

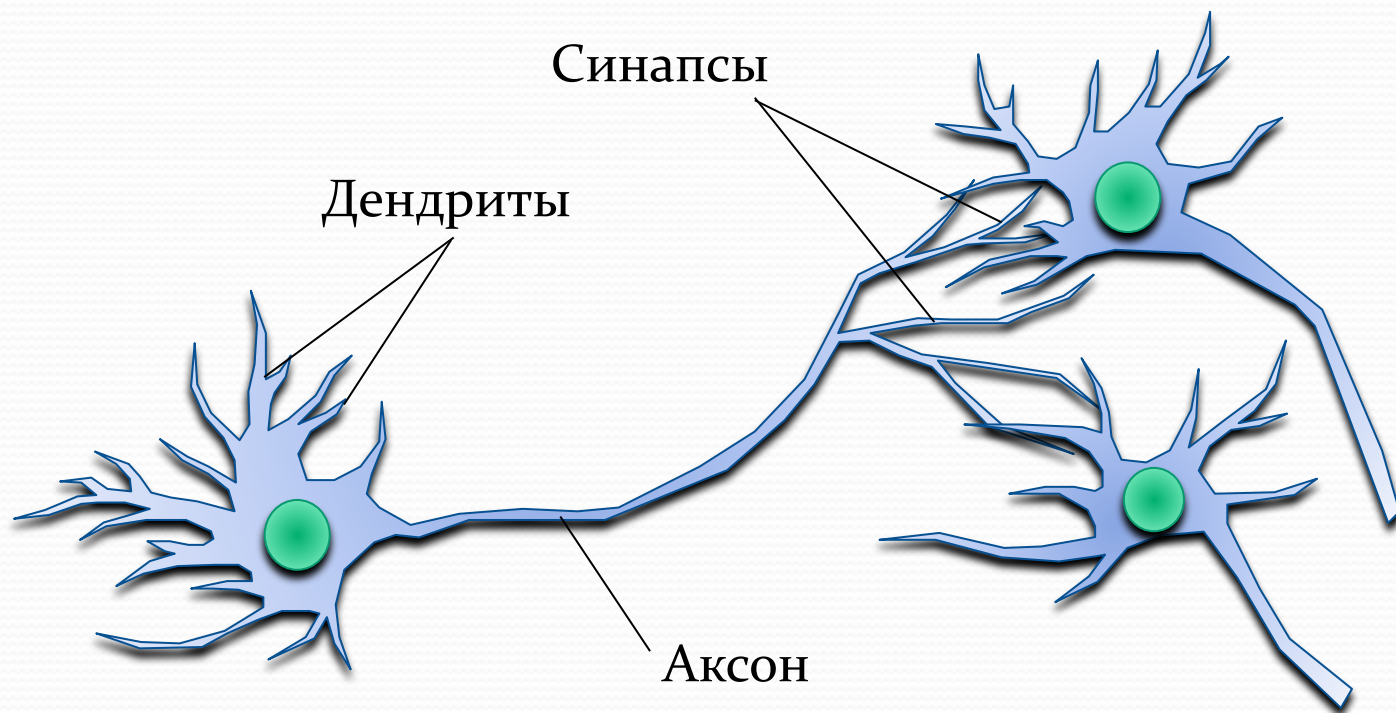
НЕЙРОИНФОРМАТИКА

1. Нейрон
2. Математический нейрон Мак-Каллока – Питтса
3. Персептрон Розенблатта
4. Многослойный персептрон
5. Задачи, решаемые с помощью нейросетей
6. Невербальность и "шестое чувство" нейросетей
7. Методы обучения нейросетей
8. Подготовка входных параметров
9. Рекуррентные сети

1. Нейрон

Нейронные сети и нейрокомпьютеры – это одно из направлений компьютерной индустрии, в основе которого лежит идея создания искусственных интеллектуальных устройств по образу и подобию человеческого мозга.

Нейроны человеческого мозга



- простейший нейрон может иметь до 10 000 дендритов
- человеческий мозг содержит примерно 10^{11} нейронов
- каждый нейрон связан с 10^3 - 10^4 другими нейронами
- мозг человека содержит 10^{14} - 10^{15} взаимосвязей

2. Математический нейрон Мак-Каллока – Питтса

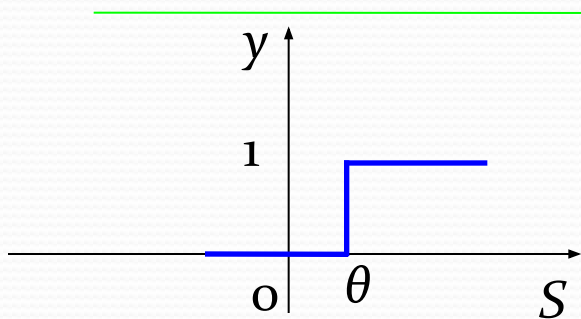
- 1943 г. Уоррен Мак-Каллок и Вальтер Питтс выдвинули гипотезу математического нейрона
- математический нейрон имеет несколько входов и один выход
- через входы (j) математический нейрон принимает входные сигналы (x_j)
- входные сигналы умножаются на весовой коэффициент (w_j) и суммируются

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j$$

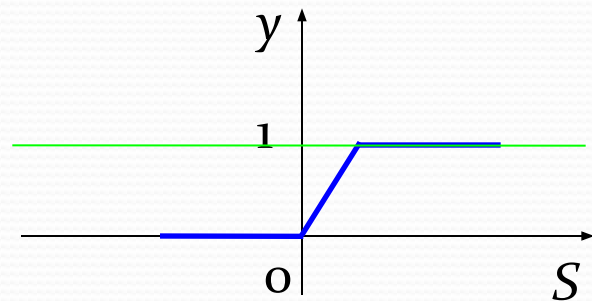
- выходной сигнал нейрона y является нелинейная функция $f(S)$, которая называется активационной

Активационная функция

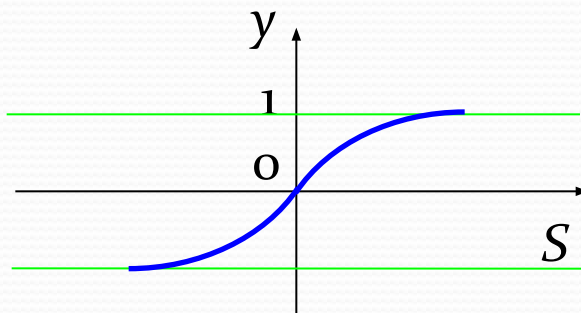
а)



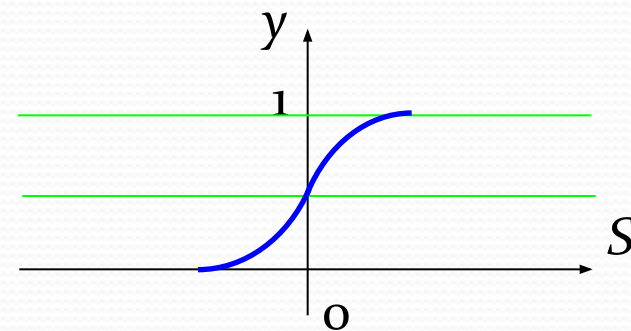
б)



в)



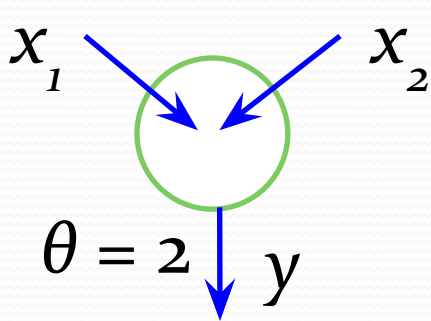
г)



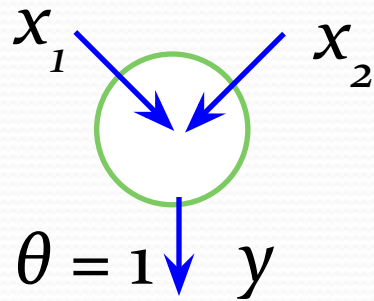
а) функция единого скачка (θ – порог чувствительности нейрона); б) линейный порог (гистерезис); в) и г) сигмоид (логистическая функция).

Математические нейроны, реализующие логические функции

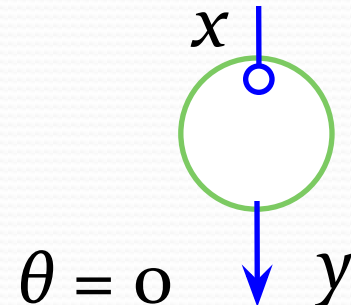
- математический нейрон изображают кружочком
- возбуждающий вход – стрелкой
- тормозящий вход – маленьким кружочком
- рядом может записываться число, показывающее значение порога θ



"И"



"ИЛИ"

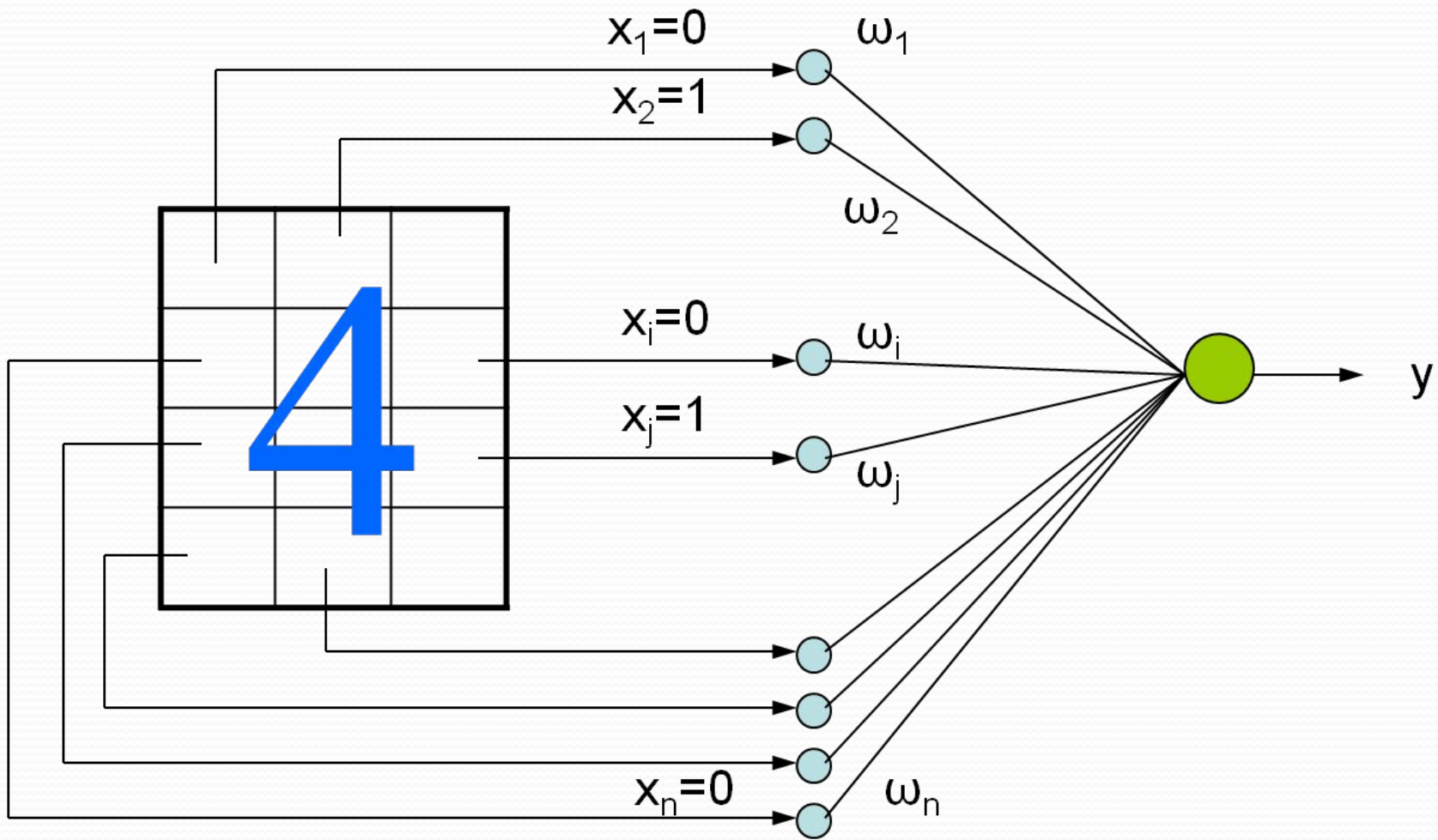


"НЕТ"

3. Персептрон Розенблатта

Идея Мак-Каллока – Питтса была реализована Фрэнком Розенблаттом:

- 1958 г. в виде компьютерной программы
- 1960 г. в виде электронного устройства, моделирующего человеческий глаз



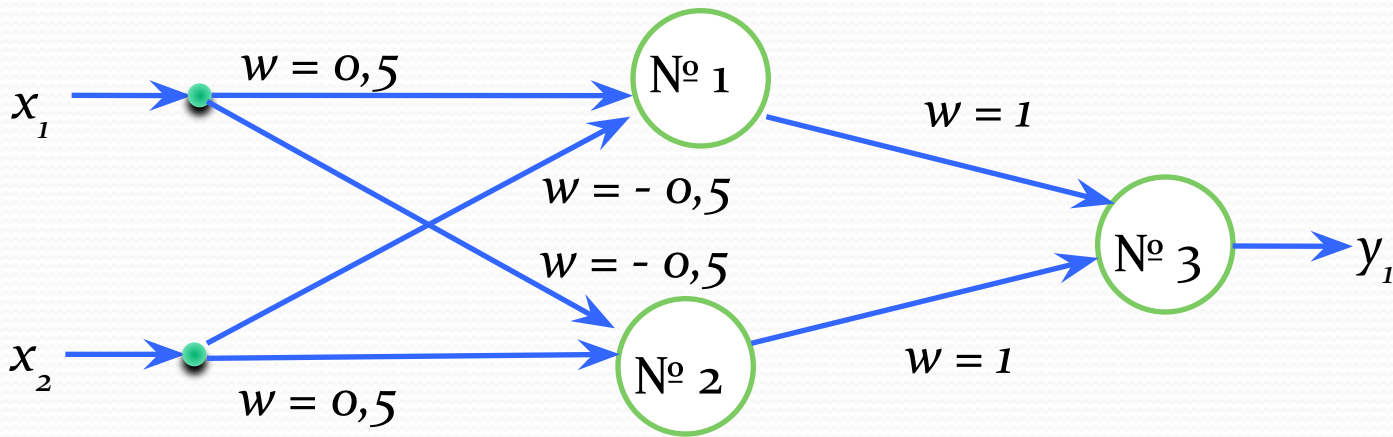
Итерационный алгоритм корректировки весовых коэффициентов

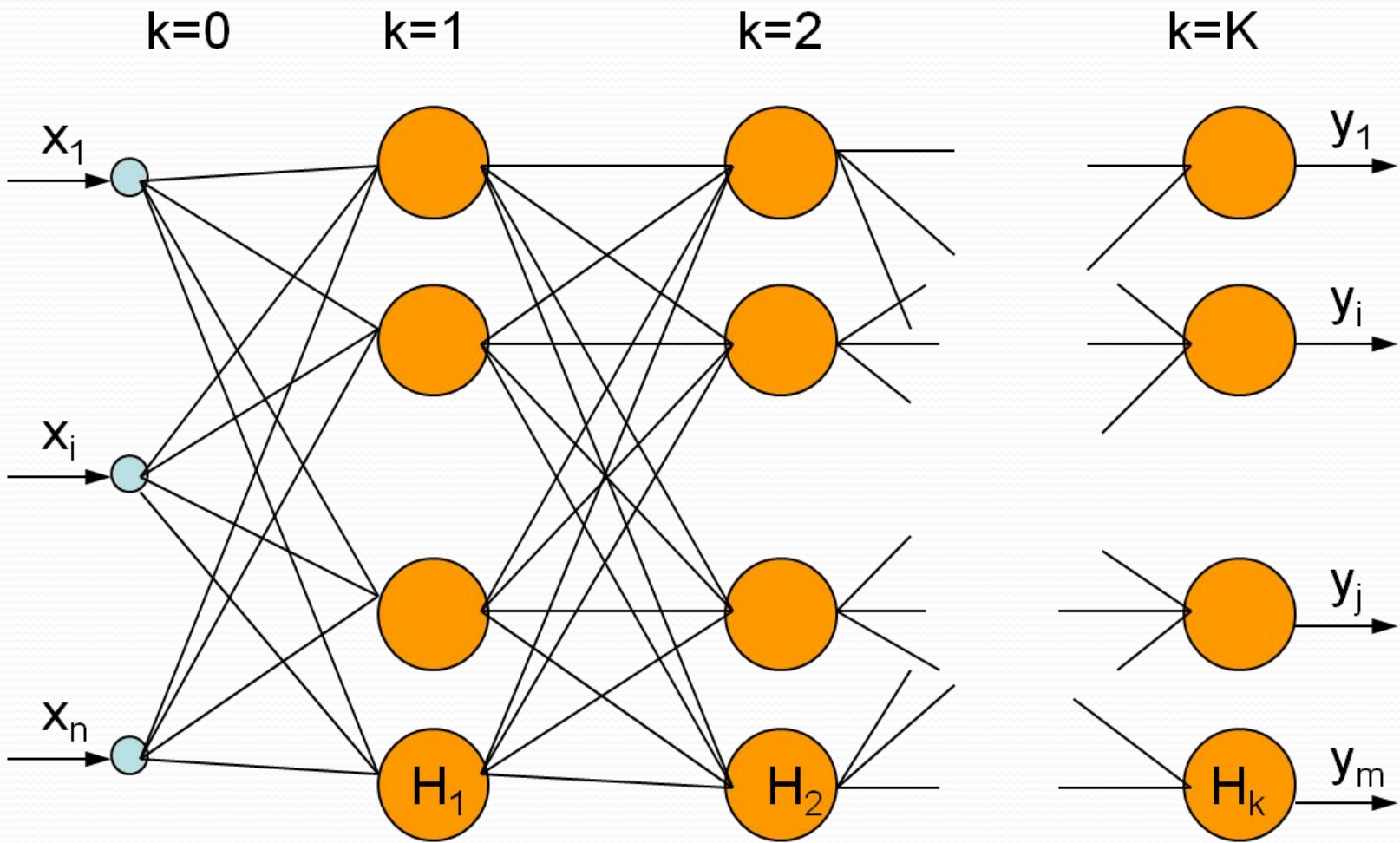
1. Шаг 1. Подать входной образ и вычислить выход персептрона y
2. Шаг 2, а. Если выход правильный, то перейти на шаг 1
3. Шаг 2, б. Если выход неправильный и равен нулю, то увеличить веса активных входов, например:
$$w_j(t + 1) = w_j(t) + x_j$$
4. Шаг 2, в. Если выход неправильный и равен единице, то уменьшить веса активных входов, например:
$$w_j(t + 1) = w_j(t) - x_j$$
5. Шаг 3. Перейти на шаг 1 или завершить процесс обучения.

4. Многослойный персептрон

- М. Минский и С. Пайперт в своей книге "Персептроны" строго математически доказали, что однослойные персептроны в принципе не способны решать многие простые задачи
- Многие понимали, что надо усложнять структуру персептронов

Двухслойный персептрон, реализующий функцию "Исключающее ИЛИ"





Алгоритм обратного распространения ошибки

- Шаг 1. Инициализация синаптических весов и смещений
- Шаг 2. Представление из обучающей выборки входного вектора $X_q = (x_1, x_2, \dots, x_N)_q$ и соответствующего ему выходного вектора $D_q = (d_1, d_2, \dots, d_M)_q$
- Шаг 3. Прямой проход

$$y_i^{(k)} = f_{\sigma} \left(\sum_{j=0}^{H_{k-1}} w_{ij}^{(k)} y_j^{(k-1)} \right)$$

- Шаг 4. Обратный проход

$$w_{ij}^{(k)}(t+1) = w_{ij}^{(k)}(t) + \Delta w_{ij}^{(k)}(t+1) \quad \Delta w_{ij}^{(k)}(t+1) = \eta \delta_i^{(k)} y_j^{(k-1)}$$

$$\delta_i^{(K)} = (d_i - y_i) y_i (1 - y_i) \quad \delta_i^{(k)} = y_i^{(k)} (1 - y_i^{(k)}) \sum_{l=1}^{H_{k+1}} \delta_l^{(k+1)} w_{li}^{(k+1)}$$

- Шаг 5. Повторение шагов 2–4 необходимое число раз

- на 5 шаге алгоритма вычисляется среднеквадратичная ошибка, усредненная по всем обучающим примерам:

$$\varepsilon = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^M (d_i - y_i)^2$$

- также вычисляется максимальная разность между желаемым и фактическим выходами персептрона:

$$\varepsilon = \max(|d_i - y_i|)_q$$

- итерационный процесс заканчивается после того, как погрешность ε , достигнет заданной величины, либо при достижении предельного числа эпох обучения.

Задачи, решаемые с помощью нейросетей

- если есть математическая модель какого-то процесса, то изучая влияние входных параметров на выходные, можно решить задачу оптимизации моделируемого процесса
- если математическая модель является нестационарной, то её можно использовать для решения задач прогнозирования
- если математическая модель работает в реальном режиме времени, то результаты математического моделирования могут быть оперативно переданы оператору, управляющему объектом, или могут быть непосредственно введены в приборы, что позволяет решать задачи управления моделируемым объектом или процессом
- нейронные сети могут решать задачи распознавания и классификации образов, причем под образами понимаются зрительные изображения, символы, тексты, запахи, звуки, шумы

Невербальность и "шестое чувство" нейросетей

Как и человеческий мозг, нейросеть способна выводить закономерности, делать догадки, открывать законы природы. Но, так же, как и человек, нейросеть не способна к чёткой формулировке алгоритма, позволившего сделать то или иное умозаключение.

Известны случаи, когда нейросети демонстрируют феномен, называемый в жизни шестым чувством. Они с успехом извлекают знания из анализа информации, из которой, казалось бы, эти знания извлечь невозможно.

Методы обучения нейросетей

детерминистские

- подстройка весов представляет собой жёсткую последовательность действий

стохастические

- подстройка весов производится на основе действий, подчиняющихся некоторому случайному процессу

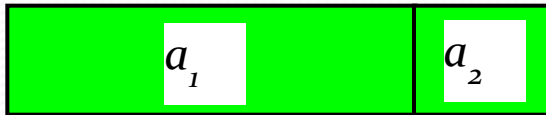
- основная проблема обучения персептронов состоит в том, что поверхность функции ошибок обычно имеет очень сложную форму со множеством локальных минимумов.
- актуальным является развитие методов **глобальной оптимизации**, которые позволяют найти глобальный минимум многоэкстремальной целевой функции

Генетический алгоритм

- предложен Дж. Холландом в 1970-х годах
- имитирует природный оптимизационный процесс, происходящий при эволюции живых организмов
- основные идеи теории Чарльза Дарвина: естественный отбор и генетическое наследование
- мутация – изменение генов

Операция скрещивания, применяемая в генетических алгоритмах

Хромосома отца



Хромосома 1-го потомка



Хромосома матери



Хромосома 2-го потомка



Подготовка входных параметров

- успех создания нейронной сети во многом зависит от удачного подбора обучающих примеров
- следует учитывать, что не все параметры предметной области влияют на выходной вектор Y
- незначимые параметры не следует включать в список параметров входного вектора X
- на первом этапе в вектор X включают как можно больше параметров

Определение незначимых параметров

- 1. анализа значений весовых коэффициентов входных нейронов.** Если у какого-либо входного нейрона синаптические веса значительно меньше, чем у других нейронов, то этот входной нейрон скорее всего соответствует незначимому параметру вектора X
- 2. возмущения значений входных параметров и анализа реакции сети на эти возмущения.** Если сеть не реагирует или слабо реагирует на изменения значения какого-либо входного параметра, то этот параметр не является значимым

Рекуррентные сети

