

Лекция 2. Линейная регрессия.

Рассматриваем: $\mathbb{Y} = \mathbb{R}$, $\mathbb{X} = \mathbb{R}^2 \Rightarrow$ все признаки вещественные.

Линейная модель:
$$a(x) = \underbrace{w_0}_{bias} + \sum_{j=1}^d \underbrace{w_j}_{weights} \cdot x_j$$

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_d \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^d, \quad w = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_d \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^d, \quad \text{тогда}$$

$$a(x) = w_0 + \langle w, x \rangle$$

Предположение: есть константный признак $x_1 \equiv 1 \Rightarrow \dots + w_1 x_1 + \dots = \dots w_1 + \dots$, тогда

$$a(x) = \langle w, x \rangle$$

Применимость линейных моделей:

$$a(x) = w_0 + w_1 \cdot \text{площадь} + w_2 \cdot \text{этаж} + w_3 \cdot \text{расстояние до метро} \Rightarrow \begin{matrix} \star \text{ признаки влияют независимо} \\ \star \text{ признаки влияют линейно} \end{matrix} \Rightarrow \text{для линейных моделей данные нужно готовить!}$$

Функции потерь:

MSE. $L(y, z) = (y - z)^2, \quad Q(a, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2, \quad \underline{RMSE.} \quad Q(a, X) = \sqrt{\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x) - y_i)^2}$ $\left(\begin{matrix} 1. \text{ похоже на дисперсию.} \\ 2. \text{ стимулирует подгонку} \\ \text{под выбросы.} \\ 3. \text{ по производной можно} \\ \text{понять близость} \\ \text{к экстремуму.} \end{matrix} \right)$

$$\underbrace{R^2}_{\text{коэффициент детерминации}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{\ell} (y_i - \bar{y})^2}, \quad a(x_i) = y_i \Rightarrow R^2 = 1, \quad a(x_i) = \bar{y} \Rightarrow R^2 = 0$$

То есть для разумных моделей $\boxed{0 < R^2 \leq 1}$, чем ближе к единице, тем лучше!

MAE. $L(y, z) = |y - z|, \quad Q(a, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} |a(x_i) - y_i|$ $\left(\begin{matrix} 1. \text{ лучше игнорирует} \\ \text{выбросы.} \\ 2. \text{ производная везде} \\ \text{одинаковая } (\pm 1), \\ \text{что не полезно.} \end{matrix} \right)$

Huber loss.
$$L_{\delta}(y, z) = \begin{cases} \frac{1}{2} (y - z)^2, & |y - z| < \delta \\ \delta \left(|y - z| - \frac{1}{2} \delta \right), & |y - z| \geq \delta \end{cases}$$
 $\left(\begin{matrix} 1. \text{ при квадратичном поведении:} \\ \text{сильно штрафует за отклонения} \\ \text{от правильного отклонения.} \\ 2. \text{ при линейном поведении:} \\ \text{все равно на большие ошибки.} \\ 3. \text{ Итог: чем больше } \delta, \text{ тем} \\ \text{более сильные ошибки не считаем} \\ \text{за выбросы.} \\ 4. \text{ проблема со второй производной.} \end{matrix} \right)$

Log-Cosh. $L(y, z) = \log \cosh(y - z)$ $\left(\begin{matrix} 1. \text{ вторая производная непрерывна.} \\ 2. \text{ точка разрыва в точке перехода.} \end{matrix} \right)$

MSLE.
$$L(y, z) = (\log(z + 1) - \log(y + 1))^2, \quad \begin{cases} y \geq 0 \\ z \geq 0 \end{cases}$$

Относительные функции потерь.
$$L(y, z) = \left| \frac{y - z}{y} \right|, \quad Q(a, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \left| \frac{y_i - a(x_i)}{y_i} \right| - MAPE$$
 $\left(\begin{matrix} 1. \text{ Интерпретируемость.} \\ L = 2 \Rightarrow \text{ошибся в 3 раза.} \\ 2. \text{ Хороши при разных масштабах } y. \\ y_1, y_2 = 1000, 1 \\ z_1, z_2 = 999, 0 \end{matrix} \right)$

Квантильная функция потерь.
$$L(y, z) = (\tau - 1)[y - z < 0](y - z) + \tau[y - z \geq 0](y - z)$$