## Линейные классификаторы

и немножко теории...

#### Perceptron

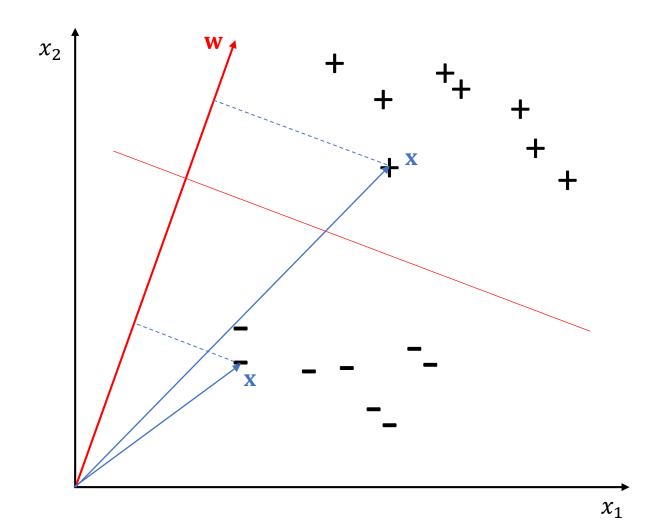
$$y \in \{-1,1\}$$

$$h(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}\left(\left(\sum_{i=1}^{d} w_i x_i\right) - threshold\right)$$

$$h(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}\left(\left(\sum_{i=1}^{d} w_i x_i\right) - w_0\right)$$

$$h(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}\left(\sum_{i=0}^{d} w_i x_i\right)$$

$$h(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}(\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x})$$



#### Обучение перцептрона

$$h(\mathbf{x}) = \operatorname{sign}(\mathbf{w}^{\mathrm{T}}\mathbf{x})$$

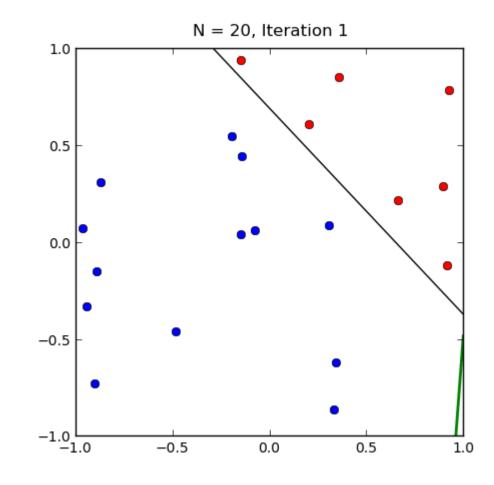
Data:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_N, y_N)$ 

#### Алгоритм:

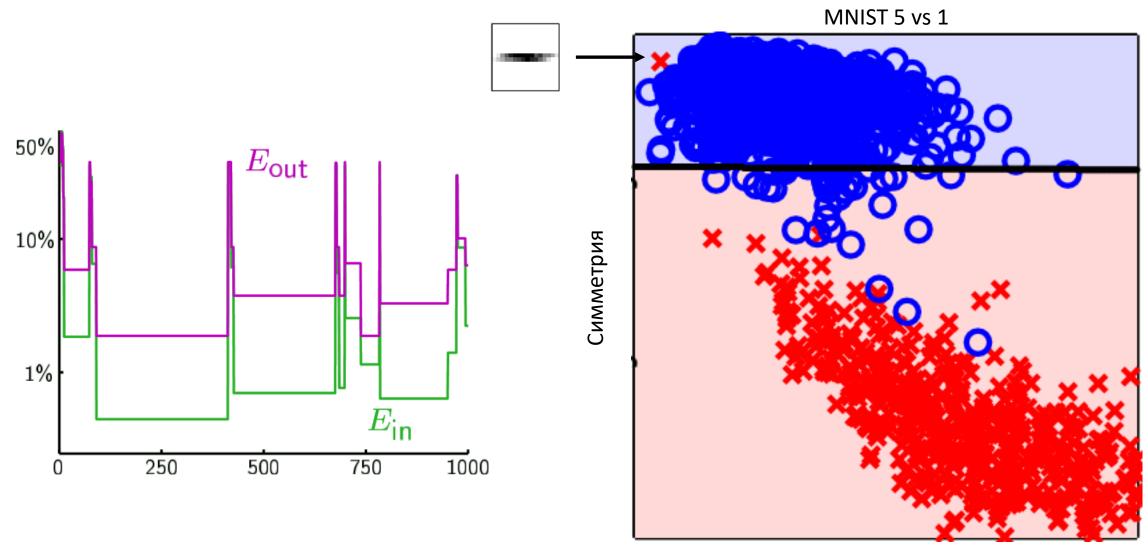
Начнем со случайного вектора w

Найдем такой  $\mathbf{x_i}$ , что  $h(\mathbf{x_i}) \neq \mathbf{y_i}$ 

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + y_i \mathbf{x_i}$$



#### Перцептрон с карманом



Средняя интенсивность

#### Подсчет ошибки

$$E_{in}(h) = \frac{1}{N} \sum_{1}^{N} e(h(\mathbf{x}_n), f(\mathbf{x}_n))$$
 in sample (в выборке)

$$E_{out}(h) = \mathrm{E}_{\mathrm{x}}[e(h(\mathrm{x}),f(\mathrm{x}))]$$
 out of sample (вне выборки)

#### Неравенство Хёфдинга

$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le 2e^{-\epsilon^2 N}$$

Ошибка обобщения Generalization error

Иногда ошибкой обобщения называют  $E_{out}$ 

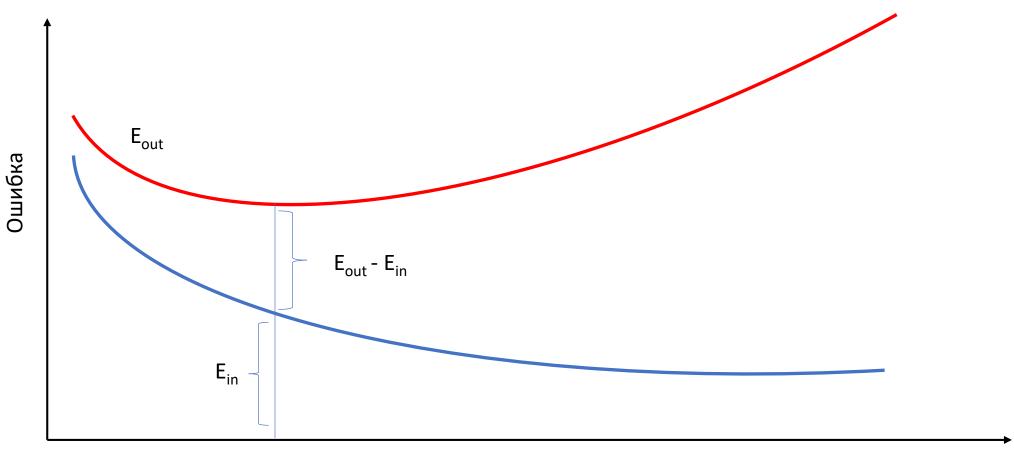
#### Неравенство Хёфдинга

$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le 2e^{-\epsilon^2 N}$$

$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le M2e^{-\epsilon^2 N}$$

М – количество гипотез

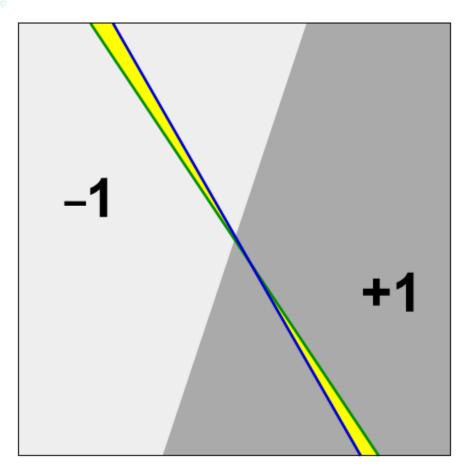
#### Сложность модели



Сложность модели, например, глубина дерева

#### Близкие гипотезы

$$|E_{\rm in}(h_1) - E_{\rm out}(h_1)| \approx |E_{\rm in}(h_2) - E_{\rm out}(h_2)|$$



#### От гипотез к дихотомиям

- Гипотеза:  $h: X \to \{-1, +1\}$
- Дихотомия: h:  $\{\mathbf{x_1}, \mathbf{x_2}, ..., \mathbf{x_N}\} \to \{-1, +1\}$
- Максимальное количество дихотомий:  $2^N$

#### Функция роста (growth function)

$$m_H(N) = \max_{x_1, \dots, x_N} |H(\mathbf{x_1}, \dots, \mathbf{x_N})|$$

$$m_H(N) \leq 2^N$$

#### Неравенство Вапника-Червоненкиса

$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le M2e^{-\epsilon^2 N}$$

$$\downarrow \qquad \qquad \downarrow \qquad \downarrow$$

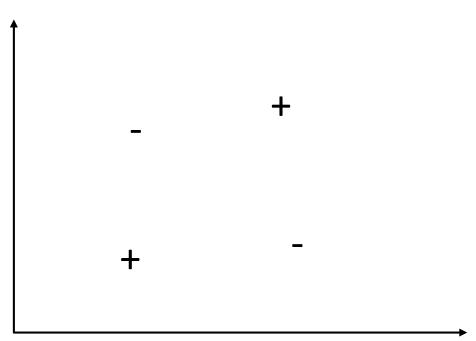
$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le m_H(2N)4e^{-\epsilon^{\frac{1}{8}N}}$$

### Точка "поломки" (Breakpoint)

Определение: если никакой набор данных размера **k** нельзя распределить на все возможные случаи набором гипотез **H**, то **k** – точка поломки для **H**.

 $\min(k: m_H(k) < 2^k)$ 

Для 2D перцептрона, k = 4.



# Доказательство полиномиальности функции роста в присутствии точки поломки

• 
$$B(N,k)=m_H(N)$$
 с точкой поломки  $k$ 

• 
$$B(N,k) = \alpha + 2\beta$$

• 
$$\alpha + \beta \leq B(N-1,k)$$

• 
$$\beta \leq B(N-1, k-1)$$

• 
$$B(N,k) \le B(N-1,k) + B(N-1,k-1)$$

• Докажем, что 
$$B(N,k) \leq \sum_{i=0}^{k-1} C_N^i$$

	$\mathbf{x}_1$	$\mathbf{x}_2$		$\mathbf{x}_{N-1}$	$\mathbf{x}_N$
	+1	+1		+1	+1
α	-1	+1		+1	-1
	;	;	:	;	:
	$+1 \\ -1$	$-1 \\ +1$	• • •	$-1 \\ -1$	$\begin{vmatrix} -1 \\ +1 \end{vmatrix}$
			• • • •		
β	$+1 \\ -1$	$-1 \\ -1$	• • •	+1	+1
				+1	+1
	:	÷	:	:	:
	+1	-1		+1	+1
	-1	-1	• • •	-1	+1
β	+1	-1		+1	-1
	-1	-1		+1	-1
	:	÷	÷	÷	9 6
	+1	-1		+1	
	-1	-1	• • •	-1	]

1 вариант для  $\mathrm{x}_N$ 

#### Индукция

$$B(N,k) \le \sum_{i=0}^{k-1} C_N^i$$

$$B(N,1) = 1,$$
  $B(1,k > 1) = 2$ 

$$B(N,k) \le B(N-1,k) + B(N-1,k-1) \le \sum_{i=0}^{K-1} C_{N-1}^i + \sum_{i=0}^{K-2} C_{N-1}^i$$

$$=1+\sum_{i=1}^{k-1}C_N^i+\sum_{i=1}^{k-1}C_{N-1}^{i-1}=1+\sum_{i=1}^{k-1}(C_{N-1}^i+C_{N-1}^{i-1})=1+\sum_{i=1}^{k-1}C_N^i=\sum_{i=0}^{k-1}C_N^i$$

#### Размерность Вапника-Червоненкиса

 $d_{VC}(H)$  для набора гипотез H, это наибольшее значение N, для которого  $m_H(N)=2^N$ .

 $d_{VC}(H) = k - 1$ , где k -точка поломки

#### Функция роста и VC-размерность

$$m_H(N) \le \sum_{i=0}^{k-1} C_N^i$$

$$m_H(N) \le \sum_{i=0}^{d_{VC}} C_N^i \le N^{d_{VC}} + 1$$

#### VC-размерность для перцептрона

Для размерности d ,  $d_{VC}=d+1$ 

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} -\mathbf{x}_{1}^{\mathrm{T}} - \\ -\mathbf{x}_{2}^{\mathrm{T}} - \\ -\mathbf{x}_{3}^{\mathrm{T}} - \\ \vdots \\ -\mathbf{x}_{4}^{\mathrm{T}} - \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \\ 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$
 
$$\mathbf{x}\mathbf{w} = \mathbf{y}$$
 
$$\mathbf{w} = \mathbf{x}^{-1}\mathbf{y}$$

 $X_1, X_2, X_3 \dots, X_{d+1}, X_{d+2}$ 

$$\mathbf{x}_j = \sum_{i \neq j} \mathbf{x}_i a_i$$
  $\mathbf{w}^T \mathbf{x}_j = \sum_{i \neq j} \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i a_i$   $y_i = \text{sign}(a_i)$   $y_j = -1$ 

#### Сколько нужно данных?

$$P[|E_{in}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le m_H(2N)4e^{-\epsilon^{\frac{1}{8}N}}$$

$$\approx N^{d_{VC}} e^{-N}$$

$$N \ge 10 d_{VC}$$

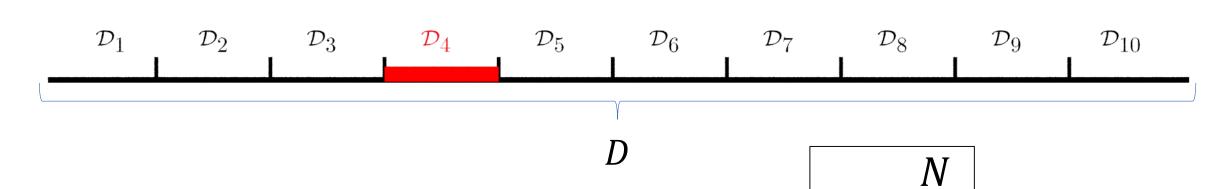
#### Валидация

$$(\mathbf{x_1}, \mathbf{y_1}), (\mathbf{x_2}, \mathbf{y_2}), \dots, (\mathbf{x_K}, \mathbf{y_K}) \in \mathbf{D}_{val}$$
  $E_{val}(h) = \frac{1}{K} \sum_{1}^{K} e(h(\mathbf{x_k}), f(\mathbf{x_k}))$ 

$$P[|E_{val}(h) - E_{out}(h)| > \epsilon] \le 2e^{-\epsilon^2 N}$$

$$K = \frac{N}{5}$$

#### Кросс-валидация



#### Train-Val-Test

• Обучаем алгоритм на **train** 

• Оптимизируем алгоритм (гиперпараметры) на val (cross-val)

• Проверяем алгоритм на **test**