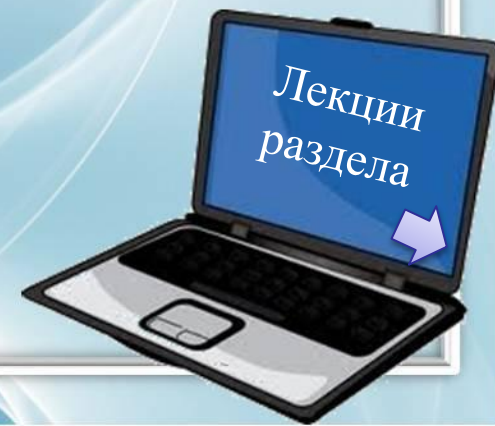


Основные понятия теории ИНС

Разработчик:

Доцент кафедры ПОВТАС

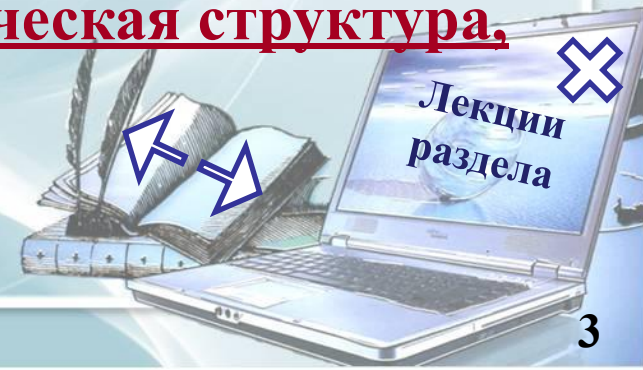
Семенов Анатолий Михайлович



Вопросы:

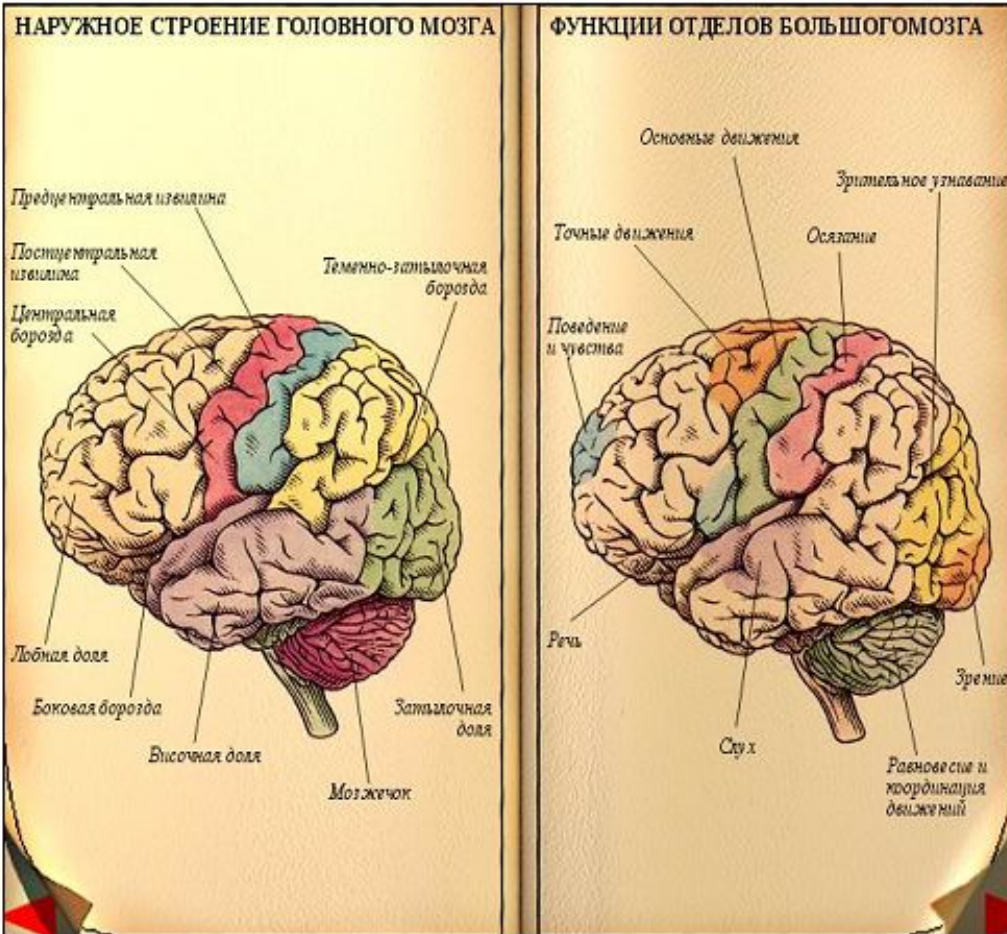
Введение

1. Историческая справка. Основные этапы развития теории искусственных нейронных сетей.
2. Функциональные особенности ИНС.
3. Определение искусственных нейронных сетей и их классификация.
4. Биологический нейрон и его техническая структура, способы представления ИС.



Введение

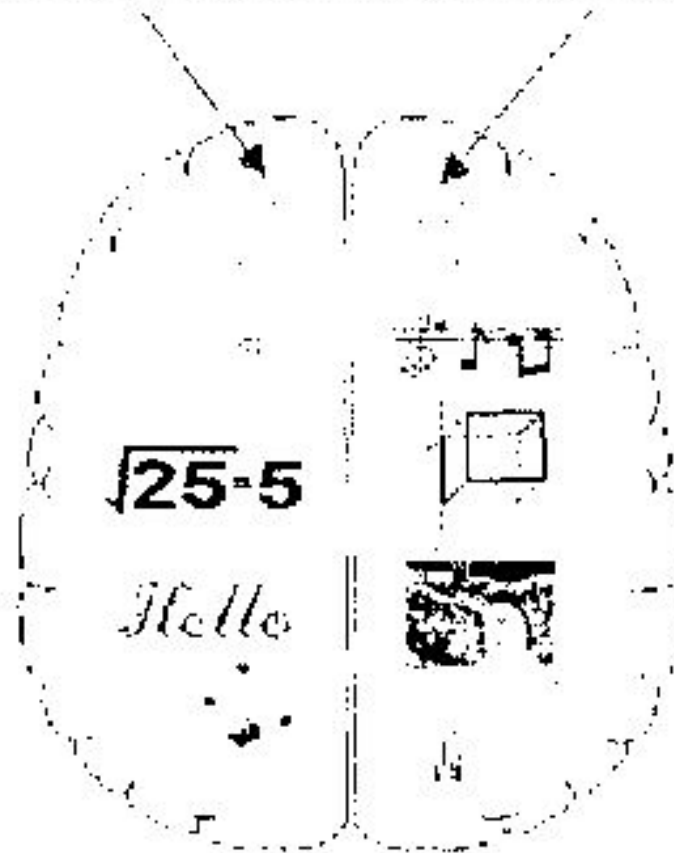
Исследования по искусственным нейронным сетям (далее – ИС) связаны с тем, что способ обработки информации человеческим мозгом в корне отличается от методов, применяемых обычными цифровыми компьютерами. Мозг представляет собой чрезвычайно сложный, нелинейный, параллельный компьютер (систему обработки информации). Более точно, мозг последовательно выполняет ряд задач распознавания (например, распознавание знакомого лица в незнакомом окружении). На это у него уходит около 100-200 миллисекунд, в то время как выполнение аналогичных задач даже меньшей сложности на компьютере может занять несколько дней.



Распределение (в значительной степени гипотетическое) задач между полушариями мозга

Левое полушарие управляет правой рукой, а правое — левой рукой

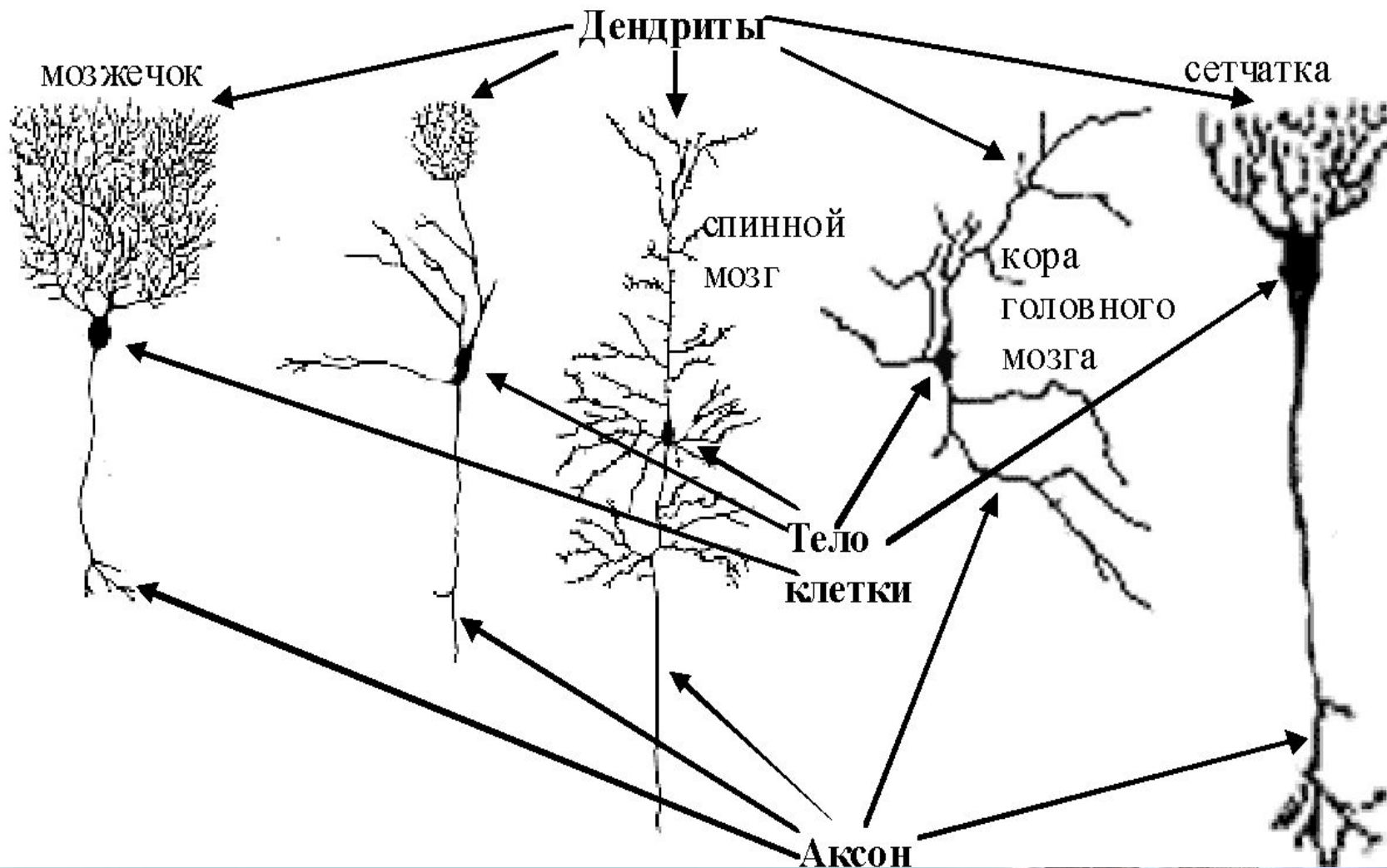
Левое полушарие управляет функцией речи и точным пониманием, а также математическими способностями



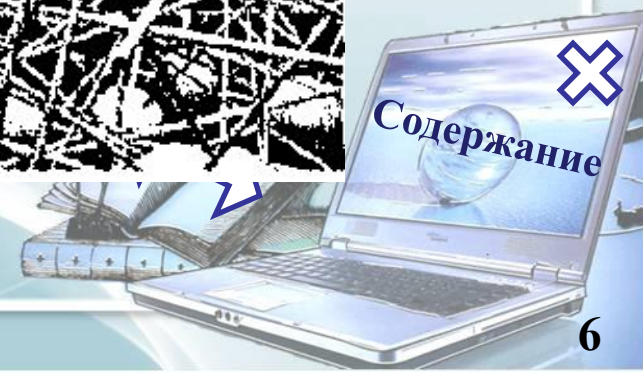
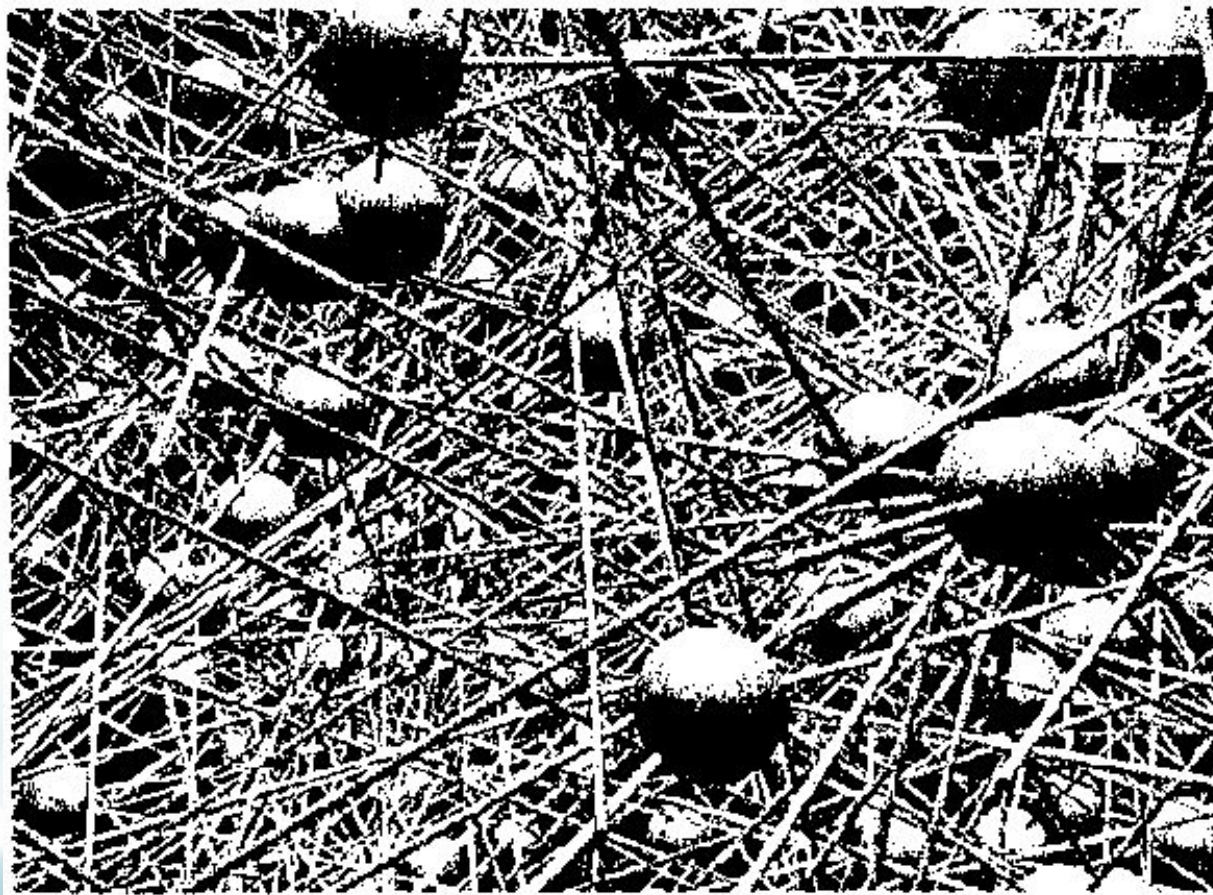
Правое полушарие управляет художественными способностями, а также воображением и художественными фантазиями



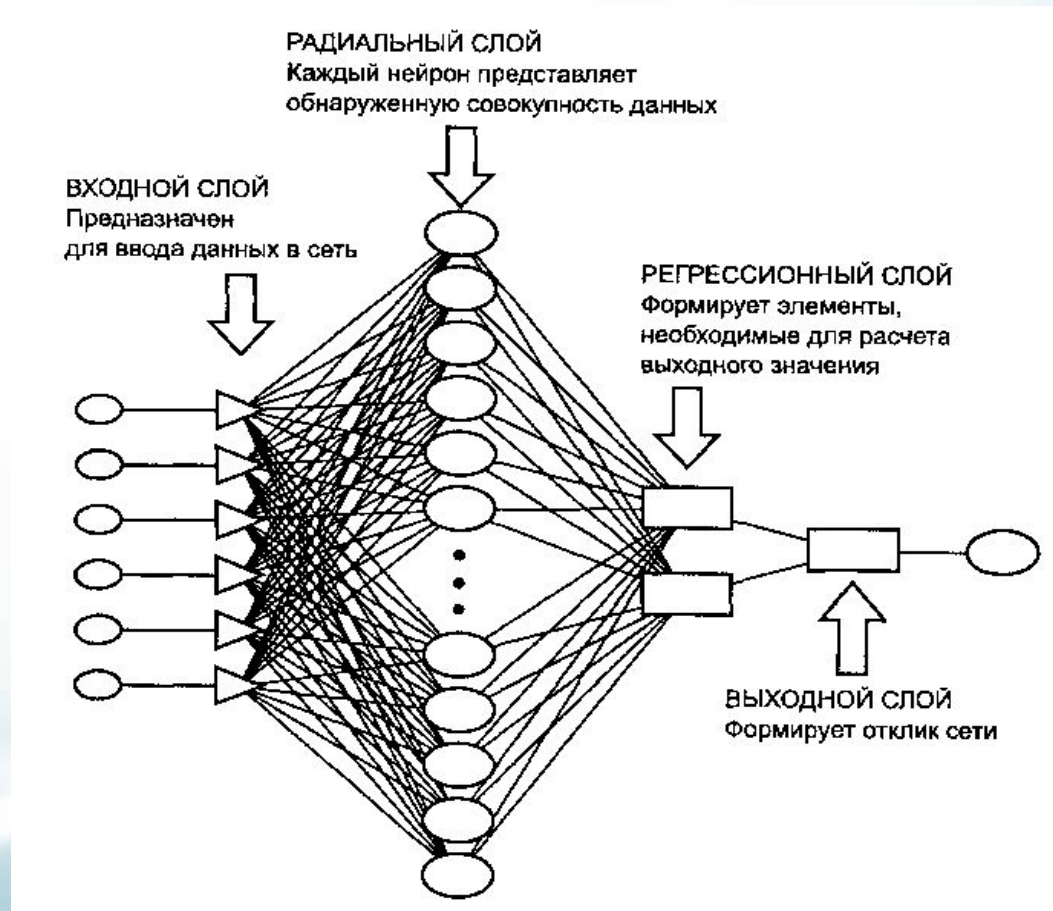
Виды нейронов в разных областях мозга



Искусственная сеть со структурой, соответствующей трехмерной карте мозга, оказалась бы непригодной для практического использования.



Структура практически используемой нейронной сети (сильно упрощена по отношению к биологическому оригиналу)

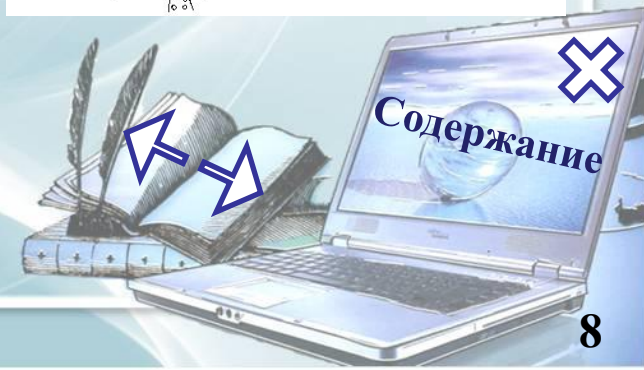
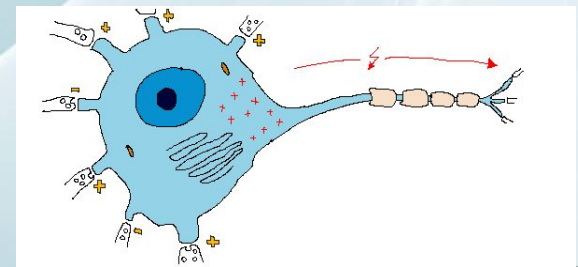


Особенности

Человеческий мозг содержит свыше 10^{11} вычислительных элементов и около 10^{14} - 10^{15} связей между ними. Большое количество связей в целом, объясняется большим количеством взаимосвязей связей отдельного элемента, около 10^3 - 10^4 связей. Мозг обладает, сформировавшейся на протяжении многих десятков тысяч лет, сложной структурой, с множеством отделов, отвечающих за конкретные функции.

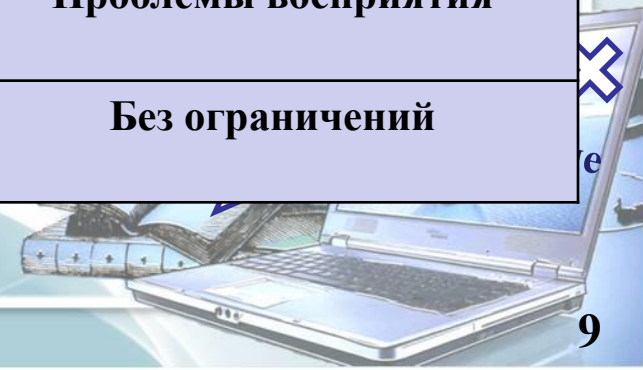
Вычислительным элементом мозга является нервная клетка - нейрон.

Нейрон имеет сложный электрохимический процесс функционирования.



**Таблица 1-Сравнительные оценки традиционных ЭВМ и
нейрокомпьютеров**

Категории сравнения	ЭВМ традиционной архитектуры (машина фон Неймана)	Нейрокомпьютер
Процессор	Сложный Высокоскоростной Один или несколько	Простой Низкоскоростной Большое количество
Память	Отделена от процессора Локализована Адресация не по содержанию	Интегрирована в процессор Распределенная Адресация по содержанию
Вычисления	Централизованные Последовательные Хранимые программы	Распределенные Параллельные Самообучение
Надежность	Высокая уязвимость	Живучесть
Специализация	Числовые и символьные операции	Проблемы восприятия
Среда функционирования	Строго определена Строго ограничена	Без ограничений

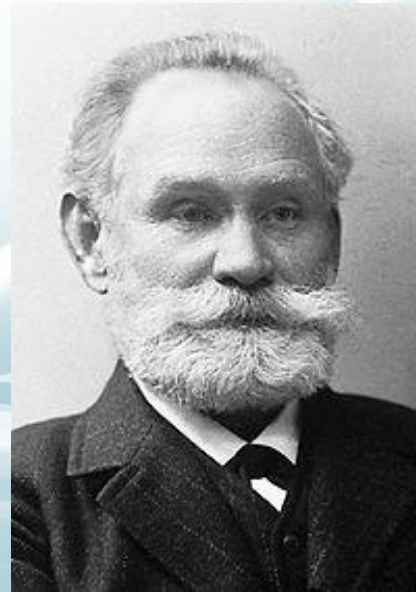


1. Историческая справка. Основные этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Основополагающие работы по теории нейронных сетей появились на рубеже XIX и XX столетий. Среди них - труды *Г.Гельмгольца* и *И.Павлова*, рассматривающие общую теорию обучения, анализа зрительных процессов мозга и условно-рефлекторной деятельности.



Г.Гельмгольц

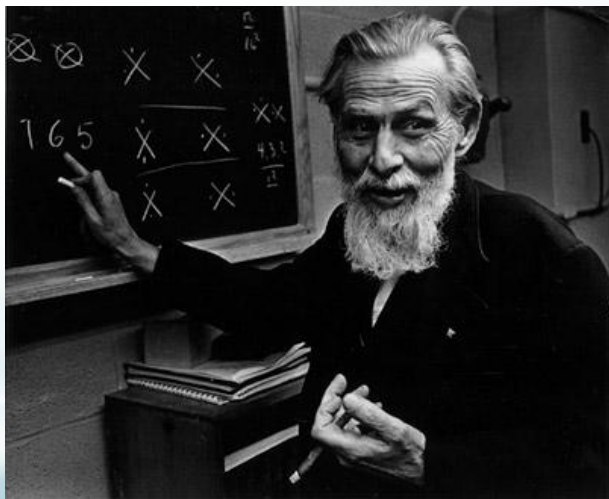


И.П. Павлов



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Современный этап развития теории ИНС начался после публикации в 1943 г. работы *У.С. Мак-Каллока и У. Питтса*, посвященной логическому анализу нервной деятельности. В этой работе впервые представлена формализованная модель искусственного нейрона и разработана теория ИНС как конечных автоматов, способных реализовывать «психологические функции».



У.С. Мак-Каллок



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Первым результативным методом построения ИНС считается алгоритм *Д.О. Хебба*, в основу которого положен механизм корреляции активности афферентного (входного) синапса (соединения) и эфферентного (выходного) нейрона.

Теории *Хэбба*, *Мак-Каллока - Питтса* и накопленные со временем экспериментальные знания в области психологии и физиологии стали основой для модели мозга, предложенной *Ф. Розенблаттом* и названной им персептроном (от лат. *perceptio* - восприятие).



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

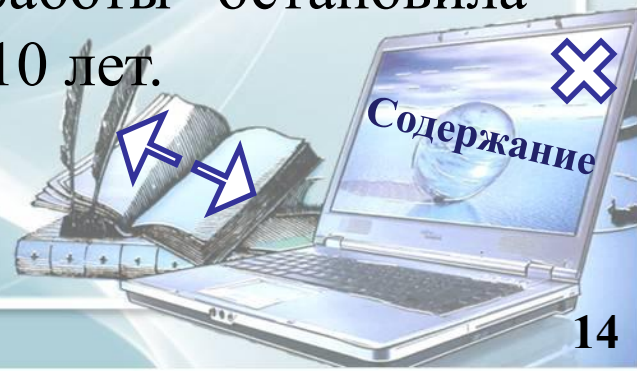
В 60-е годы разрабатывается множество моделей, методов и алгоритмов в области нейронных сетей - дисциплина быстро развивается. Одна из разработок того времени - обучающаяся матрица *Штейнбуха*, система распознавания образов, основанная на применении линейной дискриминантной функции.

Тогда же *Б. Уайдроу* разрабатывает первое широко известное правило обучения (Madaline Rule 1) искусственных нейронных сетей, содержащих большое число линейных адаптивных элементов.



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Группой ученых Стэнфордского университета проводились исследования в области адаптивных систем на основе ИНС. Разрабатывались технические приложения, включающие распознавание образов и речи, прогнозирование погоды и адаптивное управление. В 1969 г. *М. Минский и С. Пейперт* в опубликованной ими книге положили начало строгому математическому анализу перцептронных схем. Утверждалось, что однослойные нейронные сети имеют ограниченные репрезентативные возможности и обучение многослойных ИНС непродуктивно. Авторитет ученых был настолько велик, что публикация их работы остановила процесс изучения проблемы более чем на 10 лет.



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Возрождение интереса к ИНС в большей мере связано с публикацией в 1982 г. работы *Дж. Хопфилда*, в которой исследовалась динамическая структура, предназначенная для решения оптимизационных задач. Для сетей *Хопфилда* были разработаны методы обучения, основанные на правиле Хэбба.

Дж. Хопфилд



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Значительный успех в области нейронных сетей прямого действия принесла публикация в 1986 г. работы *Д. Румельхарта, Дж. Хинтона и Р. Уильямса*, в которой был предложен алгоритм обучения многослойных сетей персептронного типа, получивший название «метод обратного распространения ошибки». Необходимо отметить, что метод был разработан и исследован еще в 1974 г. в докторской диссертации *П. Вербоса*, к сожалению, эта работа осталась незамеченной специалистами в области нейронных сетей.



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

В развитие теории многослойных нейронных сетей значительный вклад внес российский ученый *А.Н. Горбань* - автор «принципа двойственности», позволяющего организовать экономные вычисления векторов градиента сложных функций (функционалов). Решение этой задачи является основным этапом в процедуре обучения многослойных ИНС.

Важный класс ИНС разработан финским ученым *Тейво Кохоненом* в 1982 г.



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Самоорганизующиеся карты Кохонена являются мощным нейросетевым средством анализа и визуализации многомерных данных.

Карты используются для отображения нелинейных статистических взаимосвязей на легко интерпретируемые (обычно двумерные) решетки, подчеркивающие топологические и метрические зависимости анализируемых данных.



Этапы развития теории искусственных нейронных сетей

Другие значительные разработки последних десятилетий - это созданная *Б. Коско* адаптивная двунаправленная ассоциативная память, базирующаяся на применении некоторых идей *Хопфилда* и *Гроссберга*; вероятностные модели ИНС *Дж. Хинтона* и *Р. Сежновского*, на основе которых *Д. Акли* разработал структуру, известную под названием «машины Больцмана». В этой нейросетевой архитектуре процесс обучения и принятия решений основан на моделировании процесса отжига металла, подчиняющегося больцмановской статистике. Проблемам теории и практики ИНС посвящено большое количество периодических научных журналов, в частности, «Neural Networks» и «IEEE Transactions on Neural Networks». В России с 1992 г. издается журнал «Нейрокомпьютер».



Нобелевские премии за исследования нервной системы,
результаты которых прямо или косвенно использованы в нейронных сетях

1904	Павлов И.П.	Теория условных рефлексов
1906	Гольд К. (Golgi C.)	Исследование структуры нервной системы
1906	Рамон-и-Кайял С. (Ramón y Cajal S.)	Открытие того, что мозг представляет собой сеть отдельных нейронов
1920	Крог С.А. (Krogh S.A.)	Описание системы регулирования организма
1932	Шеррингтон К.С. (Sherrington Ch. S.)	Исследование системы нервного управления работой мускулов
1936	Дейл Г., Хеллет Л.О. (Dale H., Hallett L.O.)	Открытие химической трансмиссии нервных импульсов
1944	Эрлангер Дж., Гассер Г.С. (Erlanger J., Gasser H.S.)	Процессы в одиночном нервном волокне
1949	Гесс В.Р. (Hess W.R.)	Открытие функций среднего мозга
1963	Экклз Дж.К., Ходжкин А.Л., Хаксли А.Ф. (Eccles J.C., Hodgkin A.L., Huxley A.F.)	Механизм электрической активности нейрона
1969	Гранит Р., Хартлайн Г.К., Вальд Г. (Granit R., Hartline H.K., Wald G.)	Физиология зрения
1970	Катц Б., фон Эйлер У., Аксельрод Дж. (Katz B., von Euler U., Axelrod J.)	Трансмиссия гуморальной информации в нервных клетках
1974	Клод А., Де Дюв К., Палаж Г. (Claude A., De Duve Ch., Palade G.)	Исследования структурной и функциональной организации клетки
1977	Жюльмен Р., Шали А., Елоу Р. (Guillemin R., Schally A., Yalow R.)	Исследования гормонов мозга
1981	Сперри Р. (Sperry R.)	Открытие функциональной специализации полушарий головного мозга
1981	Хубель Д.Х., Визель Т. (Hubel D.H., Wiesel T.)	Открытие принципов обработки информации в системе зрения
1991	Нейер Е., Сакман Б. (Neher E., Sakmann B.)	Функции ионных каналов в нервных клетках



2. Функциональные особенности ИНС

Удивительное число свойств, присущих мозгу.
К ним относятся:

- массовый параллелизм;
- распределенное представление информации и вычисления;
- способность к обучению и способность к обобщению;
- адаптивность;
- свойство контекстуальной обработки информации;
- толерантность к ошибкам;
- низкое энергопотребление.



ИНС проявляют следующие свойства, необходимые для решения широкого круга технических задач:

- **Обучение**
- **Обобщение**
- **Абстрагирование**
- **Аппроксимация функции / моделирование**
- **Идентификация / прогнозирование**
- **Управление**
- **Классификация образов**
- **Кластеризация / категоризация**
- **Оптимизация**
- **Память, адресуемая по содержанию**

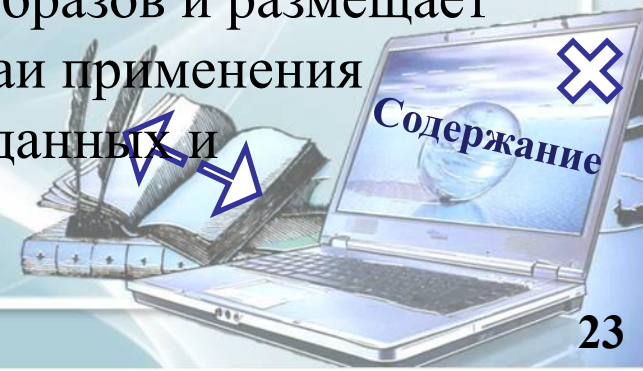


Задачи, решаемые нейронными сетями

Ниже перечисляются некоторые проблемы, решаемые с помощью ИНС и представляющие интерес для ученых и инженеров.

Классификация/распознавание образов. Задача состоит в указании принадлежности входного образа (например, речевого сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам.

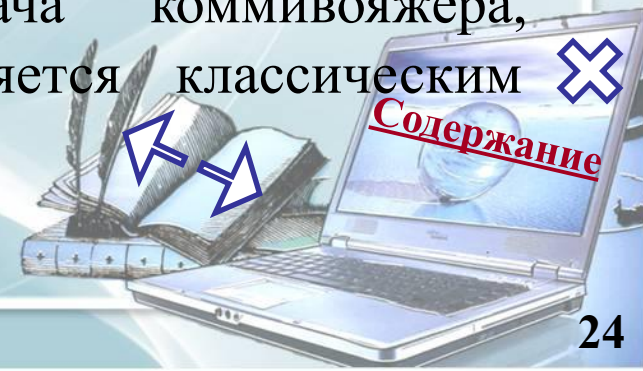
Кластеризация/категоризация. При решении задачи кластеризации, которая известна также как классификация образов "без учителя" отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на подобии образов и размещает близкие образы в один кластер. Известны случаи применения кластеризации для извлечения знаний, сжатия данных и исследования свойств данных.



Задачи, решаемые нейронными сетями

Аппроксимация функций. Предположим, что имеется обучающая выборка (пары данных вход-выход), которая генерируется неизвестной функцией (x), искаженной шумом. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки неизвестной функции (x). Аппроксимация функций необходима при решении многочисленных инженерных и научных задач моделирования.

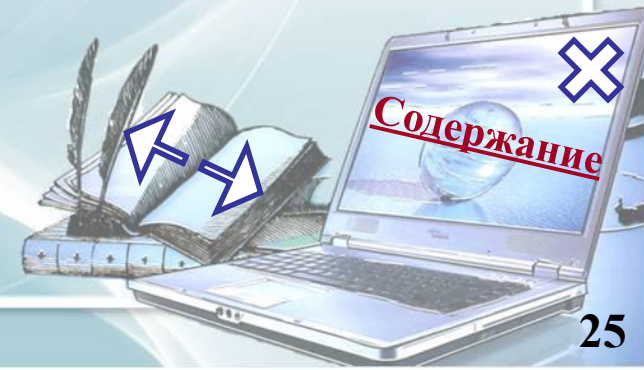
Оптимизация. Многочисленные проблемы в математике, статистике, технике, науке, медицине и экономике могут рассматриваться как проблемы оптимизации. Задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Задача коммивояжера, относящаяся к классу NP -полных, является классическим примером задачи оптимизации.



Задачи, решаемые нейронными сетями

Предсказание/прогноз. Пусть заданы n дискретных отсчетов в последовательные моменты времени t , Задача состоит в предсказании значения $y(t)$ в некоторый будущий момент времени $t > n + 1$.

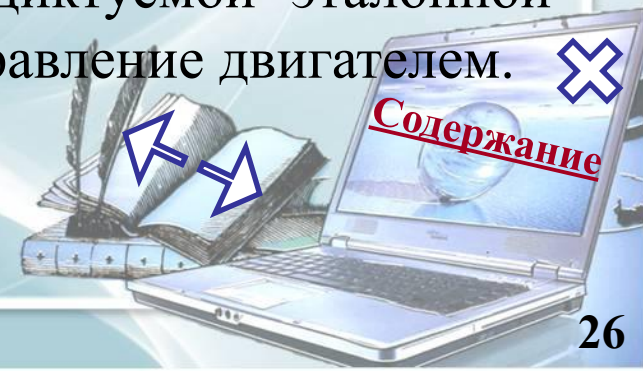
Предсказание/прогноз имеют значительное влияние на принятие решений в бизнесе, науке и технике. Предсказание цен на фондовой бирже и прогноз погоды являются типичными приложениями техники предсказания/прогноза. Предсказание является также основной задачей, решаемой самообучаемыми мобильными автономными системами в условиях адаптации к незнакомой окружающей среде.



Задачи, решаемые нейронными сетями

Ассоциативная память. Содержимое ассоциативной памяти или памяти, адресуемой по содержанию, может быть вызвано по частичному входу или искаженному содержанию. Ассоциативная память полезна при создании мультимедийных информационных баз данных. А также, она является основой системы управления обучаемых мобильных роботов.

Управление. Рассмотрим динамическую систему, заданную совокупностью $\{u(t), y(t)\}$, где $u(t)$ является входным управляющим воздействием, а $y(t)$ – выходом системы в момент времени t . В системах управления с эталонной моделью целью управления является расчет такого входного воздействия $u(t)$, при котором система следует по желаемой траектории, диктуемой эталонной моделью. Примером является оптимальное управление двигателем.



3. Определение искусственных нейронных сетей и их классификация

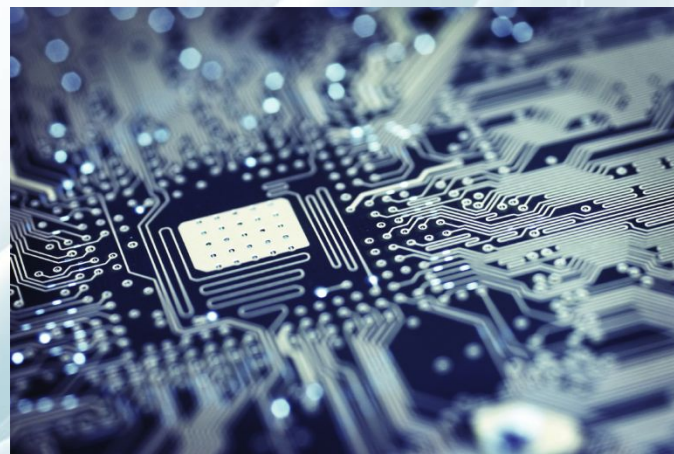
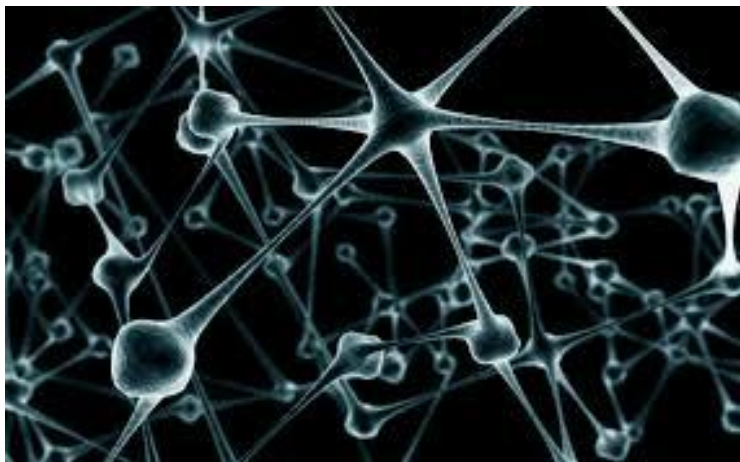
Математика / математическая статистика: ИНС - это системы, позволяющие сформировать описания характеристик случайных процессов (или их совокупности), сложные, многомодальные или априори неизвестные функции распределения.

Математическая логика / теория автоматов: ИНС - это системы, в которых алгоритм решения задачи представлен логической сетью элементов частного вида (нейронов) с полным отказом от булевских элементов типа И, ИЛИ, НЕ. Нейроны объединяются специфическими взаимосвязями, носящими характер весовых коэффициентов.

Теория управления: В качестве модели объекта управления или непосредственно регулятора выбирается нейронная сеть, а динамический процесс ее настройки представляет собой процесс синтеза системы управления.



В общем случае ИНС может рассматриваться как направленный граф со взвешенными связями, в котором узлами являются элементарные процессорные элементы - искусственные нейроны.



Классификация ИНС

Искусственные нейронные сети (ИНС)

Нейронные сети прямого действия

Рекуррентные нейронные сети (с обратными связями)

Однослойные
перцептроны

Многослойные
перцептроны

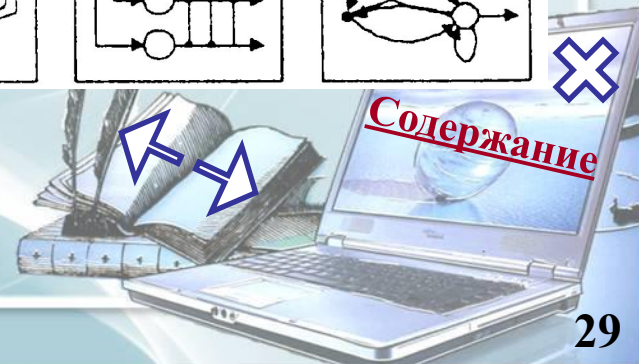
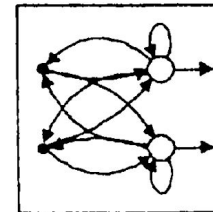
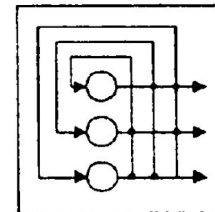
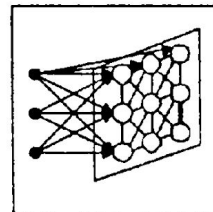
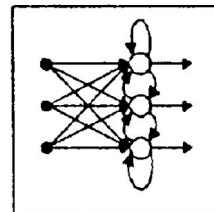
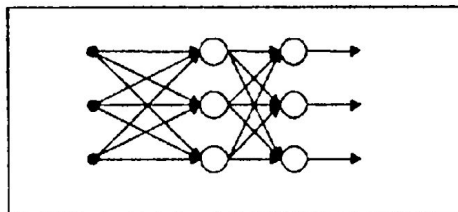
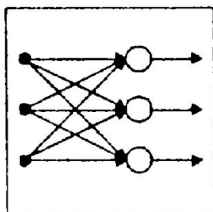
Сети
РБФ

Соревнова-
тельные сети

Сети
Кохонена

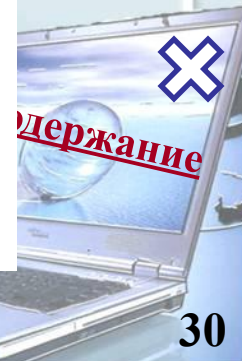
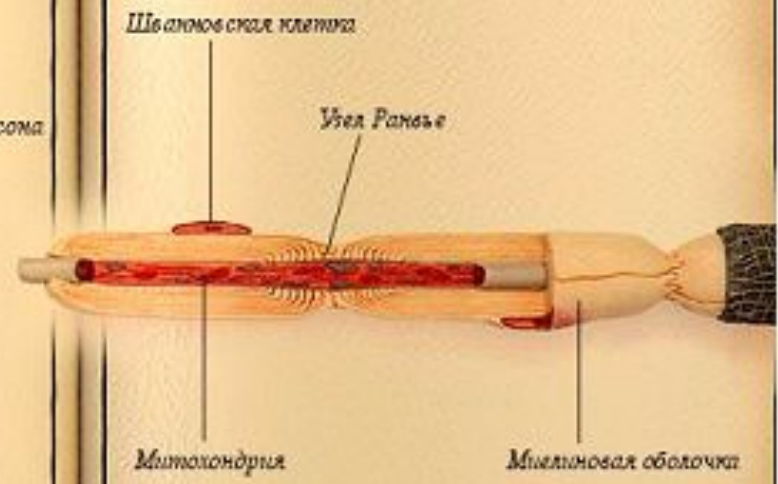
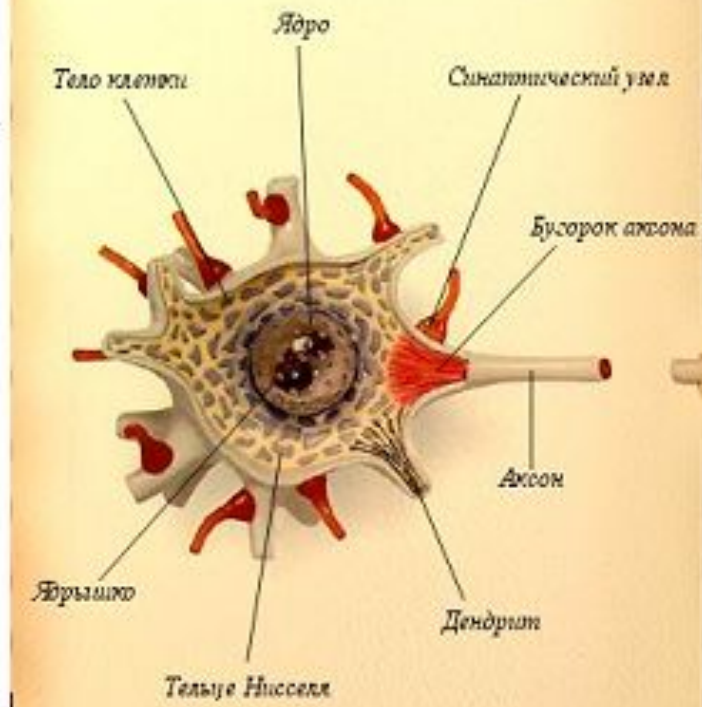
Сети
Хопфилда

Модели
АРТ



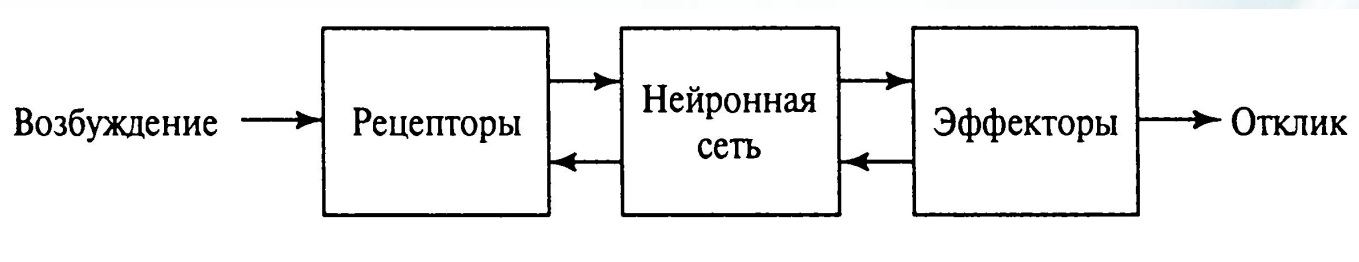
Строение нейрона

СТРОЕНИЕ ДВИГАТЕЛЬНОГО НЕЙРОНА



4. Биологический нейрон и его техническая структура

Блочная диаграмма для нервной системы

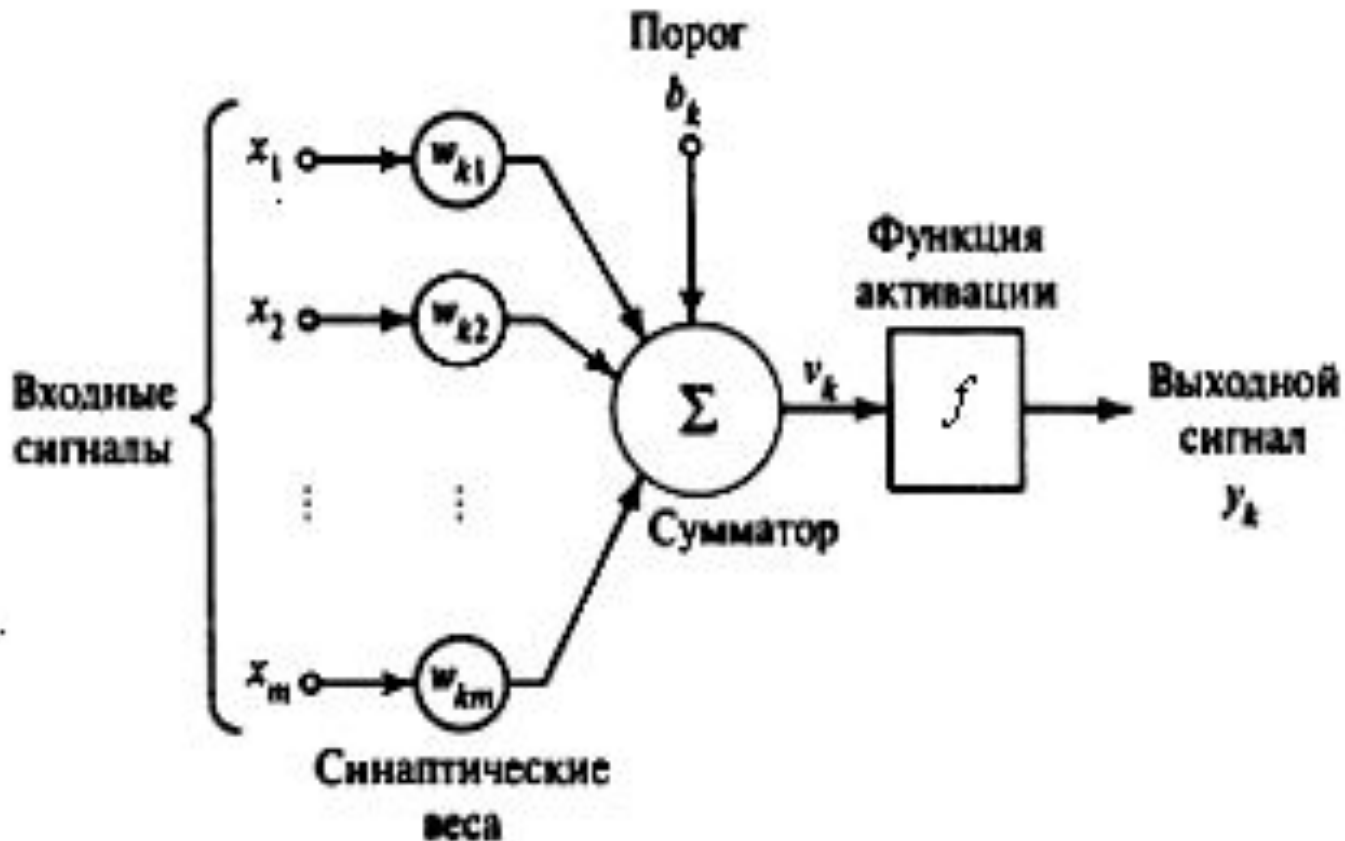


Биологический нейрон



ие

Структурная схема искусственного нейрона



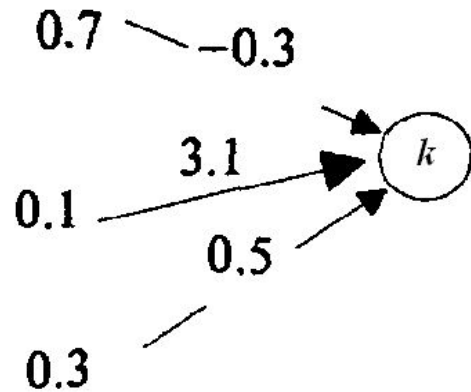
Назначение элементов

- **Синапсы** осуществляют связь между нейронами, умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи (**вес синапса**).
- **Сумматор** выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов, и внешних входных сигналов.
- **Нелинейный преобразователь** реализует нелинейную функцию одного аргумента- выхода сумматора.
- Эта функция называется **функцией активации** или **передаточной функцией** нейрона.



Работа сумматора

Сумматор (adder) складывает входные сигналы, взвешенные относительно соответствующих синапсов нейрона. Эту операцию можно описать как линейную комбинацию:



$$net_k = (0,7 * -0,3) + (0,1 * 3,1) + (0,3 * 0,5) = 0,25,$$

èèè

$$[0,7 \quad 0,1 \quad 0,3] * \begin{bmatrix} -0,3 \\ 3,1 \\ 0,5 \end{bmatrix} .$$

$$net_k = \sum_{m=1}^n x_m w_{mk}$$

где NET - V_k - выход нейрона.



Функционирование нейрона

В математическом представлении функционирование нейрона k можно описать следующей парой уравнений:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j, \quad (1.1)$$

$$y_k = f(u_k + b_k), \quad (1.2)$$

где x_1, x_2, \dots, x_m - входные сигналы;

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ - синаптические веса нейрона k ;

u_k - линейная комбинация входных воздействий (linear combiner output);

b_k - порог;

f - функция активации (activation function);

y_k - выходной сигнал нейрона.



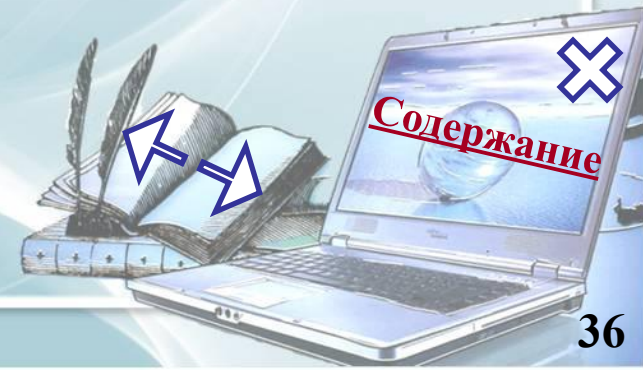
Пороговый вход

Использование порога b_k обеспечивает эффект аффинного преобразования (affine transformation) выхода линейного сумматора u_k .

$$v_k = u_k + b_k. \quad (1.3)$$



Аффинное
преобразование,
вызванное наличием
порога



Преобразование к модели искусственного нейрона

Принимая во внимание выражение (1.3), формулы (1.1,1.2) можно преобразовать к следующему виду:

$$v_k = \sum_{j=0}^m w_{km} x_m, \quad (1.4)$$

$$y_k = f(v_k). \quad (1.5)$$

В выражении (1.4) добавился новый синапс. Его входной сигнал равен:

$$x_0 = +1, \quad (1.6)$$

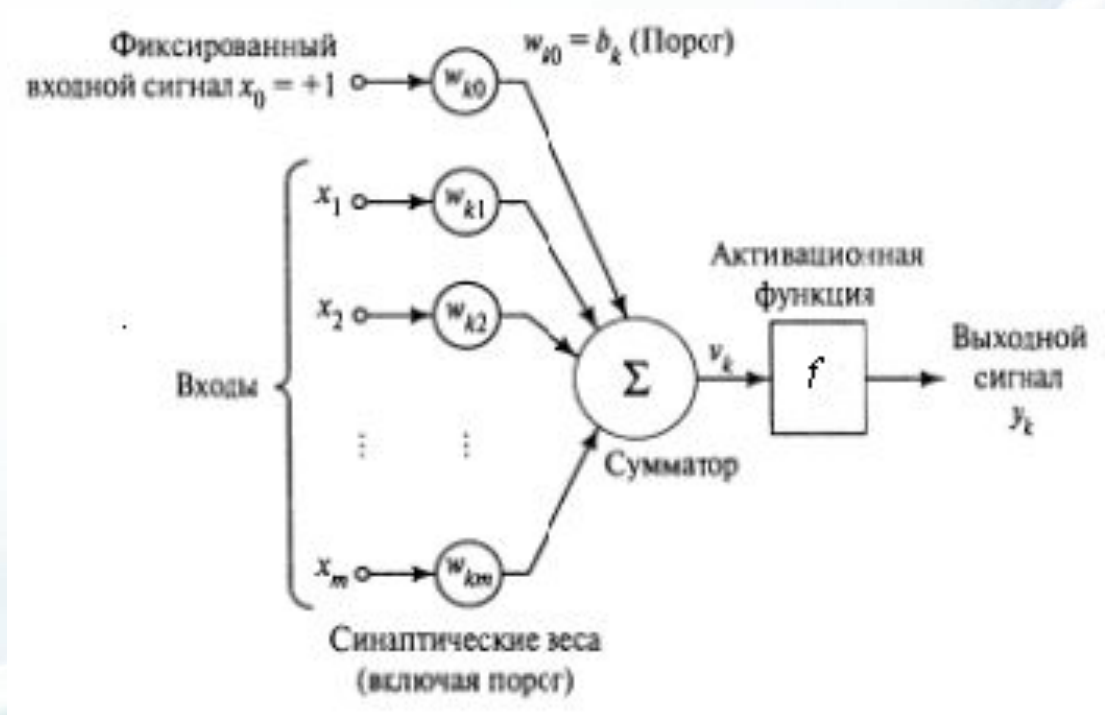
$$w_{k0} = b_k. \quad (1.7)$$



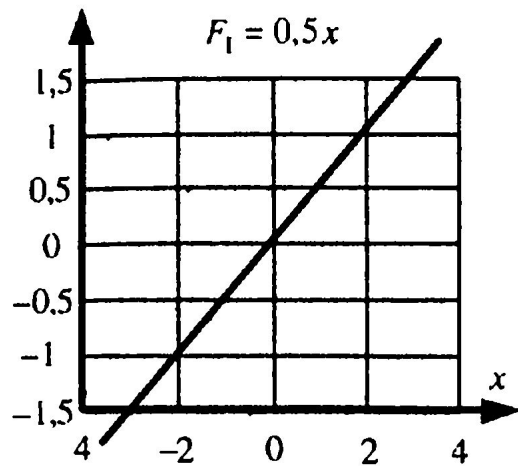
Модель искусственного нейрона

Это позволило трансформировать модель нейрона к виду, показанному на рисунке

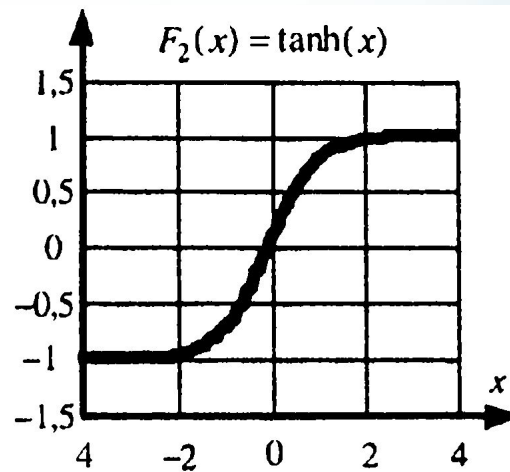
Модель искусственного нейрона



Активационные функции нейронов

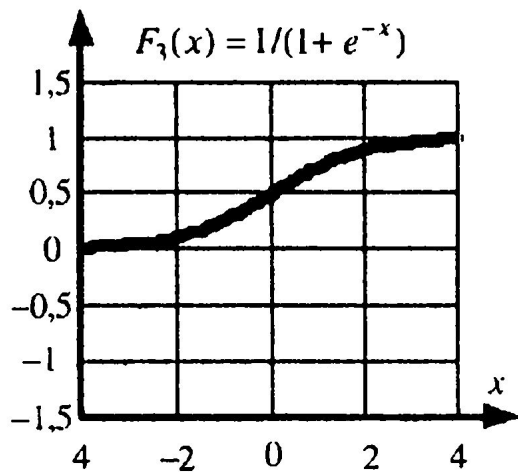


а

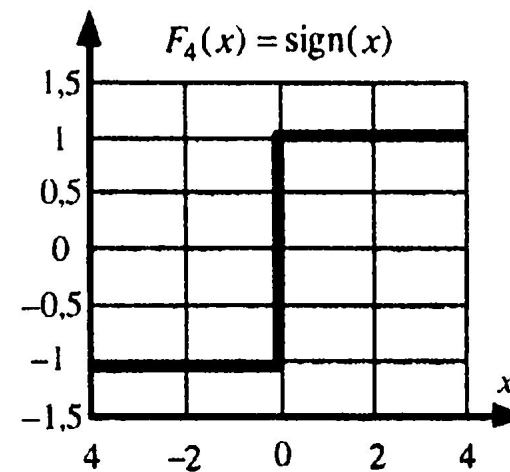


б

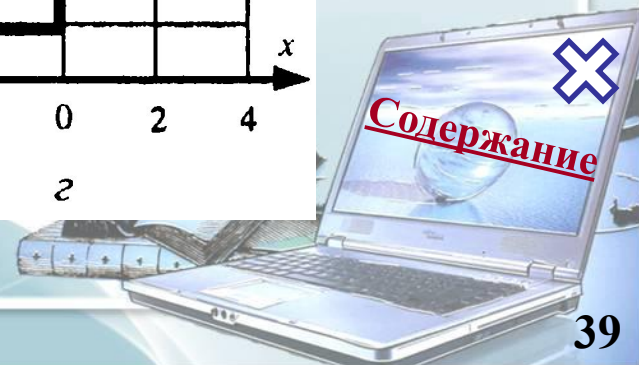
Σ



в



г



Стохастическая модель нейрона

$$x = \begin{cases} +1, & \text{с вероятностью } P(v); \\ -1, & \text{с вероятностью } P(v). \end{cases}$$

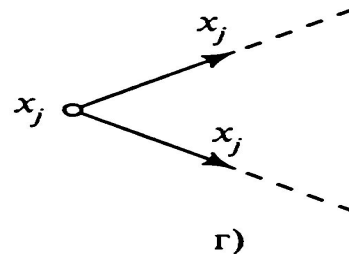
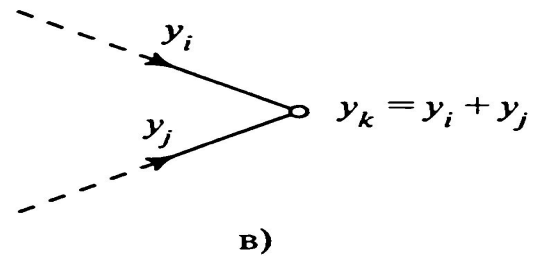
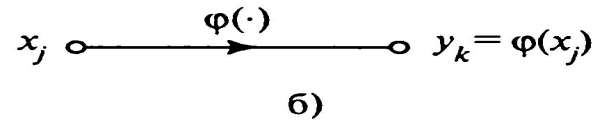
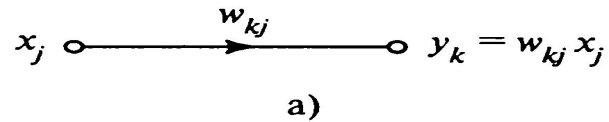
Вероятность $P(v)$ описывается сигмоидальной функцией следующего вида:

$$P(v) = \frac{1}{1 + \exp(-v / T)}.$$

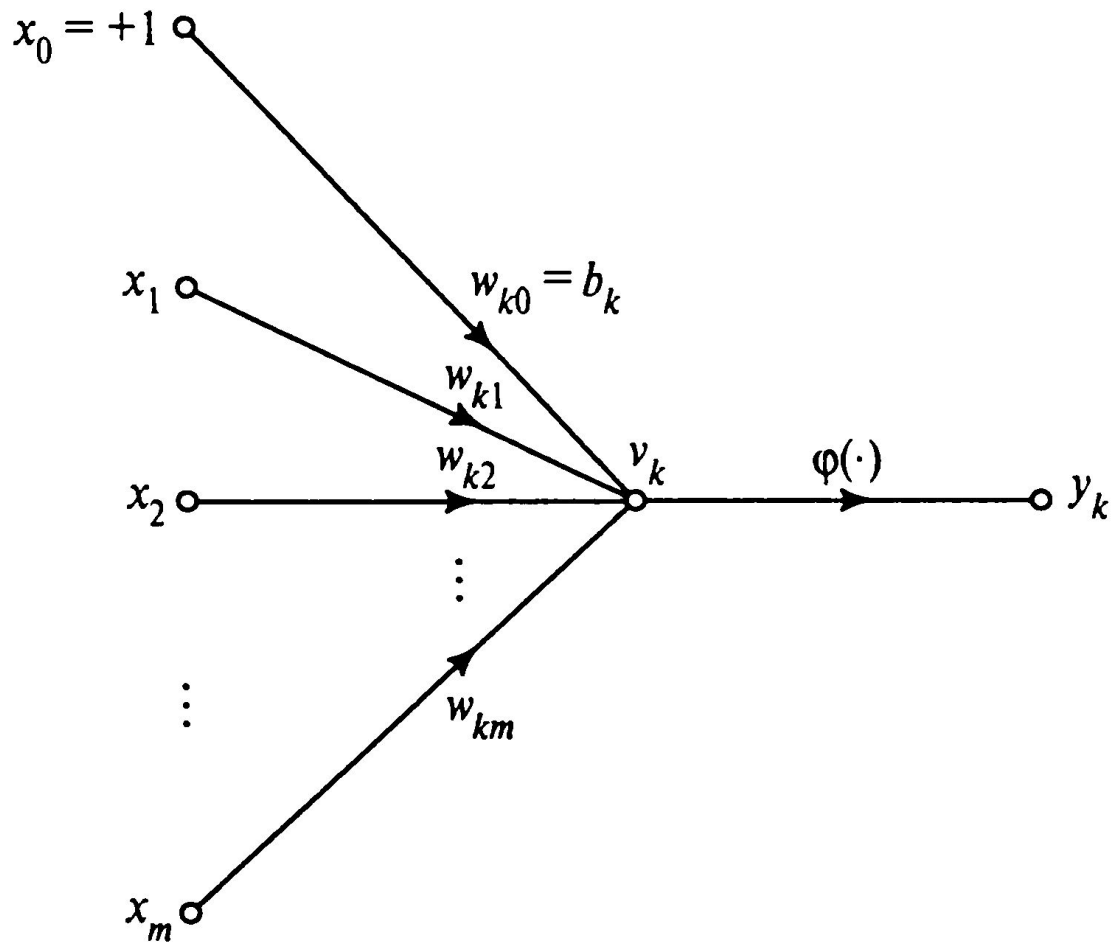


4.1 Представление нейронных сетей с помощью направленных графов

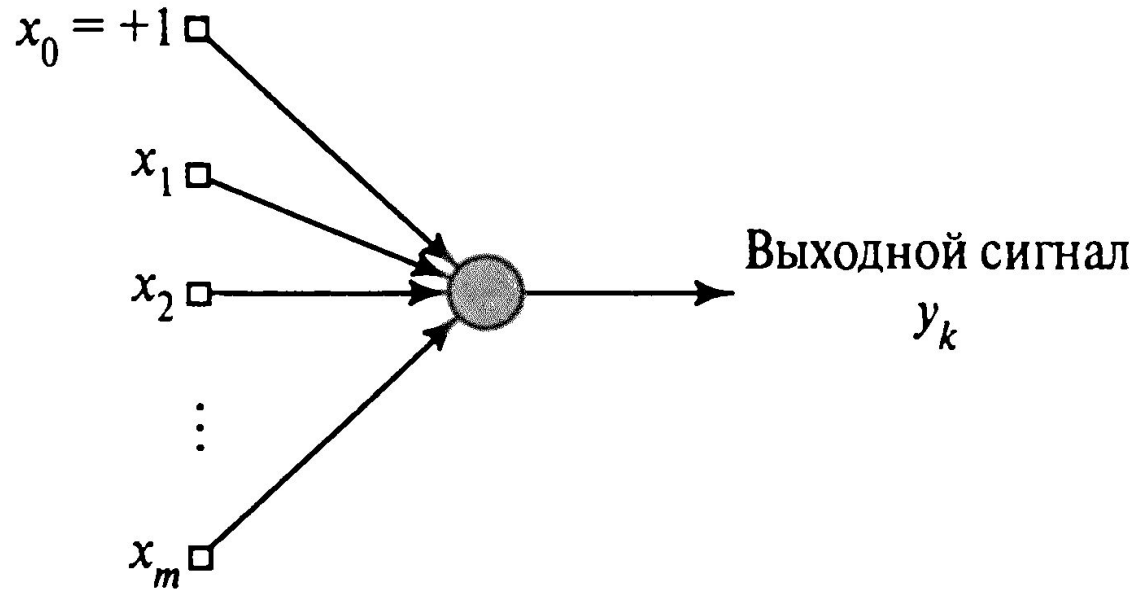
Основные правила построения графов передачи сигналов



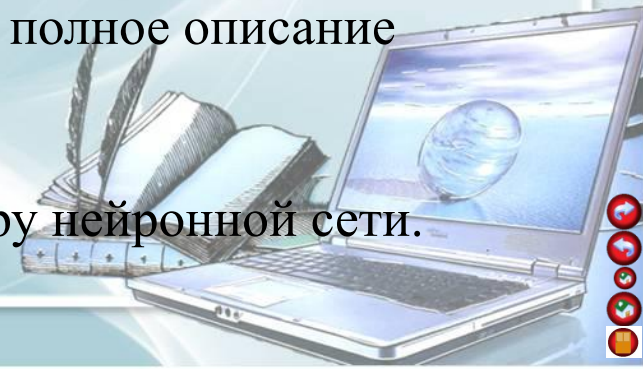
Граф передачи сигнала для одного нейрона



Архитектурный граф нейрона



1. Блочная диаграмма, описывающая функции нейронной сети.
2. Граф прохождения сигнала, обеспечивающий полное описание передачи сигнала по нейронной сети.
3. Структурный граф, описывающий структуру нейронной сети.



Спасибо за внимание!

