## Обучение регрессии — это оптимизация

Обучающая выборка:  $X^\ell=(x_i,y_i)_{i=1}^\ell$ ,  $x_i\in\mathbb{R}^n$ ,  $y_i\in\mathbb{R}$ 

Модель регрессии — линейная:

$$a(x, w) = \langle x, w \rangle = \sum_{j=1}^{n} f_j(x) w_j, \qquad w \in \mathbb{R}^n$$

Функция потерь — квадратичная:

$$\mathscr{L}(a,y)=(a-y)^2$$

Метод обучения — метод наименьших квадратов:

$$Q(w) = \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i, w) - y_i)^2 \rightarrow \min_{w}$$

**1** Проверка по тестовой выборке  $X^k = (\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)_{i=1}^k$ :

$$\bar{Q}(w) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} (a(\tilde{x}_i, w) - \tilde{y}_i)^2$$

## Обучение классификации — тоже оптимизация

Обучающая выборка:  $X^{\ell}=(x_i,y_i)_{i=1}^{\ell}, \;\; x_i\in\mathbb{R}^n, \;\; y_i\in\{-1,+1\}$ 

Модель классификации — линейная:

$$a(x, w) = \operatorname{sign}\langle x, w \rangle$$

Непрерывная аппроксимация бинарной функции потерь:

$$\mathscr{L}(a, y) = [\langle x_i, w \rangle y_i < 0] \leqslant \mathscr{L}(\langle x_i, w \rangle y_i),$$

где  $M_i(w) = \langle x_i, w \rangle y_i$  — *отступ* (margin) объекта  $x_i$ 

Метод обучения — минимизация эмпирического риска:

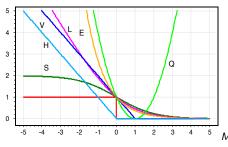
$$Q(w) = \sum_{i=1}^{\ell} \left[ a(x_i, w) y_i < 0 \right] \leqslant \sum_{i=1}^{\ell} \mathscr{L} \left( \langle x_i, w \rangle y_i \right) \to \min_{w}$$

**1** Проверка по тестовой выборке  $X^k = (\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)_{i=1}^k$ :

$$\bar{Q}(w) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} \left[ \langle \tilde{x}_i, w \rangle \tilde{y}_i < 0 \right]$$

## Непрерывные аппроксимации пороговой функции потерь

Часто используемые непрерывные функции потерь  $\mathscr{L}(M)$ :



$$V(M)=(1-M)_+$$
 — кусочно-линейная (SVM);   
 $H(M)=(-M)_+$  — кусочно-линейная (Hebb's rule);   
 $L(M)=\log_2(1+e^{-M})$  — логарифмическая (LR);   
 $Q(M)=(1-M)^2$  — квадратичная (FLD);   
 $S(M)=2(1+e^M)^{-1}$  — сигмоидная (ANN);   
 $E(M)=e^{-M}$  — экспоненциальная (AdaBoost);   
 $M<0$