

Актуальные проблемы прикладной лингвистики

# Когнитивная наука

2007/2008

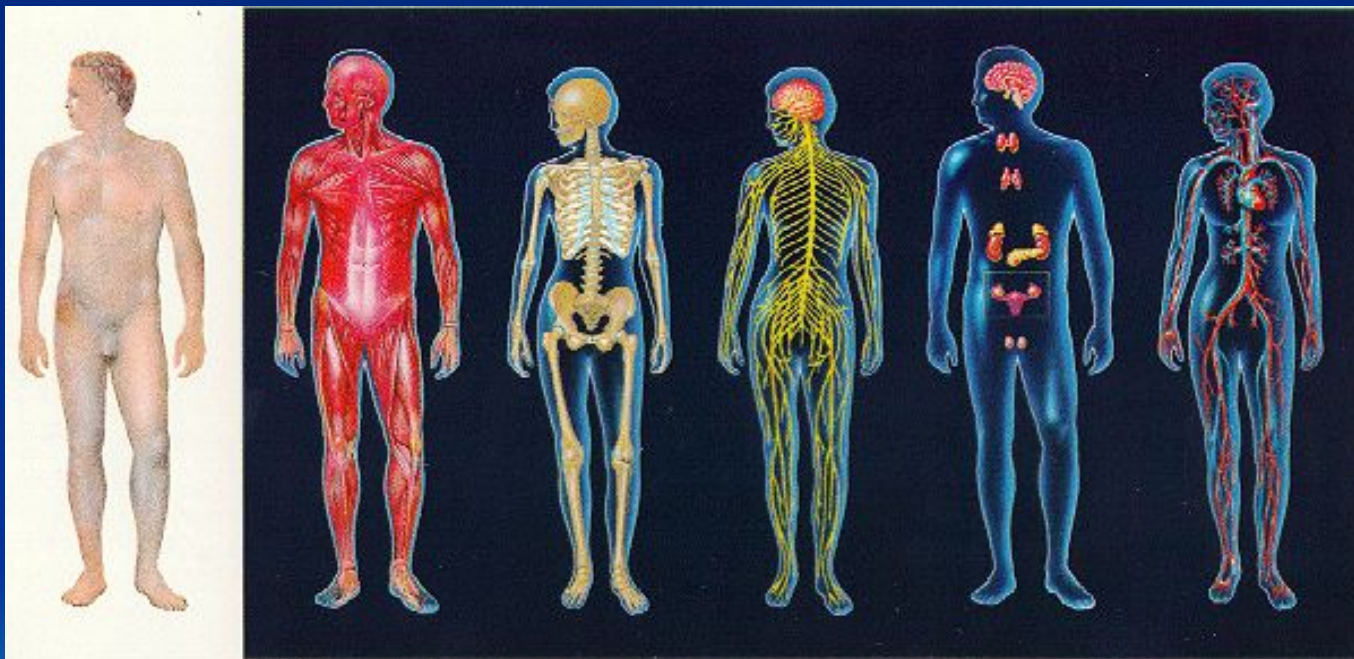


# МОДУЛЬНЫЙ ПОДХОД К ПОЗНАНИЮ



(с) Леда Космидес, Джон Туби

# МОДУЛЬНЫЙ ПОДХОД К ПОЗНАНИЮ



СИСТЕМЫ БИОЛОГИЧЕСКОГО ОРГАНИЗМА

# ОСНОВЫ МОДУЛЬНОГО ПОДХОДА К ПОЗНАНИЮ

**Нейропсихология XIX века:**

речь может нарушаться при сохранности прочих функций (зона Брока, зона Вернике)



**Нозм Хомский (1988):**

врожденность языковой способности и ее независимость от других способностей -- язык как отдельный «умственный орган»

# Языковая способность как отдельный модуль

- Ген FOXP2 хромосомы 7
- Разница в усвоении L1 и L2
- Трудности в обучении обезьян языку
- Грамматики устной речи vs языки глухонемых
- Креольские языки, создание языка жестов группой глухонемых детей



# ОСНОВЫ МОДУЛЬНОГО ПОДХОДА К ПОЗНАНИЮ

Идея модульности познания  
-- Дэвид Марр (1945-1980):

«Любой большой массив вычислений  
должен быть разбит и реализован как  
набор частей, независимых друг от  
друга настолько, насколько это  
допускает общая задача...» (1976)



# РОЖДЕНИЕ МОДУЛЬНОГО ПОДХОДА К ПОЗНАНИЮ

Джерри Фодор (1983):

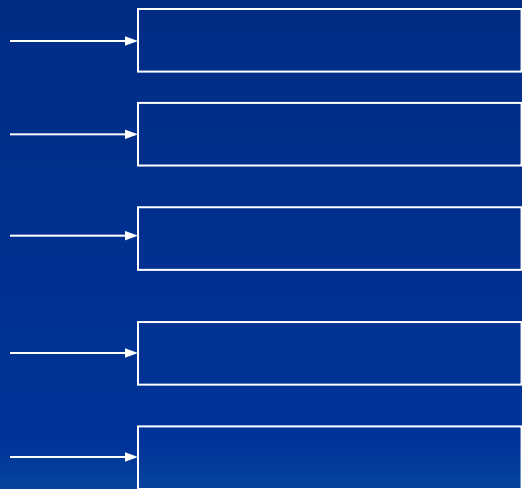
общая концепция «модульности»:  
познание как мозаика  
специализированных *модулей*

Насколько этот принцип универсален?



# МОДУЛЬНЫЙ ПОДХОД К ПОЗНАНИЮ

Когнитивная архитектура:



Модульные  
системы ввода



Центральные системы:  
планирование,  
принятие решения



# КРИТЕРИИ ВЫДЕЛЕНИЯ МОДУЛЕЙ

Особая сфера влияния, или специализация  
(*domain specificity*):

каждый модуль компетентен в обработке одного из видов информации или в решении одного из классов познавательных задач и не участвует в решении других классов задач



# Насколько речь модульна?

Элизабет Бейтс  
(1947-2003)

- Недавнее появление в филогенезе
- Пластичность поведенческих проявлений
- Пластичность нервных механизмов
- Произвольность связей между обозначением и обозначаемым



# ГИПОТЕЗА ВСЕОБЩЕЙ МОДУЛЬНОСТИ



Дэн Спербер:

познание полностью модульно -- так же,  
как биологический организм.  
Неспециализированных систем  
переработки информации,  
использующих обобщенный  
«умственный лексикон», НЕТ.

# КРИТИКА МОДУЛЬНОГО ПОДХОДА

## 1. Теоретическая:

- проблема обучения и пластичности познания;
- влияние культуры на «модульные» процессы (см. в частности пример зрения, top-down processing)
- проблема нисходящей (data-driven) регуляции решения познавательных задач.



# А.Лентулов, Москва



**ВЫВОД:** познавательные процессы не обусловлены наследственностью настолько, как того хотелось бы представителям модульного подхода...

*Адекватная модель?*

Неспециализированная обучаемая система!

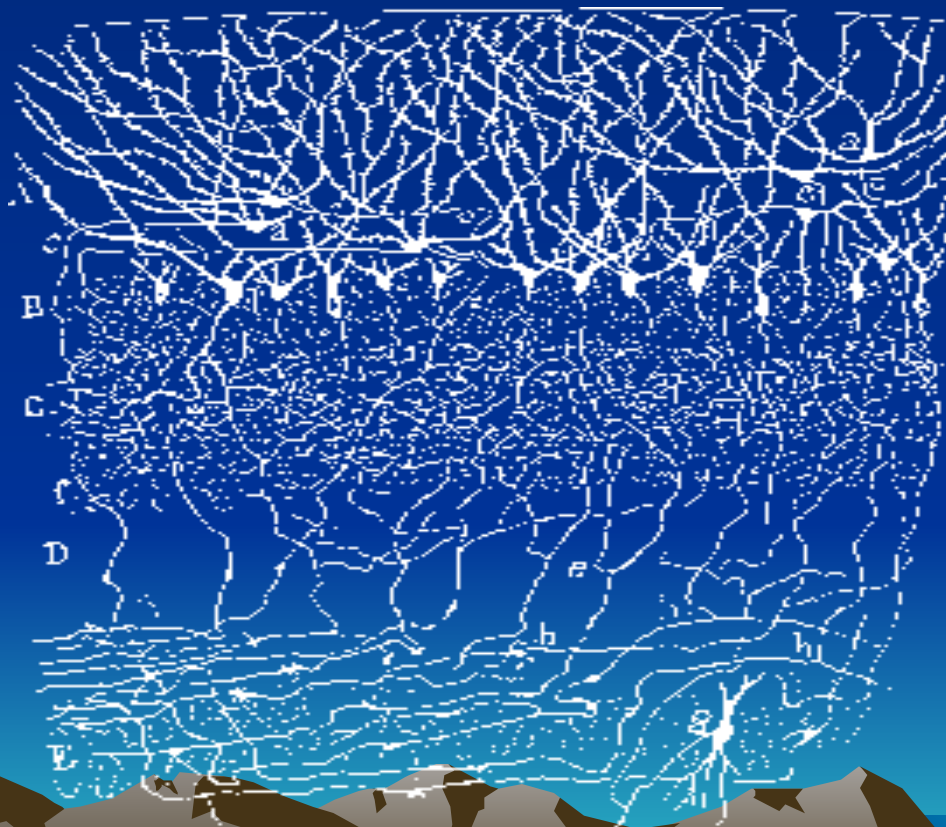




Представление и  
приобретение знаний:  
есть ли альтернатива  
компьютерной метафоре?



# Нейронные сети: Мозг как компьютер vs. Компьютер как мозг





# Мозг человека: преимущества перед компьютером

- $10^{11}$  нейронов,  $10^{14}$ - $10^{15}$  связей между нейронами.
- Частота импульсации --  $10^2$  Гц (современные персональные компьютеры -- до  $10^9$  Гц).

*NB!* Медлительность и ненадежность отдельных нейронов компенсируется их количеством.

- Параллельная переработка информации (в компьютерах -- преимущественно последовательная).
- «Переход количества в качество»: богатство поведения.
- Нельзя сказать, что мозг исходно «готов к использованию»: велика роль обучения.



# Нейросетевой подход: основные положения

- Процессы познания -- результат взаимодействия большого числа простых перерабатывающих элементов, связанных друг с другом и организованных в слои («модули»). «Переработка информации» -- определенный ответ элемента на воздействия извне.
- Знания, управляющие процессом переработки, хранятся в форме *весовых коэффициентов связей* между элементами сети. Главное -- не элементы, а связи между ними («*субсимвольный подход*»).
- Обучение -- процесс изменения весовых коэффициентов связей между элементами сети (приспособления их к решению определенной задачи).

# Классы задач, решаемых современными нейросетями:

- **Классификация:** распознавание образов, распознавание голосов, верификация подписей, постановка диагноза, анализ экспериментальных данных и т.д.
- **Моделирование:** поведение системы, поставленной в определенные условия.
- **Прогноз:** погода, ситуация на рынке ценных бумаг, бега, выборы и т.д.

## Комплексные задачи:

- управление
  - принятие решений
- 

# Нейронные сети: рождение идеи (1943)

Уоррен Маккаллох  
(1898-1969)



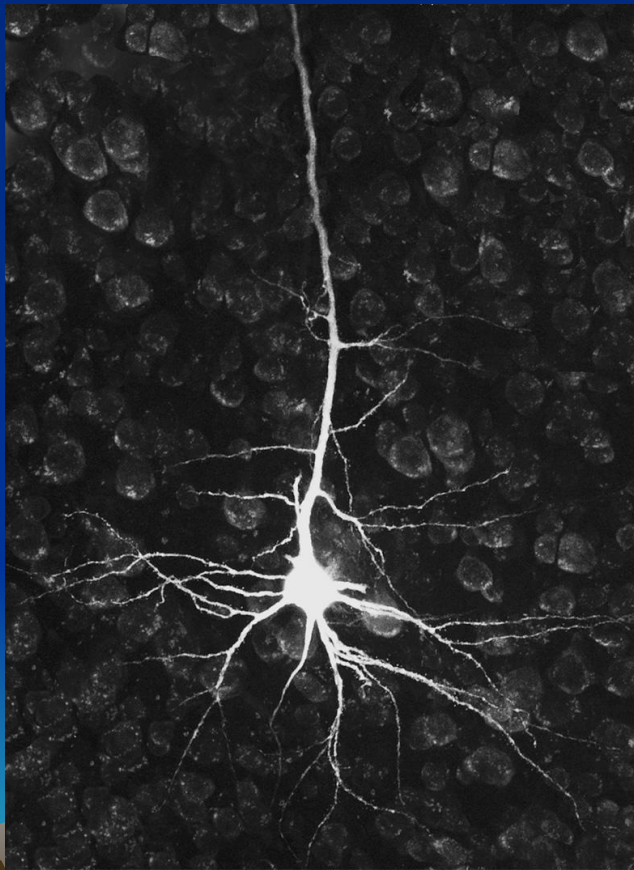
Уолтер Питтс  
(1923-1969)



«Логическое исчисление присуще нейронной активности» (1943)

# Нейронные сети

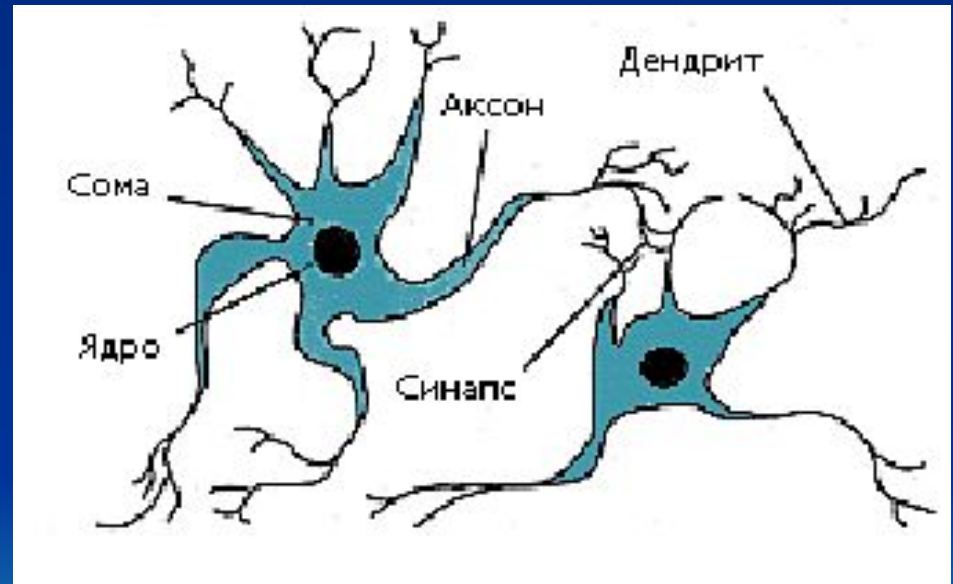
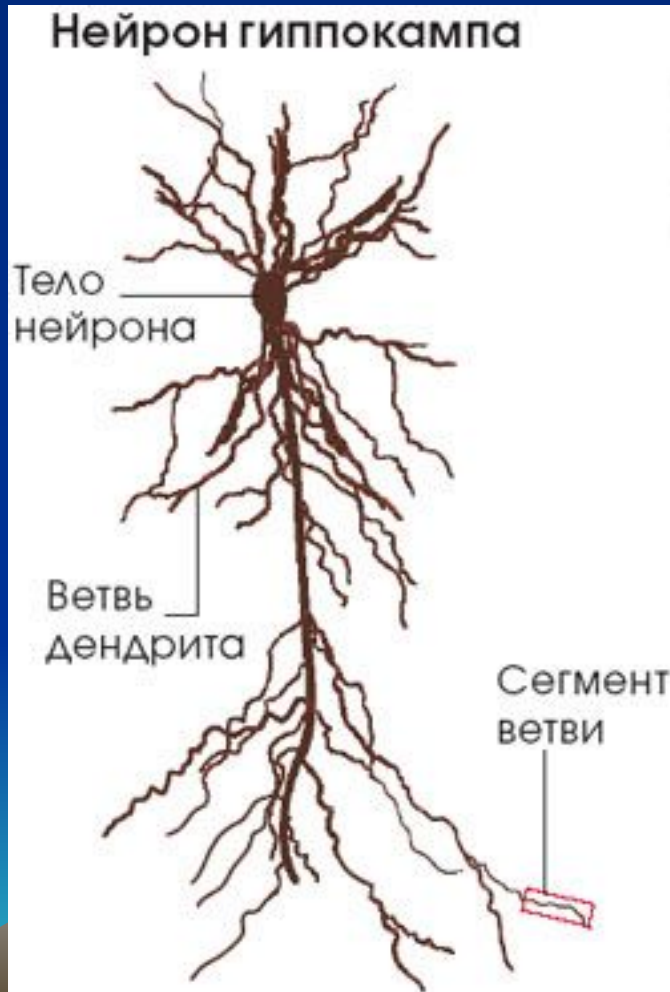
РЕАЛЬНЫЙ НЕЙРОН



Мозг человека содержит  $10^{11}$  нейронов.

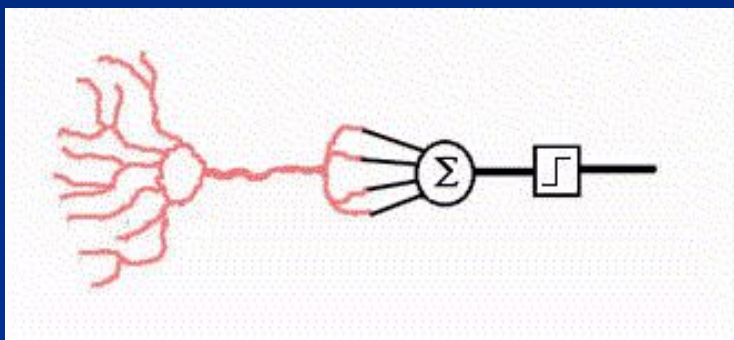
Состав нейрона: аксон, 10 000 дендритов, синапсы

Состояние нейрона: возбуждение и торможение



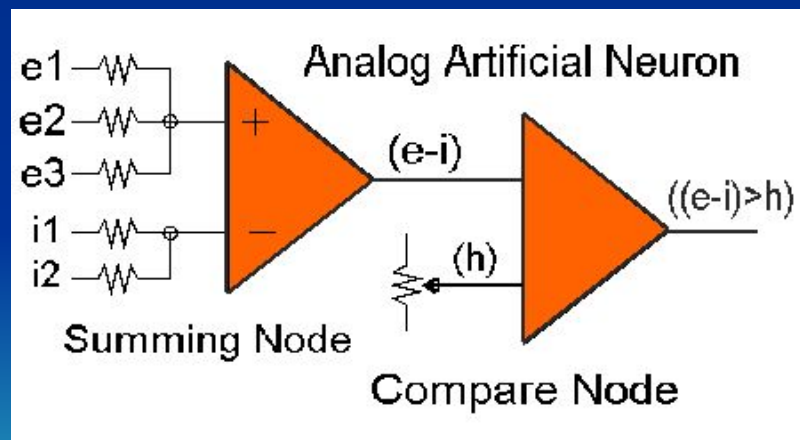
# Нейронные сети

## ФОРМАЛЬНЫЙ НЕЙРОН



Элемент с пороговой логикой (TLU):

преодоление порога -- 1,  
иначе -- 0.





# Формальный нейрон

Входные сигналы формируются в рецепторах (не входят нейрон). Далее эти сигналы умножаются на веса соответствующих синапсов (которые могут изменяться при обучении), затем результаты суммируются. На основе полученной суммы (**NET**) с помощью активационной функции вычисляется выходной сигнал нейрона (**OUT**).





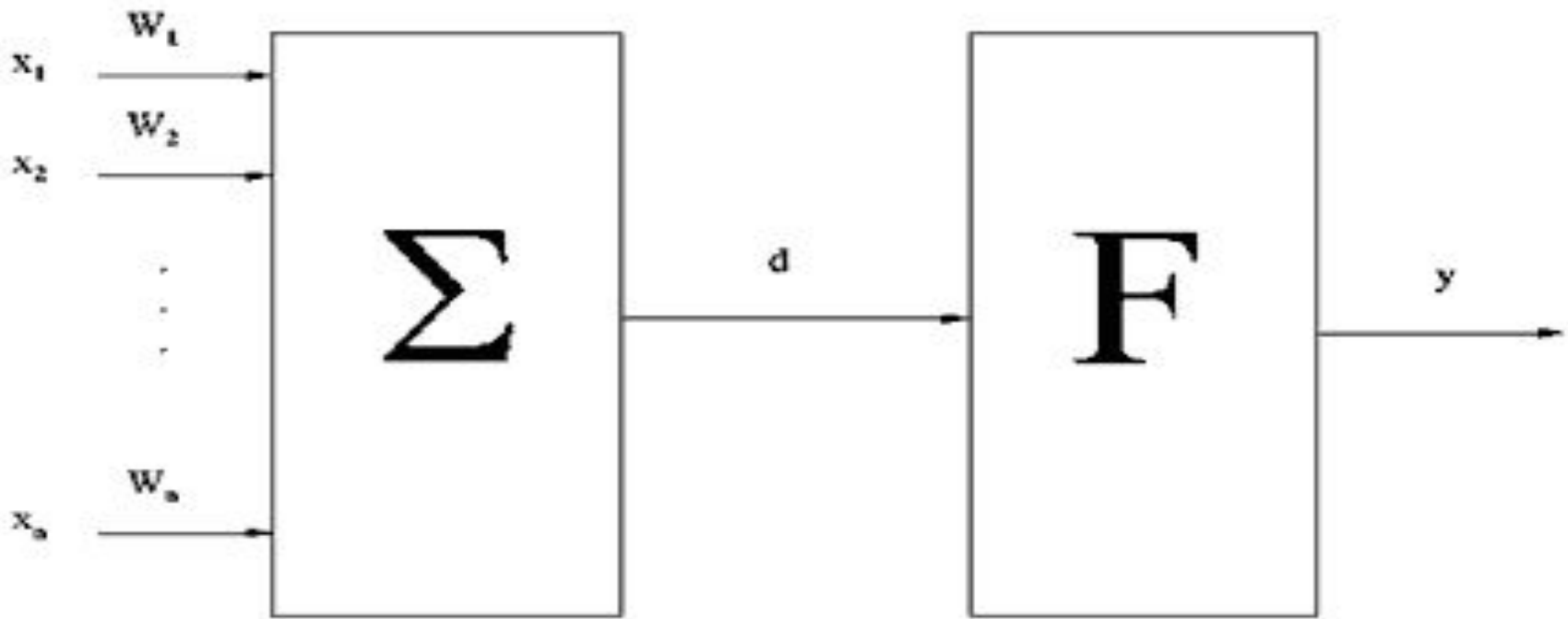
# Нейрон как компьютер

- **Сигнал сумматора:**

$$NET = \sum_{i=1}^n x_i W_i,$$

- $n$  – количество синапсов
- $i$  – индекс сигнала
- $x_i$  – входной сигнал
- $NET$  – сигнал сумматора
  
- **Активизационная функция:**
  - $OUT = F(NET)$
- **Примеры активизационных функций:**
  - $OUT = K \cdot NET$
  - $OUT=1, NET>T; OUT=0, NET \leq T$
  - $OUT=1/(1 + e^{-NET})$

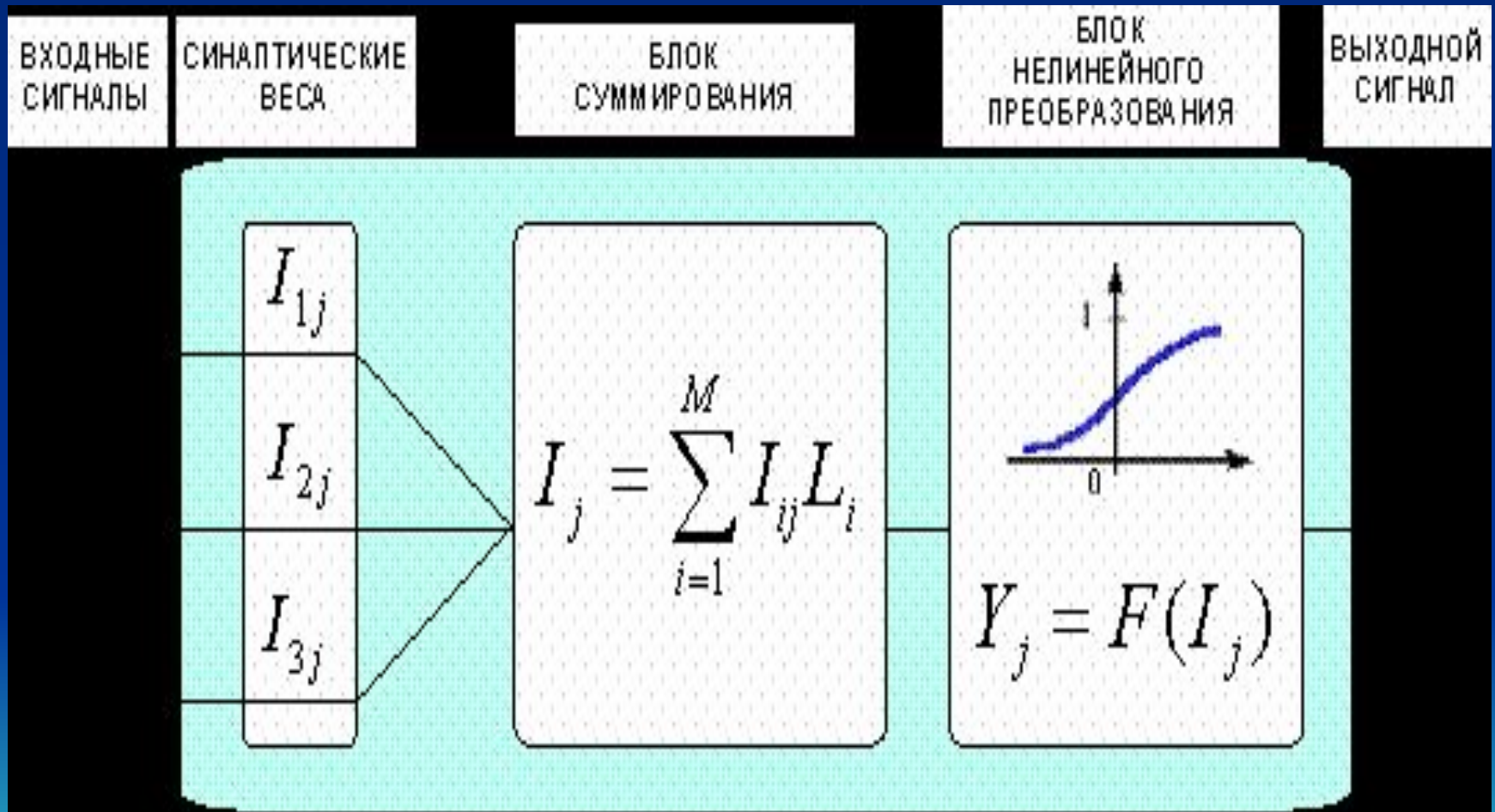
# Искусственный нейрон: активационная функция (y)



Суммирующий элемент  
 $d = \sum W_i * x_i$

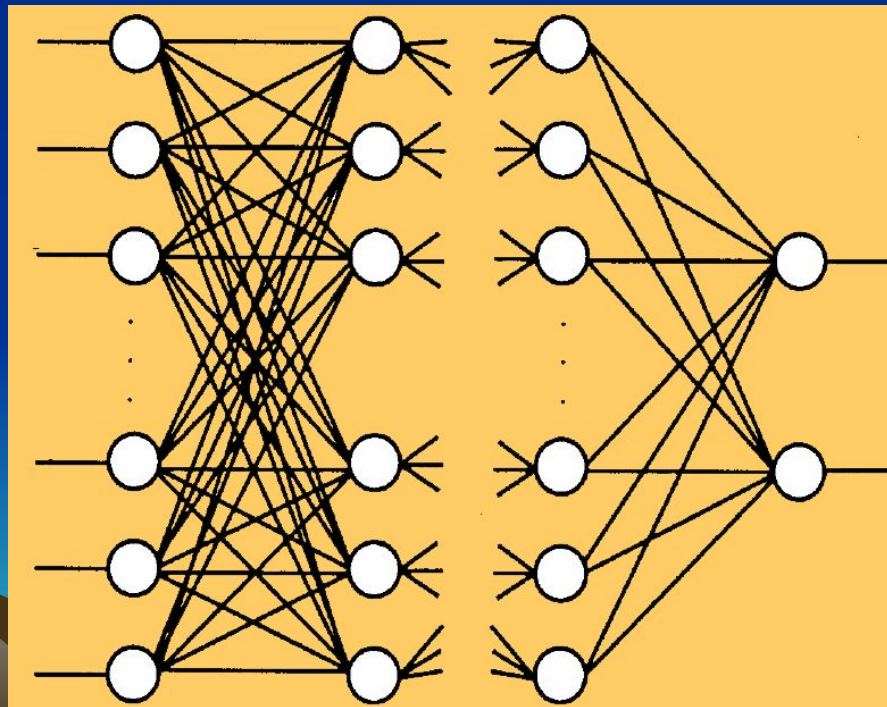
Активационный элемент  
 $y = F(d) = 1 / (1 + e^{-d})$

# Классическая модель нейрона (Маккалох и Питт)



# Нейронная сеть

- Нейронная сеть – ориентированный ациклический граф, вершины которого нейроны разбиты на слои. Ребра – синапсы. Каждому ребру приписан свой вес и функция проводимости.



# Теоретическая концепция искусственной сети Маккаллоха и Питтса

Три типа нейронов:

- входные (рецепторы) -- активируются извне;
- внутренние (центральные) -- активируются входными и прочими нейронами и активируют входные и прочие нейроны;
- выходные (эфффекторы) -- получают импульсы от центральных и входных нейронов и отвечают за выполнение действия.



# Теоретическая концепция искусственной сети Маккаллоха и Питтса

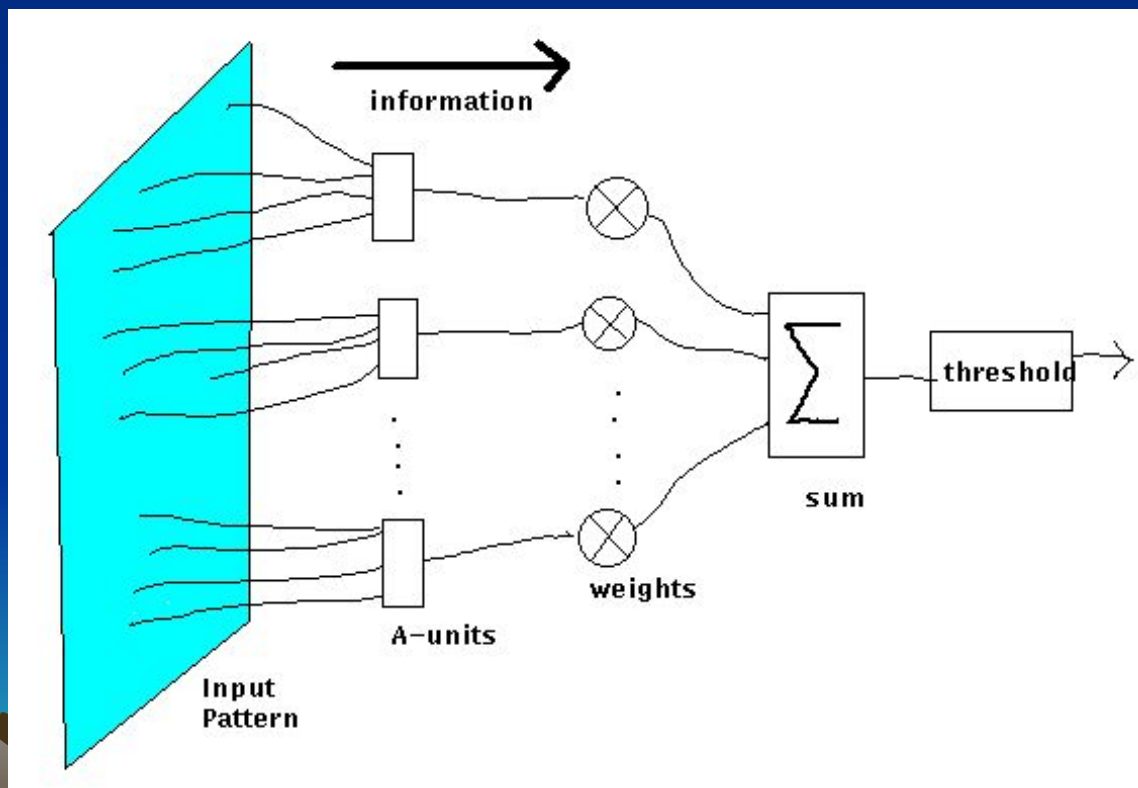
Правила функционирования сети:

- задержки в распространении активации одинаковы для всех нейронов сети;
- нейроны импульсируют не постоянно, а только в определенные моменты;
- каждый выходной синапс одного нейрона соответствует только одному входному синапсу следующего нейрона;
- на любом нейроне может сходиться несколько синапсов;
- входные синапсы вносят вклад в преодоление порога активации, при переходе через который (и только в этом случае) нейрон начинает передавать импульс.



# Развитие нейронных сетей

Фрэнк Розенблатт (1928-1969),  
Корнельский университет, США --  
перцептрон (1958)



# Развитие нейронных сетей

Фрэнк Розенблатт (1928-1969),  
Корнельский университет, США

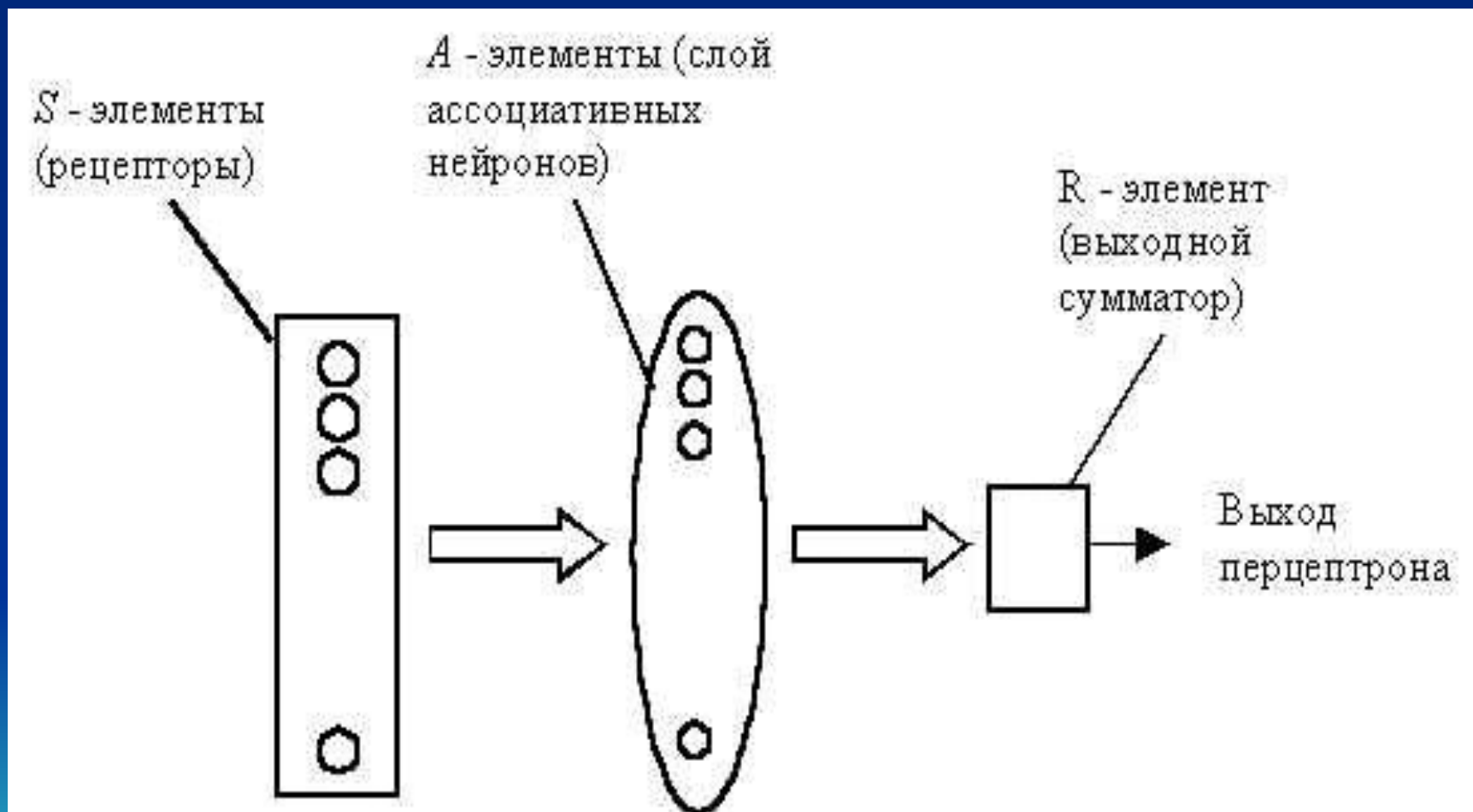
1962 -- «Принципы нейродинамики:  
перцептроны и теория мозговых  
механизмов»:

интеграция данных компьютерного  
моделирования (включая перцептрон),  
нейрохирургии, регистрации  
активности отдельных нейронов и т.д.





# Перцептрон Розенблатта



# Перцептрон Розенблатта

- Однослойный персептрон характеризуется матрицей синаптических связей  $||W||$  от  $S$ - к  $A$ -элементам. Элемент матрицы отвечает связи, ведущей от  $i$ -го  $S$ -элемента (*строки*) к  $j$ -му  $A$ -элементу (*столбцы*).



# Обучение нейронной сети

Нейронная сеть обучается, чтобы для некоторого множества входных сигналов давать желаемое множество выходных сигналов. Каждое множество сигналов при этом рассматривается как вектор. Обучение осуществляется путем последовательного предъявления входных векторов с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой. В процессе обучения веса сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор вырабатывал требуемый выходной вектор, используя правила, указанные выше.



# Обучение перцептрона

- **Обучение классической нейронной сети** состоит в подстройке весовых коэффициентов каждого нейрона.
- Пусть имеется набор пар векторов  $\{x_a, y_a\}$ ,  $a = 1..p$ , называемый **обучающей выборкой**, состоящей из  $p$  объектов.
- Вектор  $\{x_a\}$  характеризует систему признаков конкретного объекта  $a$  обучающей выборки, зафиксированную  $S$ -элементами.
- Вектор  $\{y_a\}$  характеризует картину возбуждения нейронов при предъявлении нейронной сети конкретного объекта  $a$  обучающей выборки:

- 



# Обучение перцептрона

$$x_i^{\alpha} = \begin{cases} 1, & \text{если у объекта } \alpha \text{ наблюдается } i\text{-й признак,} \\ 0, & \text{если у объекта } \alpha \text{ } i\text{-й признак не наблюдается,} \end{cases}$$

$$y_j^{\alpha} = \begin{cases} 1, & \text{если при предъявлении объекта } \alpha \text{ активизируется } j\text{-й нейрон,} \\ 0, & \text{если при предъявлении объекта } \alpha \text{ } j\text{-й нейрон не активизируется;} \end{cases}$$

# Обучение перцептрона

- Будем называть нейронную сеть **обученной** на данной обучающей выборке, если при подаче на вход сети вектора  $\{x_a\}$  на выходе всегда получается соответствующий вектор  $\{y_a\}$ , т.е. каждому набору признаков соответствуют определенные классы.



# Обучение перцепторна

- Система связей между рецепторами  $S$  и  $A$  - элементами, так же как и пороги  $A$  - элементов выбираются некоторым случайным, но фиксированным образом
- Обучение – изменение коэффициентов  $k_i$ .
- Задача: разделять два класса объектов: при предъявлении объектов первого класса выход перцептрона был положителен, а при предъявлении объектов второго класса – отрицательным.
- Начальные коэффициенты  $k_i$  полагаем равными нулю.



# Обучение перцептрона

- Предъявляем обучающую выборку: объекты (например, круги либо квадраты) с указанием класса, к которому они принадлежат.
- Показываем перцептрону объект первого класса. При этом некоторые  $A$  - элементы возбуждятся. Значения возбуждений каждого нейрона образуют входной вектор. Коэффициенты  $k_i$ , соответствующие этим возбужденным элементам, увеличиваем на 1.
- Предъявляем объект второго класса и коэффициенты  $k_i$  тех  $A$  - элементов, которые возбуждятся при этом показе, уменьшаем на 1.
- Процесс продолжим для всей обучающей выборки. В результате обучения сформируются значения весов связей  $k_i$ . Значения пороговой функции – выходной вектор.

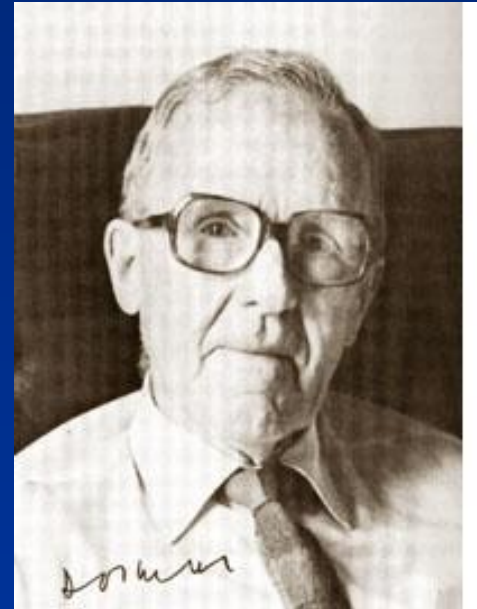




# ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

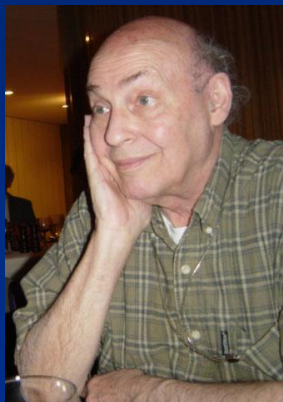
Дональд Олдинг Хебб  
(1904-1985)

Правило Хебба (1949):  
между одновременно  
активированными  
нейронами сети пороги  
синаптической связи  
снижаются.

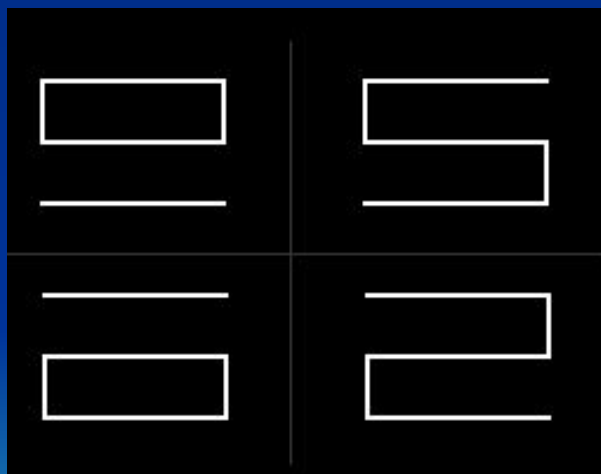


Итог -- образование «нейронного ансамбля», который все быстрее активируется при каждом очередном повторении входа.

# УПАДОК КОННЕКЦИОНИЗМА



1969 -- Марвин Минский,  
Сеймур Пейперт  
«Перцептроны»:  
приговор нейронным сетям?



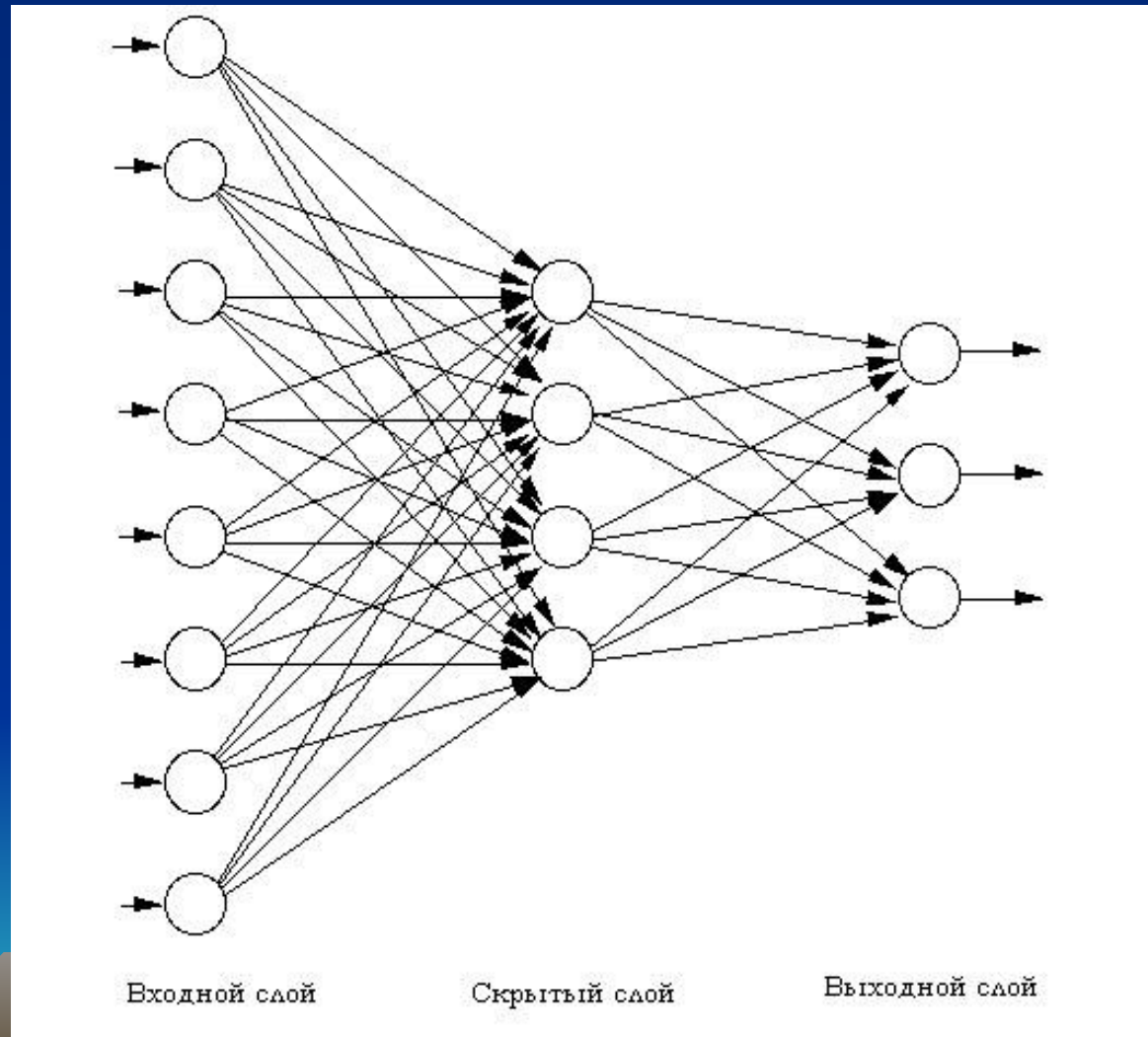
# РЕНЕССАНС КОННЕКЦИОНИЗМА

1986 -- Дэвид Румельхарт (Стэнфорд),  
Джеймс Макклелланд (Карнеги-Меллон)

«Параллельно-распределенная переработка» (*PDP*)



# АРХИТЕКТУРА НЕЙРОННОЙ СЕТИ



## Основные понятия:

«Нейрон» (*unit, node*) -- элемент сети, который суммирует входные сигналы и, в случае превышения *порога* его активации, выдает выходной сигнал (1 или 0) , выполняющий функцию активации или торможения в соответствии с *весовым коэффициентом* связи между ним и последующими нейронами.

Функция связи между элементами сети («синапса») -- умножение *сигнала* на *весовой коэффициент*.

*Порог* -- весовой коэффициент, связанный с постоянным входным сигналом, равным 1.

# ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ:

- «Обучение с наставником»: задачи *распознавания* (заранее известен правильный ответ -> сеть настраивается на выдачу ответов, максимально близких к нему).
- «Обучение без наставника»: задачи *классификации* (правильный ответ неизвестен, но набор параметров относительно устойчив -> раскрытие внутренней структуры данных или связей между образцами).
- Смешанные формы обучения.



# Алгоритм обучения (метод градиентного спуска ака обратное распространение ошибки)

- Выбрать очередную пару векторов  $X_k$  и  $Y_k$  из обучающей выборки.
- Вычислить выход сети  $Y$ .
- Вычислить разность между выходом сети  $Y$  и требуемым выходным вектором  $Y_k$  (целевым вектором обучающей пары). Т.е. определить ошибку нейронной сети.
- Подкорректировать веса сети  $w_{ji}$  так, чтобы минимизировать ошибку.
- Повторять шаги с 1 по 4 для каждой пары обучающей выборки до тех пор, пока ошибка не достигнет приемлемого уровня.



# Обучение нейрона

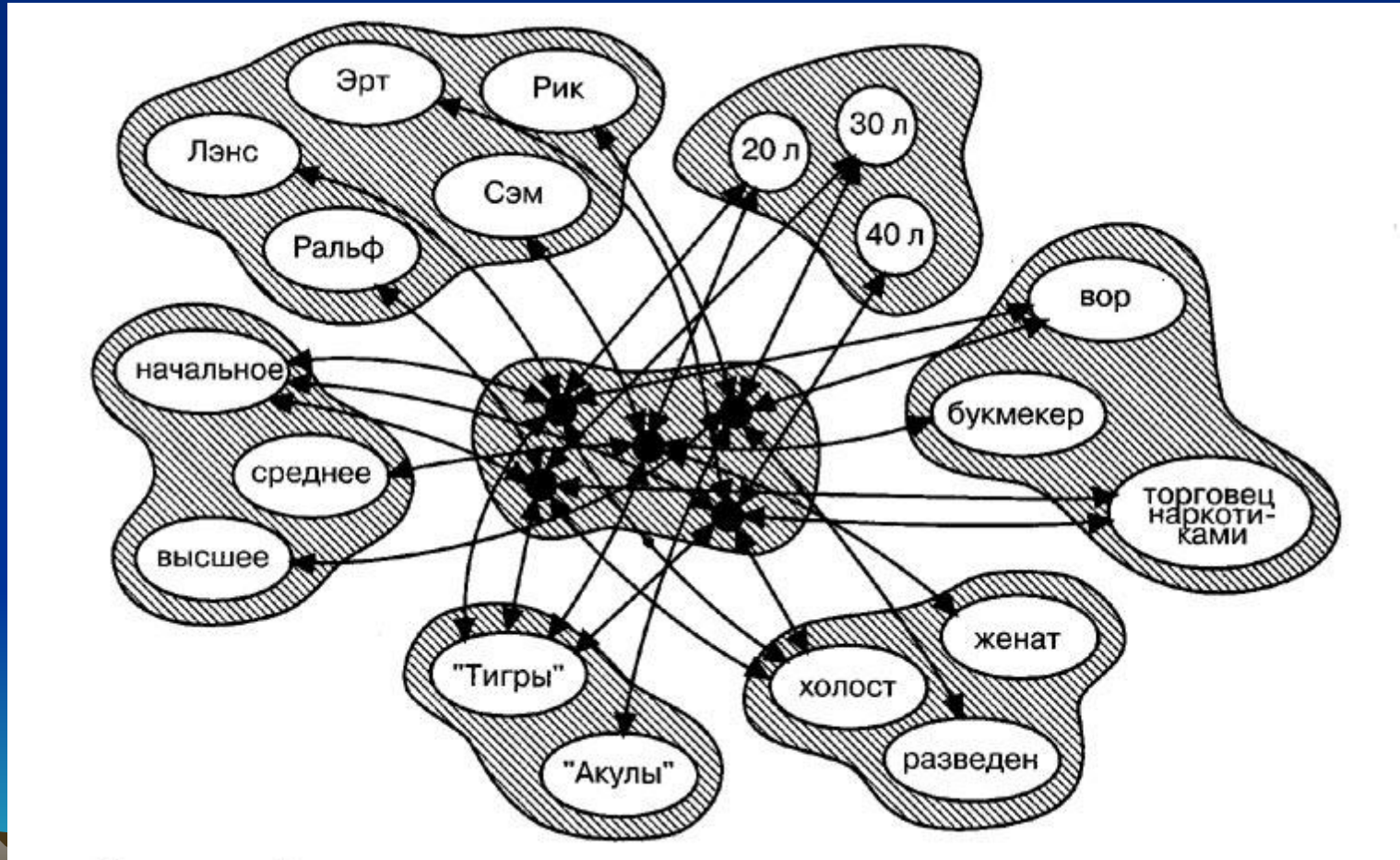
- Угол между векторами: скалярное произведение / произведение длин
- Минимизация средней квадратичной ошибки при помощи корректировки весовых коэффициентов

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (d_i - y_i)^2}{M}}$$

- метод минимальных квадратов
- $F(x) = mx + b$
- $\text{MIN } SS(m, b) = \sum (y_i - f(x_i))^2 = \sum (y_i - mx_i - b)^2, i=1 \dots n$



# Организация памяти (Макклелланд, 1981):



# Работа сети

- **Nodes organized in pools**
- **Inhibitory weights within pool**
- **Excitatory weights between pools**
- **Individual units point to property units**
- **Signals pass through network, and the network finds a stable pattern of processor activity**



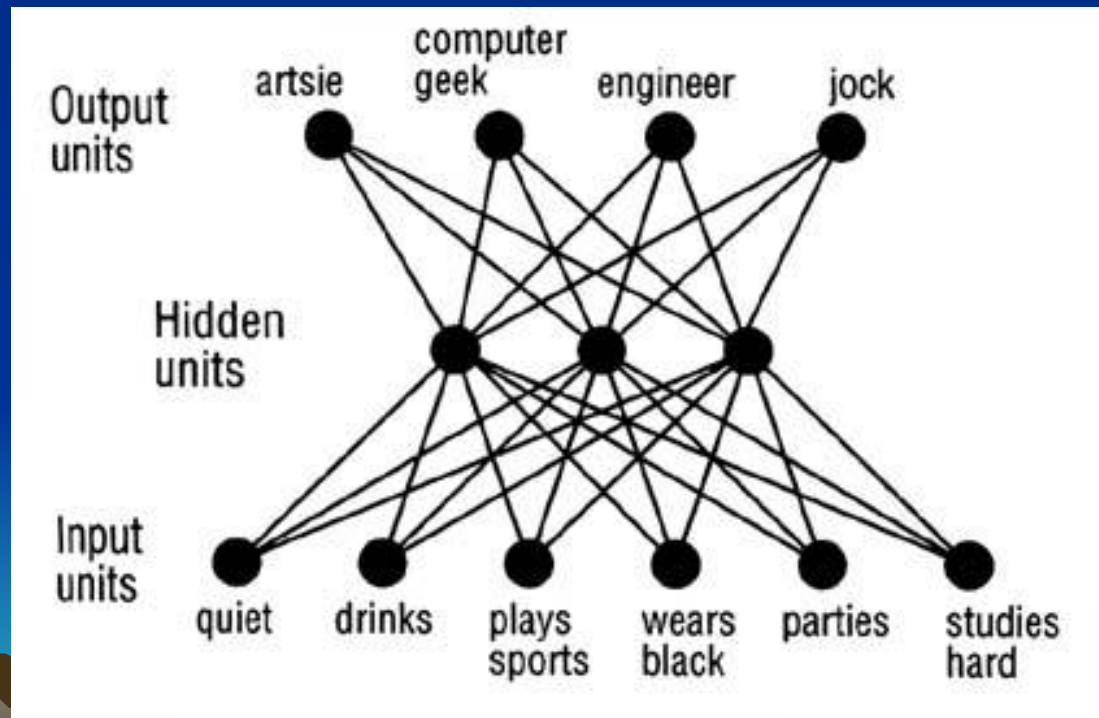
# Преимущество нейронной сети

- **Retrieve info from partial description**
- **•Correct info from incorrect input**
- **•Retrieve info not explicitly encoded**
- **Retrieve info after network damage**



# Коннекционизм

Формирование у нейронной сети  
«СОЦИАЛЬНЫХ СТЕРЕОТИПОВ»



# ПРЕИМУЩЕСТВА СЕТЕВОЙ АРХИТЕКТУРЫ

- Возможность обучения
- Распределенное хранение информации

# ПРОБЛЕМЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

- Границы пластичности субстрата и «содержательная» специализация?
- Ограничения по типам решаемых задач



# СИМВОЛЬНЫЕ И НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ: «СФЕРЫ ВЛИЯНИЯ»

## Нейронные сети

неявные правила,  
«интуитивные» задачи  
(индивидуальные знания):  
умозаключение по  
анalogии, выделение  
фигуры на фоне и т.п.

Задачи, требующие  
обучения.

## Символьные модели

явные правила,  
формализуемые задачи  
(культурно-обусловленные  
общедоступные знания):  
например, логические и  
математические задачи.

Задачи, требующие  
конечного набора знаний.

# СИМВОЛЬНЫЕ И НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ: «СФЕРЫ ВЛИЯНИЯ»

Нейронные сети

Символьные модели



«Холистическая»  
стратегия правого  
полушария

«Аналитическая»  
стратегия левого  
полушария

# ВОЗМОЖНОСТИ ИНТЕГРАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВОГО И СИМВОЛЬНОГО ПОДХОДОВ: ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

Нейронная сеть



Экспертная система

распознавание  
образов, быстрые  
ответы на запросы  
сложной  
окружающей среды

принятие решений,  
логическая проверка  
выводов с учетом  
дополнительной  
информации





# ВОЗМОЖНОСТИ ИНТЕГРАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВОГО И МОДУЛЬНОГО ПОДХОДОВ: ПРОБЛЕМА ВРОЖДЕННОГО И ПРИОБРЕТЕННОГО В ПОЗНАНИИ

«Наследственность» нейронной сети:

- количество элементов
- количество слоев
- правила и параметры распространения активации и изменения весов в разных слоях

*Достаточно ли этого для развития форм познания,  
характерных для человека?*

A stylized silhouette of a mountain range in shades of brown and tan, positioned at the bottom of the slide against a blue gradient background.