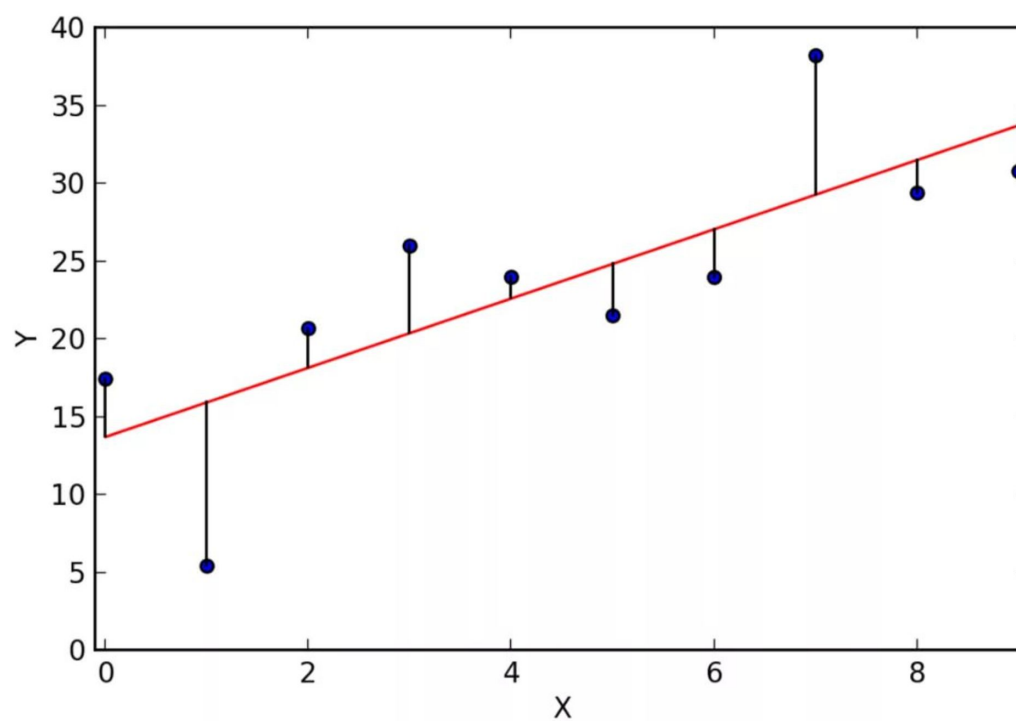


# Функция потерь для обучения

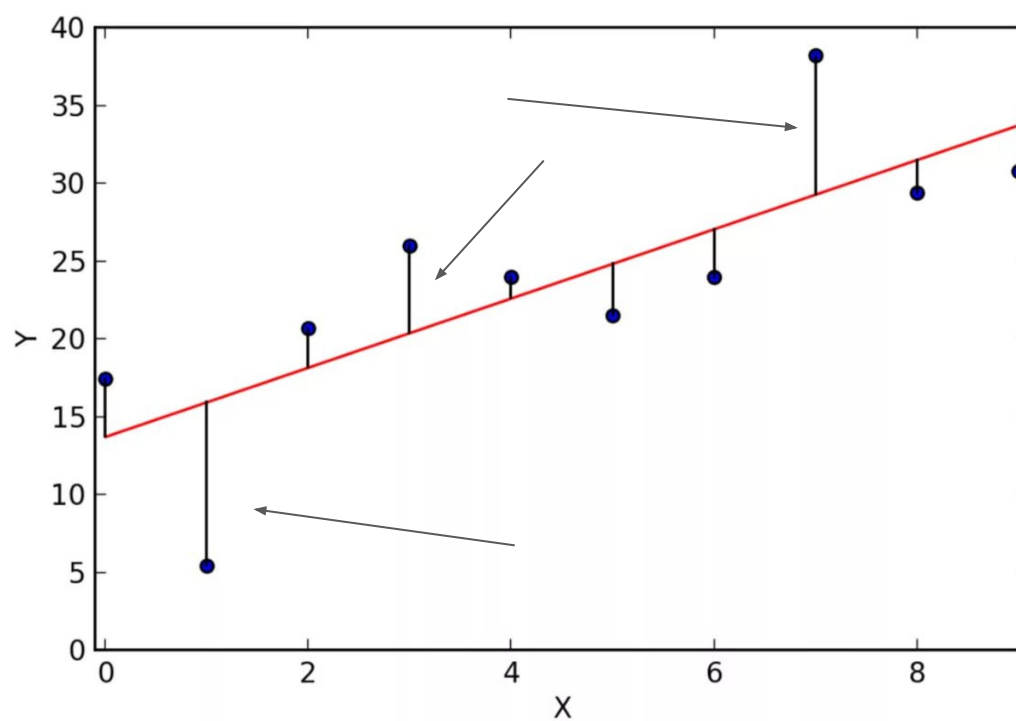
# Функция потерь регрессии

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (\hat{y}_i - y_i)^2$$



# Функция потерь регрессии

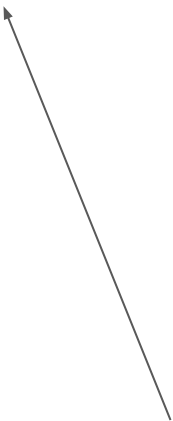
$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (\hat{y}_i - y_i)^2$$



# Функция потерь бинарной классификации

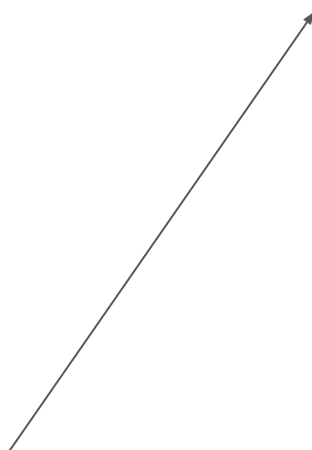
$$H_p(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \times \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \times \log(1 - p(y_i))$$

# Функция потерь бинарной классификации

$$H_p(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \times \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \times \log(1 - p(y_i))$$


# Функция потерь бинарной классификации

$$H_p(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \times \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \times \log(1 - p(y_i))$$



# Поговорим про GAN

В классификации используется **функция потерь L**:

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log D(x_i) + (1 - y_i) \log(1 - D(x_i)),$$

где  **$D(x_i)$**  — выход дискриминатора,  $y_i \in \{0,1\}$  — метка объекта.

# Поговорим про GAN

Перепишем функцию потерь:

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i: y_i = 1} \log D(x_i) - \frac{1}{n} \sum_{i: y_i = 0} \log(1 - D(x_i))$$



# Поговорим про GAN

Мы договорились, что  $X$  — класс 1, а  $\hat{X} = G(Z)$  — класс 0.

Тогда функция потерь имеет вид:

$$L(D, G) = -\frac{1}{n} \sum_{x_i \in X} \log D(x_i) - \frac{1}{n} \sum_{z_i \in Z} \log(1 - D(G(z_i)))$$

# Поговорим про GAN

$$\max_{\textcolor{red}{G}} \min_{\textcolor{blue}{D}} L(\textcolor{blue}{D}, \textcolor{red}{G})$$

# Поговорим про GAN

$\max_G \min_D L(D, G)$

G

D



Дискриминатор “пытается” меньше ошибаться

# Поговорим про GAN

$\max \min L(\textcolor{blue}{D}, \textcolor{red}{G})$

$\textcolor{red}{G}$

$\textcolor{blue}{D}$

Генератор “заставляет” дискриминатор ошибиться

# Какие могут быть сложности?

$$L(\textcolor{blue}{D}, \textcolor{red}{G}) = -\frac{1}{n} \sum_{x_i \in X} \log \textcolor{blue}{1} - \frac{1}{n} \sum_{z_i \in Z} \log(1 - \textcolor{red}{0}) = 0 = \text{const}$$