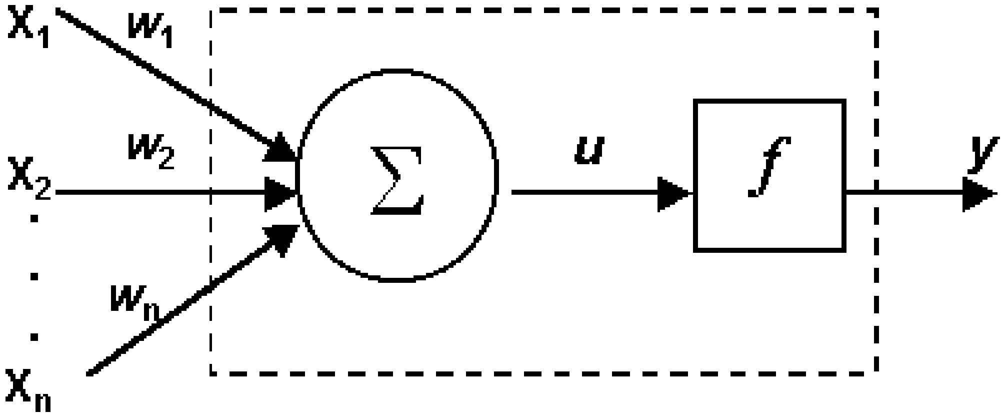
Нейронные сети и их практическое применение.

Лекция 2. Однослойные сети.

Дмитрий Буряк
к.ф.-м.н
dyb04@yandex.ru

Структура искусственного нейрона



$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i$$

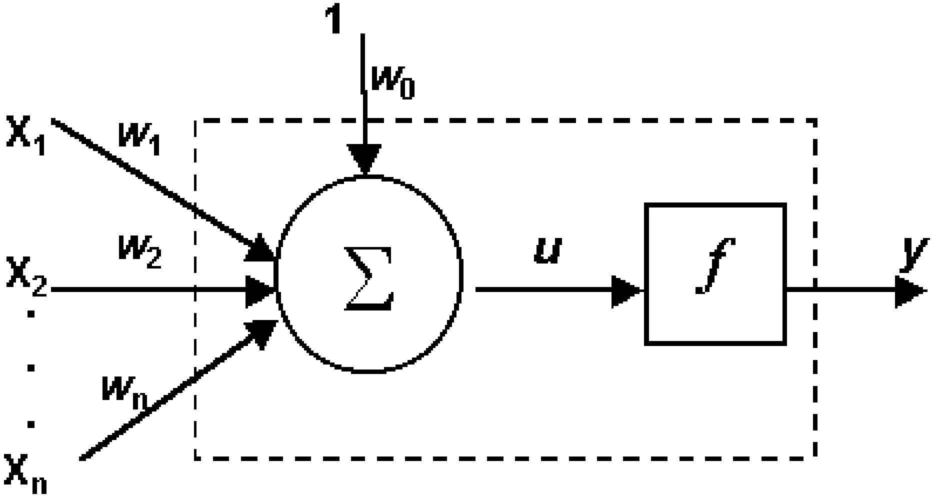
$$u = xW$$

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

f(u) - активационная функция;
f(u) - обычно нелинейная.

Бинарный нейрон

$$f(u) = \begin{cases} 1, u > T \\ 0, u \le T \end{cases}$$ - пороговая активационная функция.

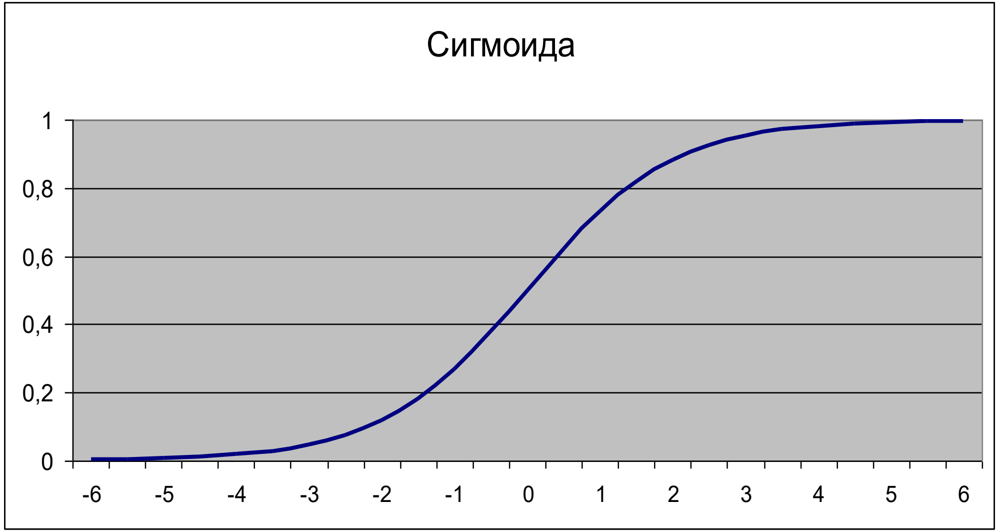


$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + w_0$$

$$y = f(u) = \begin{cases} 1, u > 0 \\ 0, u \le 0 \end{cases}$$

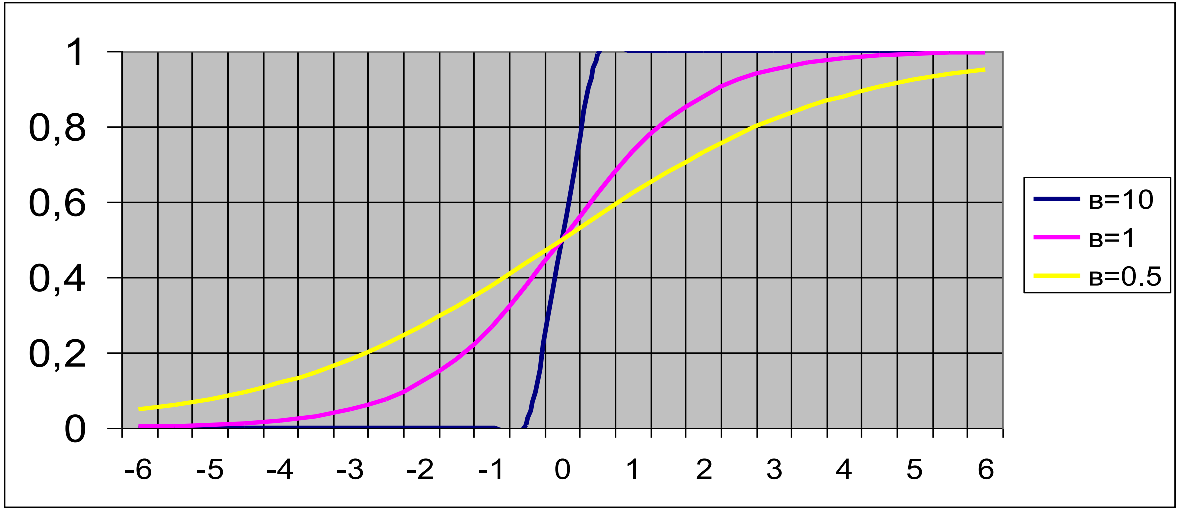
Функции активации. Сигмоида (1)

Сигмоидальная (S-образная) функция: $f(u) = \dfrac{1}{1+e^{-\beta u}}$



Функции активации. Сигмоида (2)

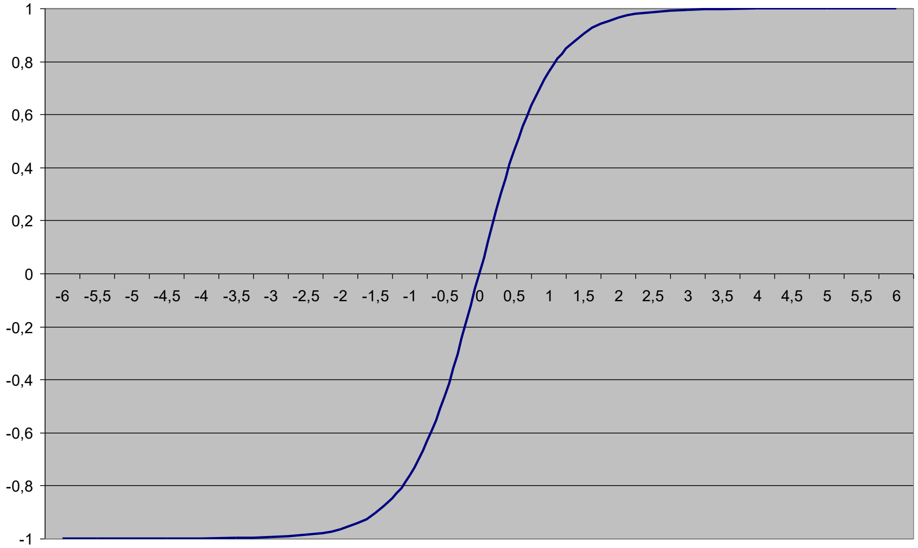
Влияние параметра β на форму кривой.



При $\beta \to \infty$ сигмоидальная функция превращается в пороговую.

Функции активации. Гиперболический тангенс

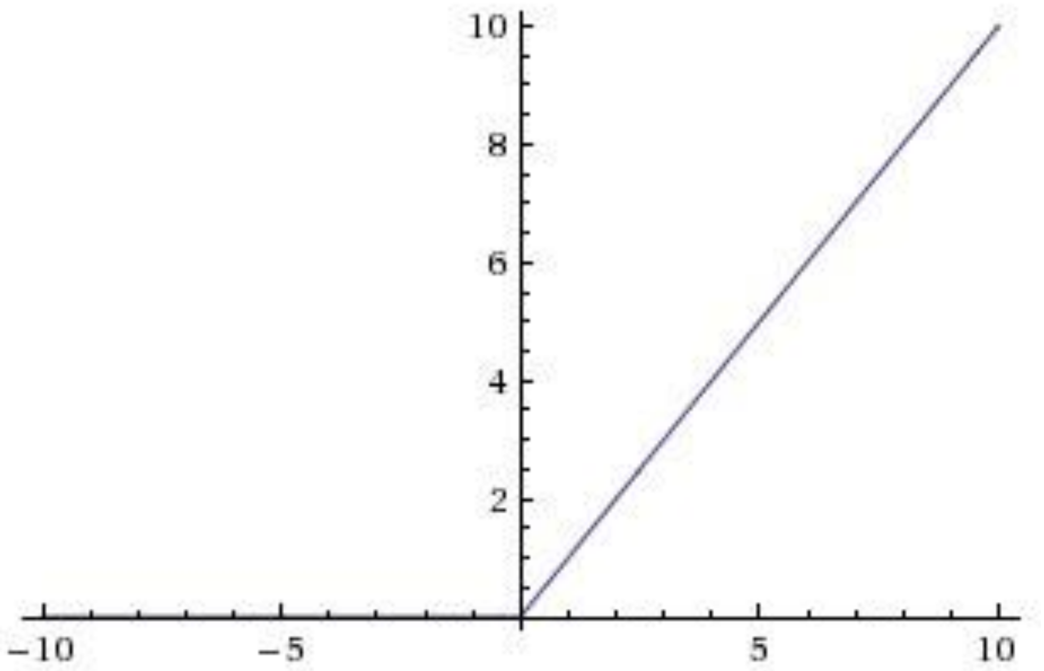
Функция гиперболический тангенс: $$f(u) = th(\beta u) = \frac{e^{\beta u} - e^{-\beta u}}{e^{\beta u} + e^{-\beta u}}$$



Функции активации. ReLU

ReLU – Rectified Linear Unit

$$f(u) = \max(0, u)$$

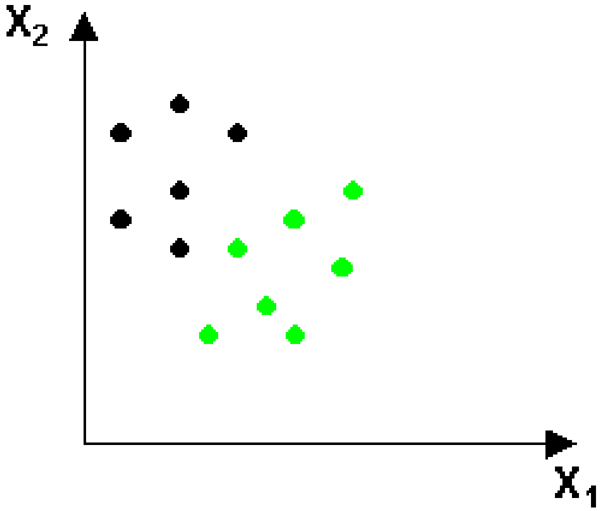


Задача классификации

Рассмотрим множества точек на плоскости:

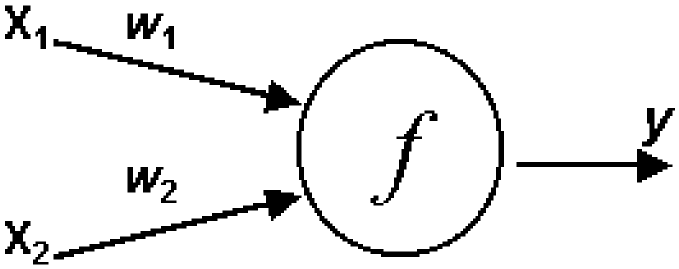
$$S_1 = \{(x_{1i}^1, x_{2i}^1) \mid i = 1,2,\ldots,K_1\}$$

$$S_2 = \{(x_{1j}^2, x_{2j}^2) \mid j = 1,2,\ldots,K_2\}$$



Можно ли построить НС, классифицирующую точки из S_1 и S_2?

Однослойный персептрон



- Персептрон
  - модель МакКаллока-Питса
  - 1 слой
  - алгоритм обучения.

$$u = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0$$

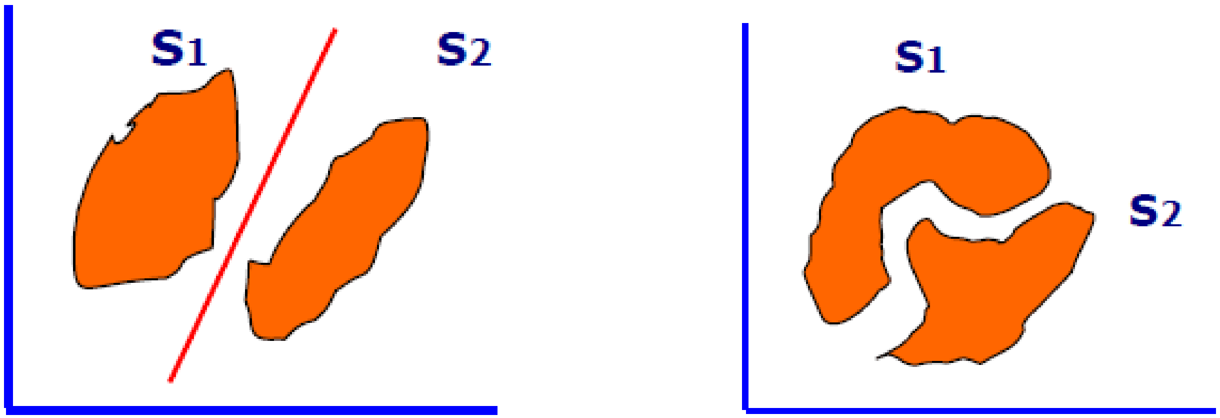
$$y = f(u) = \begin{cases} 1, u > 0 \\ 0, u \le 0 \end{cases}$$

Знак выражения $u = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0$ определяет класс, к которому будет отнесена точка (x_1, x_2)

Линейная разделимость

$w_1x_1 + w_2x_2 + w_0 = 0$ - разделяющая прямая.

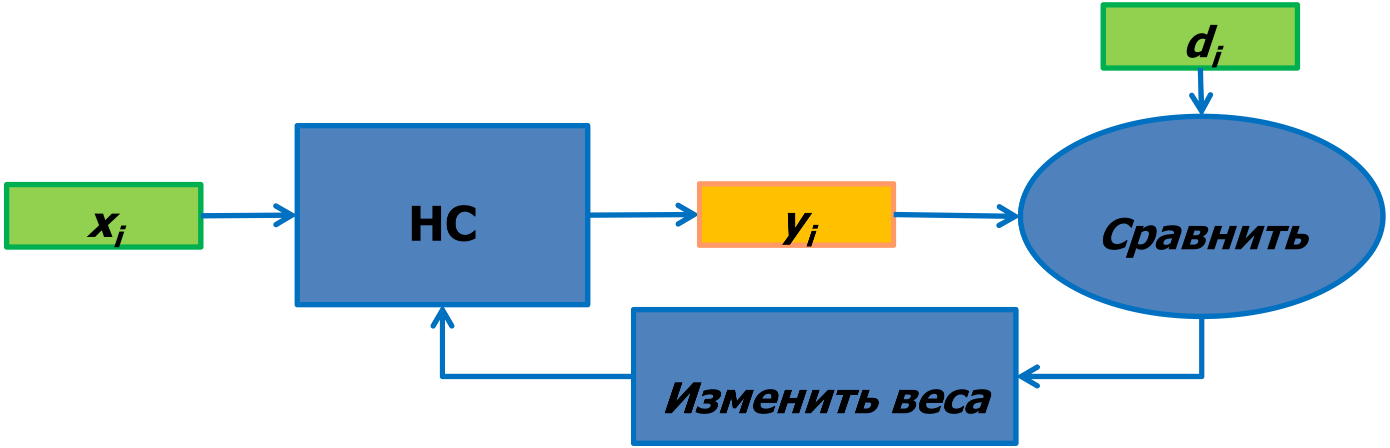
Однослойная НС позволяет решать задачи классификации, в которых образы линейно разделимы.



Обучение НС

- Цель обучения - вычисление весов синаптических связей сети.
- Обучение проводится на примерах.
- Обучающая выборка: $S=\{(x_i,d_i)|i=1,2,\ldots,N\}$.

  x_i – входной вектор; d_i – выходной вектор.
- Критерий окончания – суммарная ошибка на всех векторах из S



Обучение бинарного нейрона

- Бинарный нейрон $$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + w_0 \qquad y = f(u) = \begin{cases} 1, u > 0 \\ 0, u \le 0 \end{cases}$$
- Обучающая выборка: (x_i,d_i)
- Правило персептрона (обучение с учителем):
  1. Если *y* совпадает с ожидаемым значением *d*, то веса не изменяются.
  2. Если *y*=0, *d*=1, то $$w_i(t+1) = w_i(t) + x_i$$
  3. Если *y*=1, *d*=0, то $$w_i(t+1) = w_i(t) - x_i$$

<u>*Правило Видроу-Хоффа:*</u>

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \Delta w_i$$

$$\Delta w_i = x_i(d - y)$$

Обучение сигмоидального нейрона (1)

Функция активации: $$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}}$$

Принцип обучения - минимизация целевой функции: $$E = \frac{1}{2}(y - d)^2$$

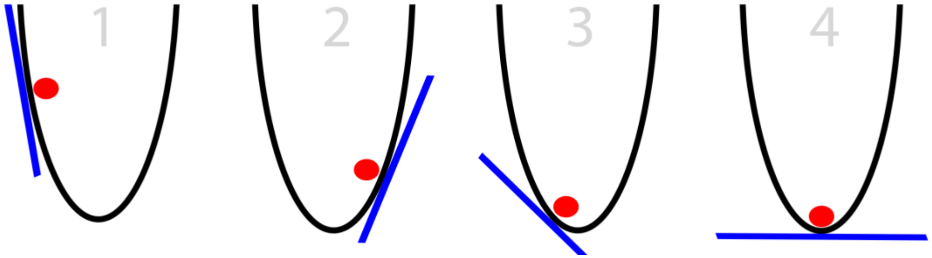
d - желаемый выход

y - реальный выход

$$y = f(u) = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i\right)$$

Метод обучения - градиентный спуск.

$$\nabla_i E = \frac{dE}{dw_i} = e x_i \frac{df(u)}{du}$$



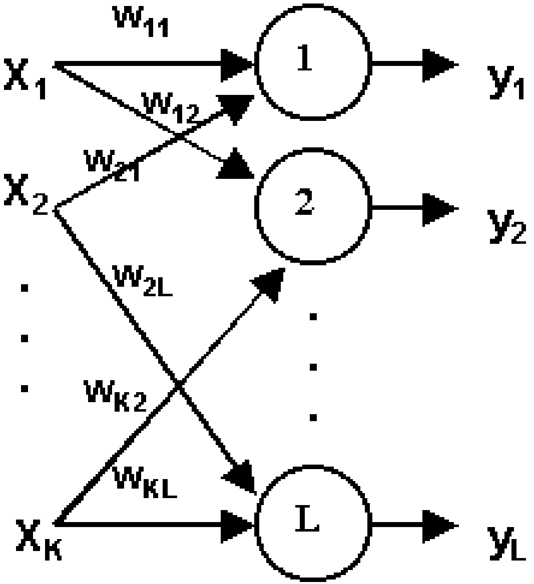
$$\delta = e \frac{df(u)}{du} \qquad e = (y - d)$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta \nabla_i E = w_i(t) - \eta \delta x_i$$

η- коэффициент обучения, выбирается из интервала (0,1).

Обучение сигмоидального нейрона (2)

Обучающая выборка: *S={(X^i^,d^i^)|i=1,2,…,N}*.



$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{L}(y_j^i - d_j^i)^2$$

$$y_j^i = f(u_j^i) = f(\sum_m w_{mj} x_m)$$

$$\delta_j = e_j \frac{df(u_j)}{du} \qquad e_j = (y_j - d_j)$$

$$w_{mj}(t+1) = w_{mj}(t) - \eta \delta_j x_m$$

Обучение сигмоидального нейрона (3)

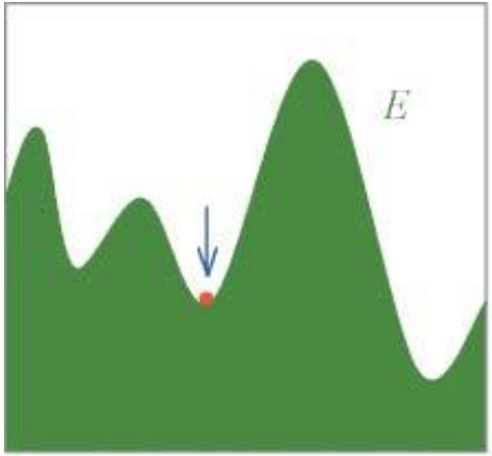
- Особенности сигмоидальных функций
  - сигмоида:

$$\frac{df(u)}{du} = \beta f(u)(1 - f(u))$$

  - гиперболический тангенс:

$$\frac{df(u)}{du} = \beta(1 - f^2(u))$$

- Проблема градиентного метода - достижение локального минимума.

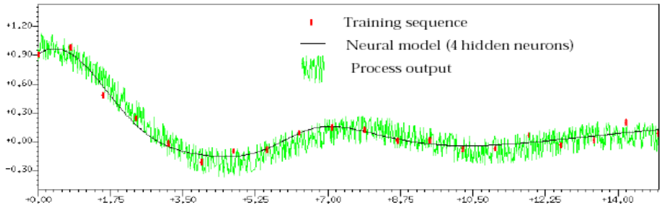


- Модификация градиентного метода обучения:

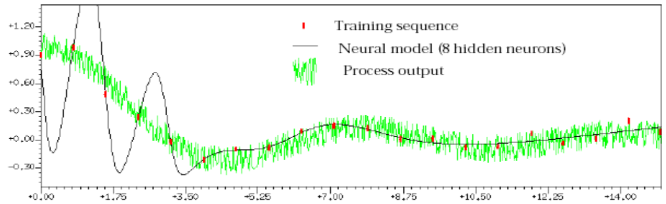
$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta\delta x_i + \alpha\Delta w_i(t)$$

Критерии окончания обучения
Переобучение

- «Привыкание» к примерам из обучающей выборки



- Использование подтверждающей выборки



- Критерии окончания:
  - по количеству проведенных итераций
  - по ошибкам на обучающей и подтверждающей выборках

Проблемы обучения

- Выбор алгоритма обучения
  - скорость сходимости
  - качество сходимости
  - вычислительные ресурсы
- Построение обучающей выборки
  - репрезентативность
  - размер
- Начальная инициализация весов.
- Определение момента окончания процесса обучения
  - переобучение

Вопросы

1. Какие вычисления производятся в искусственном нейроне?
2. На каком принципе основано обучение сигмоидального нейрона?
3. Что такое переобучение?