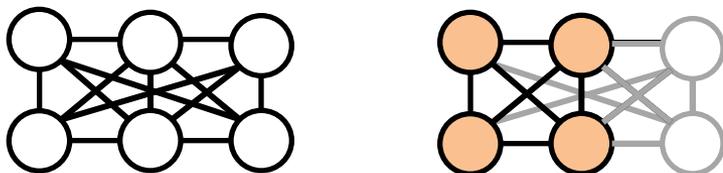
Другая важная роль трансммиттеров – нейромодуляция.

Исследования анатомически описанных сетей ракообразных и *C.elegans* показывают, что *анатомические связи* представляют собой множество *потенциальных связей*, которые формируются контекстом и внутренними состояниями для создания путей потоков информации.



Контекст и внутренние состояния часто представляются нейромодуляторами. Эти модуляторы существенно изменяют композицию нейронной сети, вовлекая новые нейроны и исключая прежних участников.

Cornelia I. Bargmann (2012). Beyond the connectome: How neuromodulators shape neural circuits. *BioEssays* 34(6):458–465.



Роль нейротрансмиттеров. Нейромодуляция

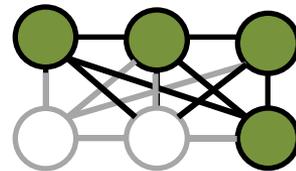
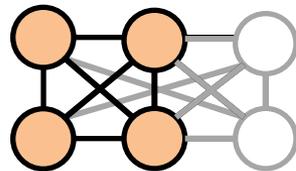
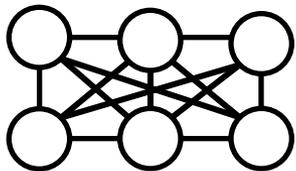
Другая важная роль трансммиттеров – нейромодуляция.

Исследования анатомически описанных сетей ракообразных и *C.elegans* показывают, что *анатомические связи* представляют собой множество *потенциальных связей*, которые формируются контекстом и внутренними состояниями для создания путей потоков информации.



Контекст и внутренние состояния часто представляются нейромодуляторами. Эти модуляторы существенно изменяют композицию нейронной сети, вовлекая новые нейроны и исключая прежних участников.

Cornelia I. Bargmann (2012). Beyond the connectome: How neuromodulators shape neural circuits. *BioEssays* 34(6):458–465.



Разные подходы к моделированию нервных систем

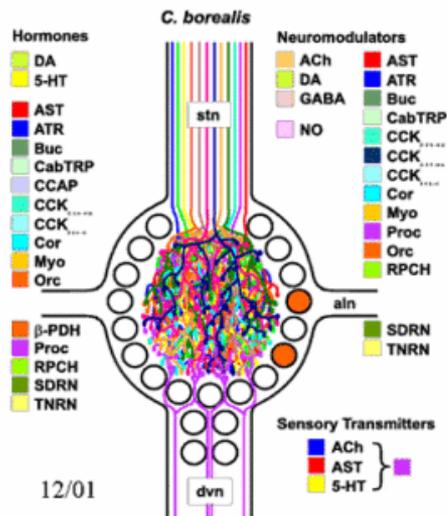
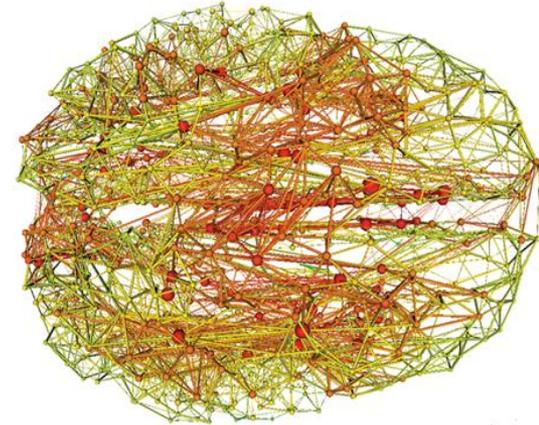
Коннекционизм (большие однородные сети)

Функционирование нервной системы определяется структурой синаптических связей («проводной мозг», “wiring diagram”)

+ Концептуальное представление больших и сложных систем

+ На таком подходе основаны искусственные нейронные сети

- Схема проводных соединений однородных элементов не достаточна для понимания поведения даже простых организмов [Bargmann 2012]



Нейротрансмиттерные взаимодействия

Функционирование нервной системы описывается с помощью комбинации нейротрансмиттерных взаимодействий

+ Неоднократно подтверждено экспериментами

+ Возможность моделирования нейромодуляции, учета трансмиссерной специфичности нейронов, etc.

- Нет модели, аналогичной модели Маккаллока-Питтса, позволяющей отражать информационную сторону трансмиссерных взаимодействий

ПЛАН

- 1. Введение в проблему – нейроны и нейронные сети**
 - Искусственные нейронные сети
 - Биологические нейроны и нейронные сети
 - Модели биологических нейронов и сетей
 - Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации
- 2. Наш проект – цели и принципы**
- 3. Дискретная асинхронная модель мультитрансмиттерных взаимодействий**
 - Основные определения
 - Асинхронное время
 - Параметры модели
 - Динамика модели – вычисление поведения
 - Пример и программная реализация

НАШ ПРОЕКТ

Участники:

- лаборатория 11 ИПУ РАН;
 - лаборатория нейробиологии развития Института биологии развития РАН.
- Совместный грант РФФИ офи-м 17-29-07029; руководитель О.П.Кузнецов.

Цели проекта:

- а) разработка математического аппарата для дискретного моделирования мультитрансмиттерных (химических) взаимодействий между нейронами в биологических нервных системах;
- б) экспериментальная проверка разработанного аппарата на реальных биологических объектах и формулирование биологически значимых гипотез с его использованием;
- в) выявление вычислительных особенностей разрабатываемых моделей и перспектив их использования в прорывных информационных технологиях.

НАШ ПРОЕКТ

Методологические принципы

1. Дискретное моделирование информационно значимых процессов.

Дискретные методы информатики и искусственного интеллекта игнорируют множество деталей, несущественных для моделирования информационных процессов (подобно тому, как при описании архитектуры компьютера и принципов его работы игнорируются физические механизмы работы его чипов), и потому позволяют описывать структуру и функционирование достаточно сложных фрагментов нервных систем.

2. Принцип эволюционного консерватизма.

Он утверждает, что базовые механизмы нервных систем, существующие в простых нервных системах беспозвоночных, сохраняются в процессе эволюции и тем самым присутствуют в мозге позвоночных и человека. Именно благодаря этому принципу были сделаны все основные открытия нейрофизиологии – от открытия Гальвани электрической активности до современных работ нобелевских лауреатов Ходжкина, Хаксли, Эклса и Канделя.

ПЛАН

1. Введение в проблему – нейроны и нейронные сети
 - Искусственные нейронные сети
 - Биологические нейроны и нейронные сети
 - Модели биологических нейронов и сетей
 - Роль нейротрансмиттеров в передаче и обработке информации
2. Наш проект – цели и принципы
3. **Дискретная асинхронная модель мультитрансмиттерных взаимодействий**
 - Основные определения
 - Асинхронное время
 - Параметры модели
 - Динамика модели – вычисление поведения
 - Пример и программная реализация

Объект моделирования

Мультитрансмиттерная нейронная система:

$$S = \langle N, C, X(t) \rangle$$

Множество нейронов

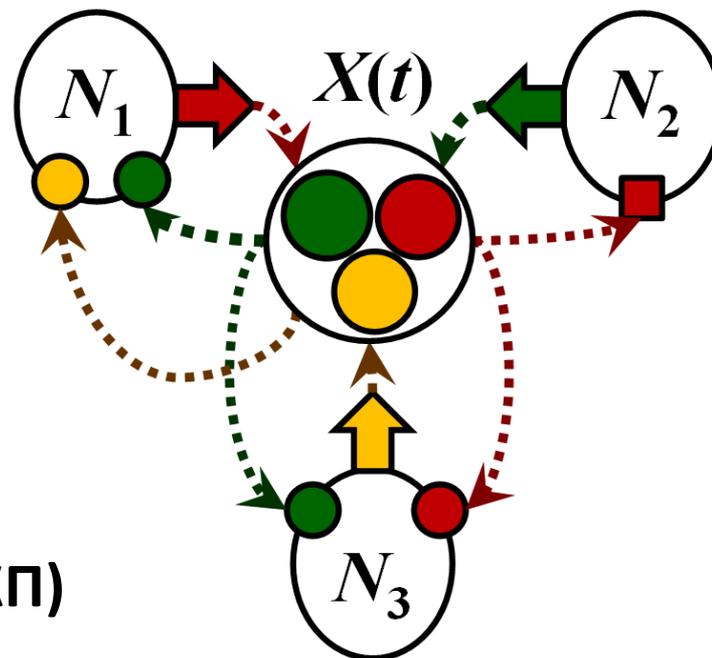
$$N = \{N_1, \dots, N_n\}$$

Множество трансммиттеров

$$C = \{c_1, \dots, c_m\} \quad C : \begin{array}{ccccc} \bullet & \bullet & \bullet & \bullet & \bullet \\ c_1 & c_2 & c_3 & c_4 & c_5 \end{array}$$

Внеклеточное пространство (ВКП)

$$X(t) = (x_1(t), \dots, x_m(t))$$

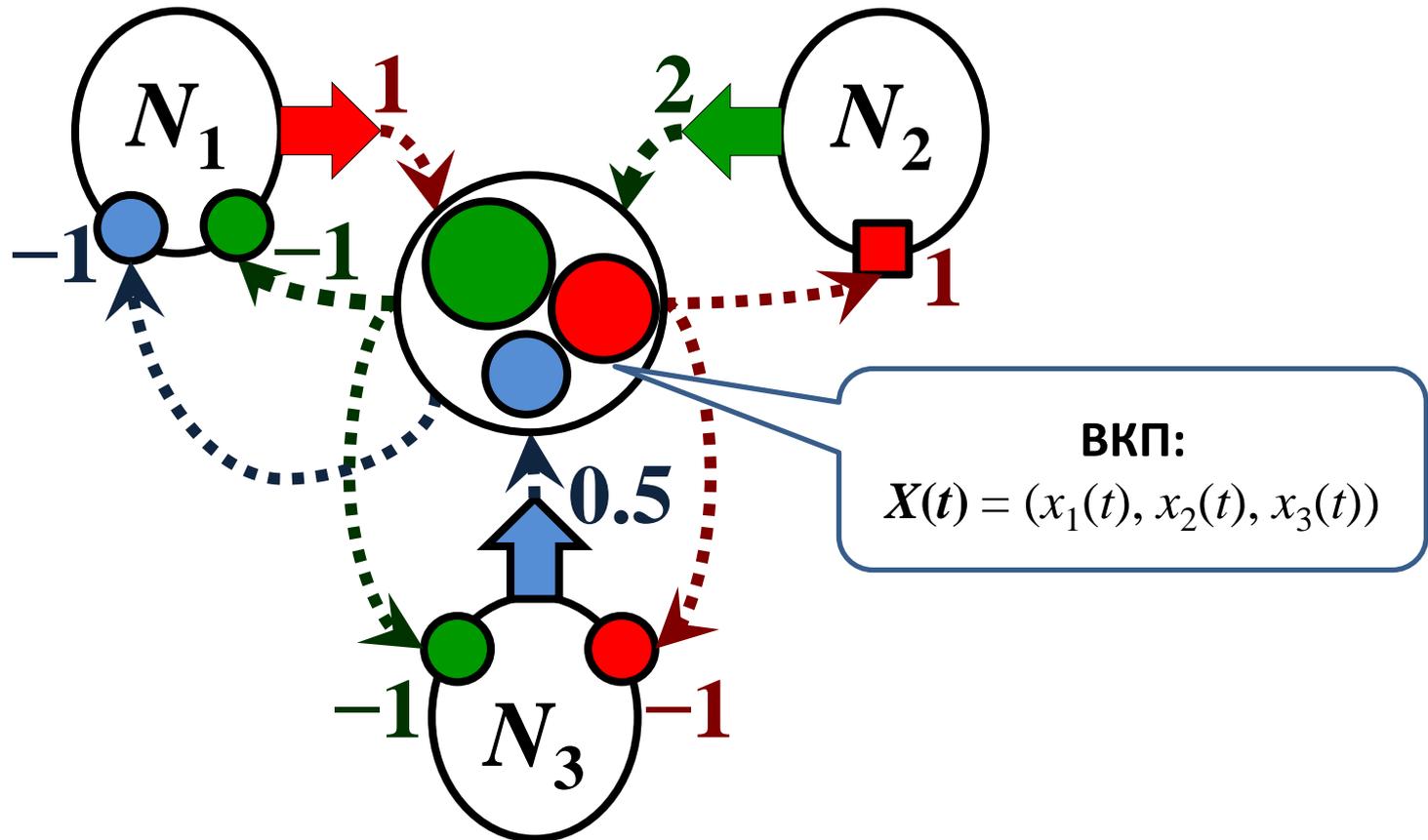


Объект моделирования

Нейронные взаимодействия

Нейроны взаимодействуют, выбрасывая транзмиттеры в общее ВКП и принимая их из ВКП.

$$S = \langle N, C, X(t) \rangle$$



Объект моделирования

Эндогенная активность и типы нейронов

Нейроны обладают одним из трех заданных типов активности: осциллирующий, тонический и реактивный. Каждый тип имеет свой закон изменения мембранного потенциала.

Осциллятор

осциллирующий, или пачечный (bursting) нейрон N_i обладает способностью периодически генерировать пачку спайков.



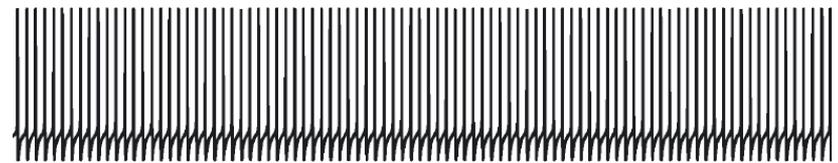
Реактивный нейрон (follower)

активируется только за счет внешних возбуждающих воздействий



Тонический нейрон

активен постоянно, если его не тормозят



Основные определения

Входы нейронов

Тормозный рецептор
и его вес w_{ij}

$$w_{11} < 0$$

Возбуждающий
рецептор и его вес w_{ij}

$$w_{12} > 0$$

$$w_{13} < 0$$

N_1

d_{13}

Входы нейронов

$W = (w_{ij})_{n \times m}$, $w_{ij} \in \mathbb{R}$ – матрица суммарных весов рецепторов нейрона.

$w_{ij} > 0$ – трансмисмиттер c_j возбуждает нейрон N_i

$w_{ij} < 0$ – трансмисмиттер c_j тормозит нейрон N_i

$w_{ij} = 0$ – трансмисмиттер c_j не влияет на нейрон N_i

Основные определения

Выходы нейронов

Тормозный рецептор
и его вес w_{ij}

$$w_{11} < 0$$

Возбуждающий
рецептор и его вес w_{ij}

$$w_{12} > 0$$

$$w_{13} < 0$$

N_1

d_{13}

Тип выделяемого
трансммиттера и
интенсивность
выброса в единицу
времени d_{ij}

Выходы нейронов

Активность нейрона N_i задается величиной $y_i(t) \in \{0, 1\}$;
 $y_i(t) = 1$ означает, что на такте t нейрон активен;
 $y_i(t) = 0$ означает, что на такте t нейрон пассивен.

$D = (d_{ij})_{n \times m}$ – матрица выделяемых нейронами трансмиттеров.

d_{ij} – уровень концентрации (доза) трансмиттера c_j выделяемого нейроном N_i .
Предполагается, что на протяжении выброса величина d_{ij} не меняется.

Основные определения

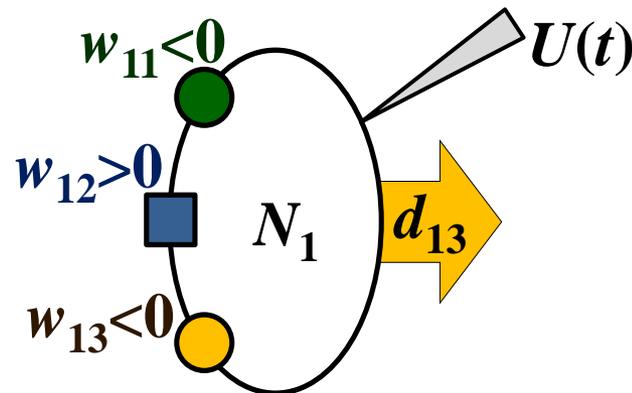
Мембранный потенциал

Нейрон N_i имеет мембранный потенциал (МП) $U_i(t)$, который может изменяться в интервале $U_{i0} \leq U_i(t) \leq U_{imax}$.

Нейрон в модели активен, если величина его МП $U_i(t)$ не меньше порогового значения P_i , который, как правило, меньше U_{imax} .

МП изменяется как за счет внешних воздействий, так и за счет внутренних процессов, происходящих в нейроне.

Значения U_{imax} и P_i специфичны для каждого нейрона.



Параметры модели

Время

Система функционирует в *непрерывном времени*, в котором происходят *события*.

Событием в системе считается:

- 1) момент изменения состояния любого нейрона (переход из активного состояния в пассивное и наоборот);
- 2) появление в ВКП нового трансммиттера или дискретное изменение концентрации (включая исчезновение) существовавшего трансммиттера.

Параметры модели

События. Такты

События – это точки на непрерывной шкале времени.

Эта шкала разбивается событиями на отрезки – **такты**.

Границы тактов (точки на шкале) последовательно нумеруются числами 0, 1, 2, ... и называются дискретными моментами времени.

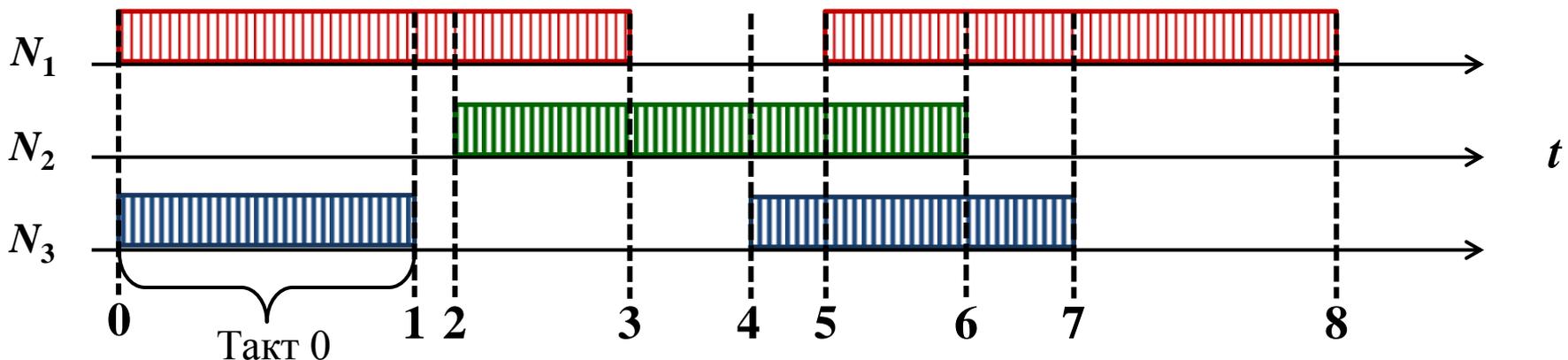
Номера тактов совпадают с номерами моментов их начала: такт t – это интервал между моментами t и $t + 1$. Внутри такта событий не происходит.

Внешним состоянием системы в момент t называется вектор

$$Z(t) = (Y(t), X(t)) = (y_1(t), \dots, y_n(t), x_1(t), \dots, x_m(t)).$$

Внутренним состоянием системы в момент t называется вектор

$$Q(t) = (Y(t), U(t), X(t)) = (y_1(t), \dots, y_n(t), U_1(t), \dots, U_n(t), x_1(t), \dots, x_m(t)).$$



Параметры модели

Длительность тактов

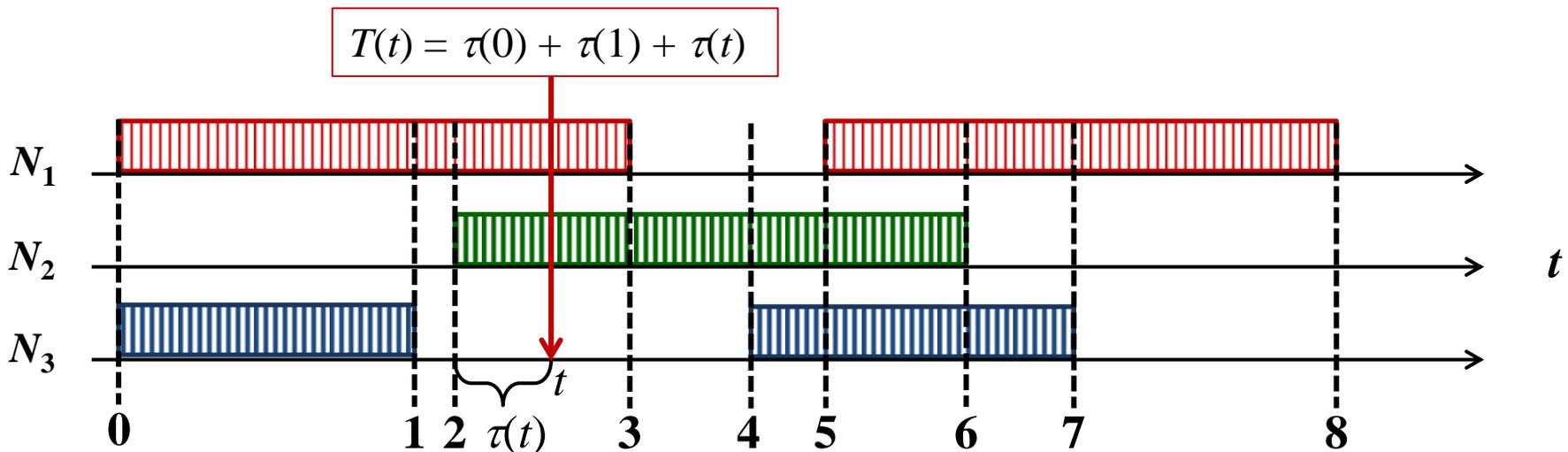
Такты имеют разную длину (длительность) в единицах непрерывного времени. Длительность такта t будем обозначать $\tau(t)$.

Длительности, используемые в модели, – это положительные рациональные числа.

Положение момента t на шкале непрерывного времени обозначим через $T(t)$.

Нетрудно видеть, что

$$T(t) = \sum_{i=0}^{t-1} \tau(i) + \tau(t)$$



Статические параметры модели

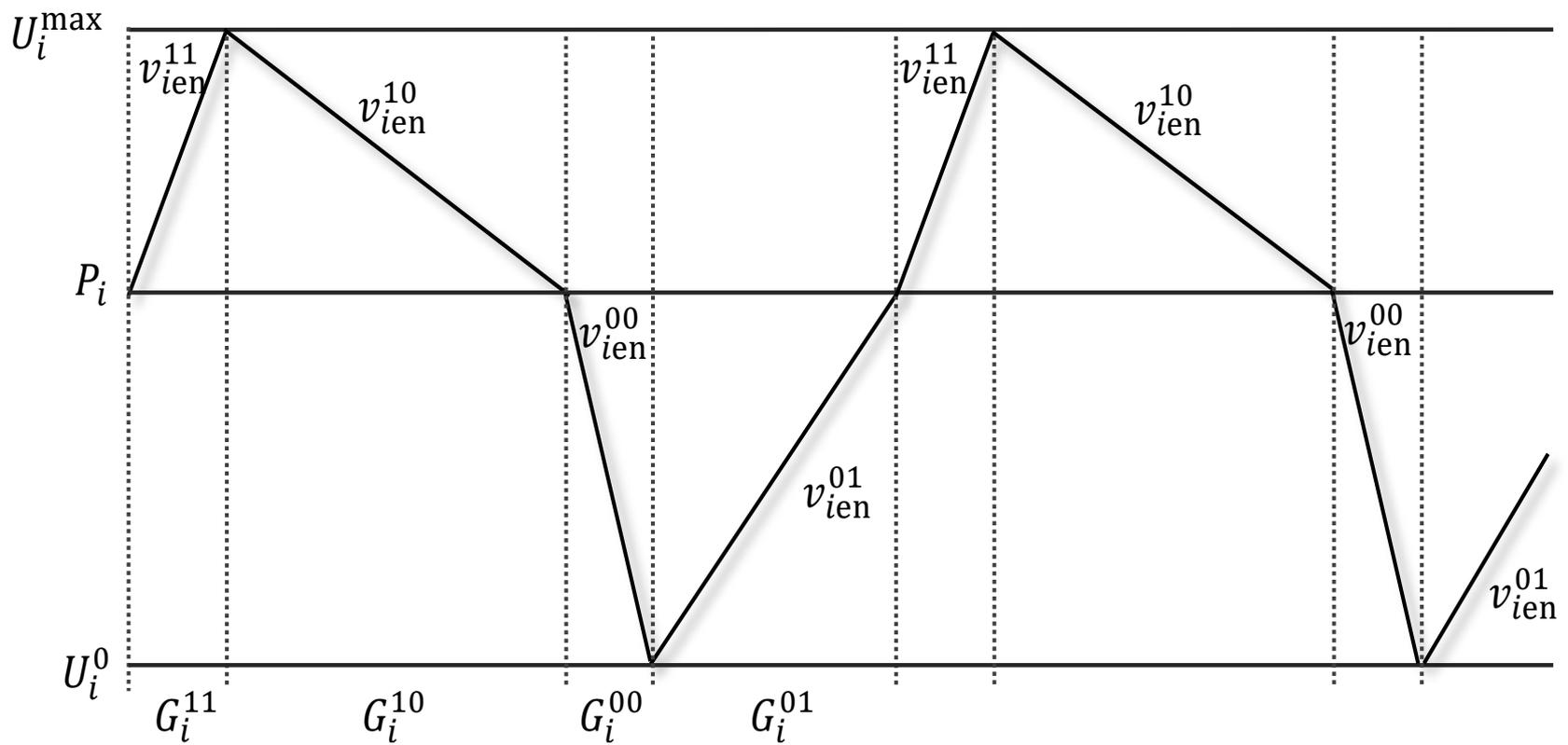
Множество нейронов $\mathbf{N} = \{N_1, \dots, N_n\}$.

Множество транмиттеров $\mathbf{C} = \{c_1, \dots, c_m\}$

Статические (неизменяемые) параметры нейрона N_i , $i = 1, \dots, n$:

- Порог активации P_i .
- Максимальный потенциал $U_{i\max}$.
- Потенциал покоя U_{i0} .
- Величина выброса (доза или уровень концентрации) d_{ij} транмиттера c_j .
- Время жизни τ_{ij} транмиттера c_j после окончания его выброса нейроном N_i .
- Веса рецепторов w_{ik} .
- Эндогенная скорость роста $v_{en}^{11} \geq 0$ (скорость подъема МП от P_i до $U_{i\max}$).
- Эндогенная скорость разрядки $v_{en}^{10} \leq 0$ (скорость убывания МП от $U_{i\max}$ до P_i).
- Эндогенная скорость падения $v_{en}^{00} \leq 0$ (скорость убывания МП от P_i до U_{i0}).
- Эндогенная скорость зарядки $v_{en}^{01} \geq 0$ (скорость подъема МП от U_{i0} до P_i).

Динамика осциллятора



Параметры модели - скорости

Скорости

У реактивного нейрона нет положительных эндогенных скоростей – без внешнего возбуждения он не активируется.

У тонического нейрона нет отрицательных эндогенных скоростей – без внешнего торможения он остается активным.

У осциллятора все 4 эндогенных скорости – ненулевые.

Суммарная скорость $v_i(t)$ изменения МП равна сумме двух скоростей – эндогенной и внешней, которая пропорциональна внешней силе воздействия $s_i(t)$; в примере полагаем коэффициент пропорциональности равным 1.

Направление изменения МП (рост или падение) определяется знаком $v_i(t)$.

Динамические параметры модели

Динамические (вычисляемые) параметры

- Состояние нейронов системы $Y(t) = (y_1(t), \dots, y_n(t))$
- Состояние ВКП системы $X(t) = (x_1(t), \dots, x_m(t))$
- Текущий потенциал $U_i(t)$.
- Внешние силы воздействия $s_i(t) = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t)$
- Остаточный потенциал $\Delta U_i(t)$.
- Суммарные скорости изменения потенциала $v_i(t)$.
- Остаточные времена $\tau_{ri}(t)$ (для нейронов) и $\tau_{xij}(t)$ (для транзиттеров).
- Длительность $\tau(t)$ такта t .

Параметры модели.

Основные допущения

1. Величина дозы d_{ij} трансммиттера c_j , выброшенной нейроном N_i на протяжении всего выброса плюс остаточное время жизни τ_{c_j} не меняется, а затем эта доза мгновенно исчезает.
2. Одной дозы любого трансммиттера достаточно, чтобы на них отреагировали все чувствительные к нему рецепторы.
3. Мембранные потенциалы растут от 0 до порога P_i и падают от $U_{i\max}$ до P_i с постоянными скоростями, т.е. линейно.

Динамика модели.

Вычисление поведения системы

Задача вычисления поведения системы заключается в том, чтобы по вычисленному состоянию системы $Q(t)$ вычислить состояние $Q(t + 1)$.

Для этого нужно определить, какое событие после момента t будет следующим.

У каждого элемента нейронной системы – нейрона или трансммиттера – есть свое «ближайшее событие».

Для нейрона N_i – это изменение активности, т.е. величины $y_i(t)$, для трансммиттера s_j – изменение его концентрации $x_j(t)$.

Время, оставшееся до этого события, называется **остаточным временем**.

Ближайшее событие системы состоит в изменении состояния элемента системы, у которого остаточное время – *наименьшее*.

Это время будет длительностью $\tau(t)$ такта t .

Динамика модели.

Вычисление поведения системы

Вычисление $\tau(t)$ происходит по следующему алгоритму.

1. Вычисление текущего потенциала $U_i(t)$ по формуле

$$U_i(t) = U_i(t - 1) + \tau(t - 1) \cdot v_i(t - 1).$$

2. Вычисление внешних сил воздействия:

$$s_i(t) = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(t)$$

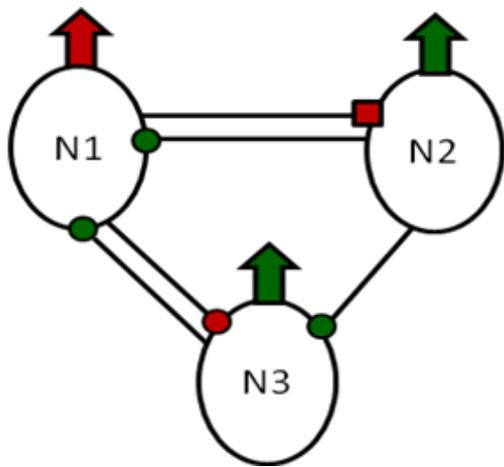
3. Вычисление суммарных скоростей (для разных типов нейронов формулы различны)

Динамика модели.

Вычисление поведения системы

4. Вычисление остаточных потенциалов $\Delta U_i(t)$ – «пути», который должен пройти потенциал нейрона N_i , чтобы достичь события. Формулы для этого вычисления имеют 4 варианта, определяемые знаком скорости $v_i(t)$ и состоянием нейрона $y_i(t)$.
5. Вычисление остаточных времен:
 - для нейрона N_i по формуле $\tau_{ri}(t) = \Delta U_i(t)/|v_i(t)|$,
 - для дозы d_{ij} трансммиттера c_j , выбрасываемой нейроном N_i , время $\tau_{ri}(t)$ определяется знаком скорости $v_i(t)$ и состоянием нейрона $y_i(t)$.
6. Нахождение минимального из остаточных времен.

Пример: построение трехфазного ритма



N_1 – осциллятор, N_2 – реактивный нейрон,
 N_3 – осциллятор.

Все статические параметры нейронов
 приведены в матрице, в которой величины d_{ij} ,
 $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ лежат на пересечении
 строк N_i и столбцов c_j .

	P_i	U_{imax}	v_{ien}^{00}	v_{ien}^{01}	v_{ien}^{10}	v_{ien}^{11}	c_1	c_{22}	c_{23}	w_{i1}	w_{i2}
N_1	0,6	0,9	- 0,6	0,85	- 0,2	0,95	0,7	0	0	0	-1
N_2	0,6	0,7	- 0,2	0	- 0,2	0	0	0,6	0	1	0
N_3	0,4	0,6	- 0,2	0,8	- 0,2	0,9	0	0	0,7	-1	-1

Времена жизни τ_{c_j} транмиттеров c_j : $\tau_{c_1} = \tau_{c_2} = 0,1$;

c_{22} обозначает дозу транмиттера c_2 , выбрасываемую нейроном N_2 ;

c_{23} обозначает дозу транмиттера c_2 , выбрасываемую нейроном N_3 .

Пример: построение трехфазного ритма

Момент $t = 0$:

Начальное внешнее состояние $Z(0) = (1, 0, 0; 0,7; 0)$

Текущие потенциалы:

$$U_1(0) = 0,9.$$

$$U_2(0) = 0.$$

$$U_3(0) = 0.$$

Силы воздействия:

$$s_1(0) = 0; s_2(0) = x_1(0) = 0,7, s_3(0) = -x_1(0) = -0,7.$$

Скорости:

$$v_1(0) = v_{ien0} = -0,3$$

$$v_2(0) = s_2(0) = 0,7$$

$$v_3(0) = v_{3en1} + s_3(0) = 0,8 - 0,7 = 0,1.$$

Остаточные потенциалы:

$$\Delta U_1(0) = U_{1max} - P_1 = 0,9 - 0,6 = 0,3.$$

$$\Delta U_2(0) = P_2 = 0,6.$$

$$\Delta U_3(0) = P_3 = 0,4.$$

Остаточные времена:

$$\tau_{r1}(0) = (U_{1max} - P_1)/|v_1(0)| = 0,3/0,3 = 1 \text{ (длина пачки)}$$

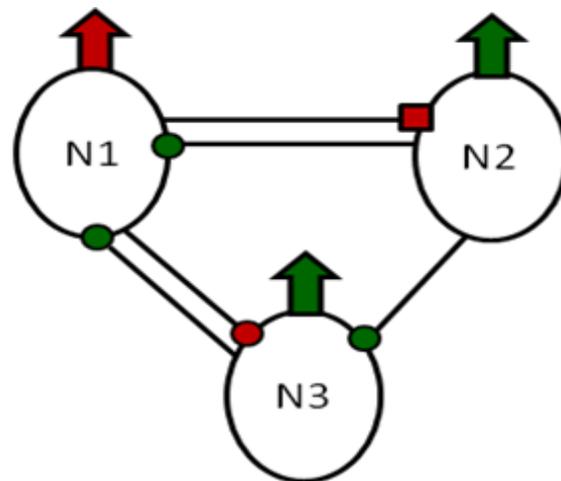
$$\tau_{r2}(0) = P_2/v_2(0) = 0,6/0,7 = 0,8571.$$

$$\tau_{r3}(0) = P_3/v_3(0) = 0,4/0,1 = 4$$

$$\tau_{x1}(0) = 1 + 0,1 = 1,1.$$

$$\tau_{x22}(0) = 0,8571.$$

$$\tau_{x23}(0) = 4.$$

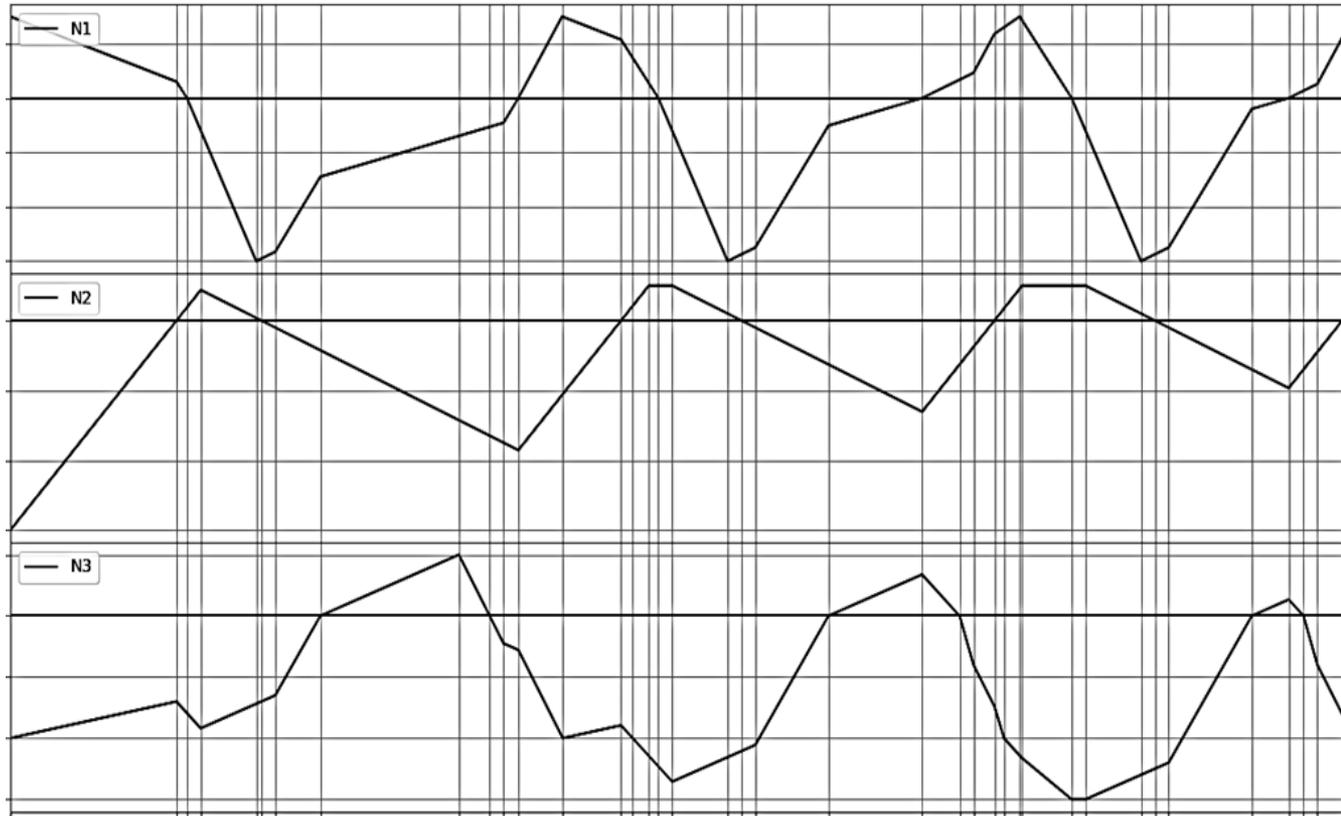


Внутреннее состояние системы: $Q(0) = ((1; 1), (0; 0,8571), (0; 4), (0,7; 1,1), (0; 0,8571), (0; 4))$.

Минимальное остаточное время $\tau_{min}(0) = 0,8571$. Соответственно, длина такта $[0, 1] \tau(0) = 0,8571$.

Событие, произошедшее в момент 1, – возбуждение N_2 , который начинает тормозить N_1 ; N_3 остается заторможенным.

Программная реализация модели



«Преобладание химических синапсов над электрическими в нервной системе животных может быть связано с принципиальным преимуществом химической передачи над электрической – ее способностью обеспечивать разнообразные формы обучения и хранения памяти».

Э.Кандель. В поисках памяти. 2006, М.: Астрель.

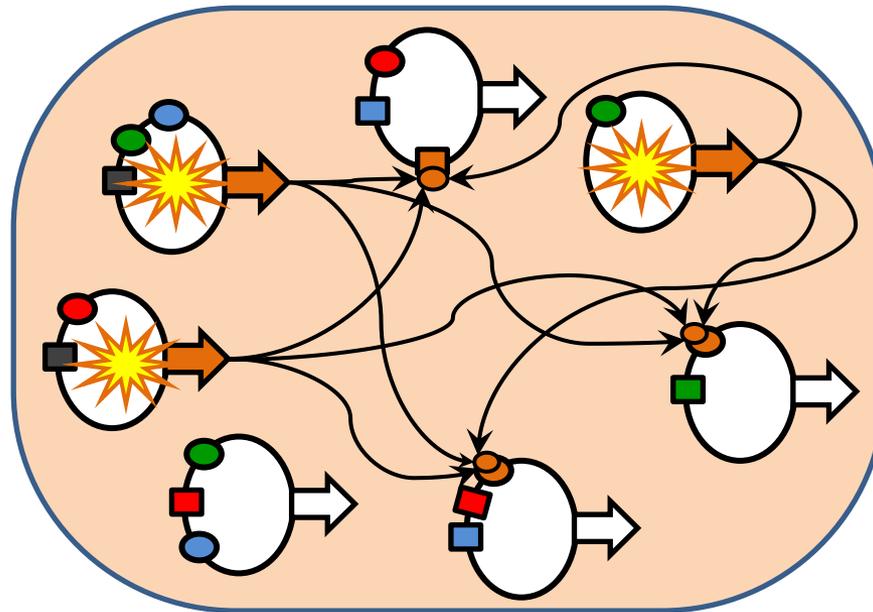
Основные модельные преимущества:

- Разнообразие видов нейротрансмиттеров: многозначность алфавита сообщений в отличие от бинарного алфавита «проводочных моделей».
- Концентрация каждого трансммиттера как дополнительный параметр.
- Широковещательность сигнала: трансммиттерное сообщение, поступившее в ВКП, доступно всем нейронам, имеющим рецепторы к этому трансммиттеру

Наши публикации

- Кузнецов О.П., Жилиякова Л.Ю. Принципы дискретного моделирования гетерохимических механизмов в нервных системах // XVIII Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2016»: Сборник научных трудов. В 3-х частях. Ч.3 М.: НИЯУ МИФИ, 2016, с.82-90.
- Кузнецов О.П., Жилиякова Л.Ю. Новый подход к моделированию естественных нейронных систем // Материалы 10-й Всероссийской мультikonференции по проблемам управления (с.Дивноморское, Геленджик, 11-16 сентября 2017 г.). Ростов-на-Дону, Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2017. Т.1. С.70-73.
- Кузнецов О.П., Жилиякова Л.Ю., В.Е. Дьяконова, Д.А.Сахаров Н.И. Базенков, С.Г.Куливец. О дискретном моделировании мультитрансмиттерных взаимодействий в простых нервных системах // XIX Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2017». Сборник научных трудов. В 2-х частях. Ч.2. М: НИЯУ МИФИ, 2017. Ч.2. С.74-81.
- Н.И. Базенков, Д.Д. Воронцов, В.Е. Дьяконова, Л.Ю. Жилиякова, И.С. Захаров, О.П.Кузнецов, С.Г.Куливец, Д.А.Сахаров. Дискретное моделирование межнейронных взаимодействий в мультитрансмиттерных сетях // Искусственный интеллект и принятие решений. 2017, № 2, с.55-73.
- N. Bazenkov, V. Dyakonova, O. Kuznetsov, D. Sakharov, D. Vorontsov, L.Zhilyakova. *Discrete Modeling of Multi-transmitter Neural Networks with Neuronal Competition*. Springer International Publishing AG. 2018. Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists, Advances in Intelligent Systems and Computing V.636. P. 10 – 16. DOI 10.1007/978-3-319-63940-6_2
- О.П.Кузнецов, Н.И.Базенков, Б.А.Болдышев, Л.Ю.Жилиякова, С.Г.Куливец, И.А.Чистопольский. Асинхронная дискретная модель химических взаимодействий в простых нейронных системах // Искусственный интеллект и принятие решений. 2018, № 2 (принято к печати).

Спасибо за внимание!



- Ч. Куинн: «Идеальное подопытное животное для исследования биологии обучения должно иметь не более трех генов, уметь играть на виолончели или хотя бы читать стихи на древнегреческом и обучаться этому с помощью нервной системы, содержащей только десять больших, по-разному окрашенных и потому легко опознаваемых нейронов».