

# Машинное обучение

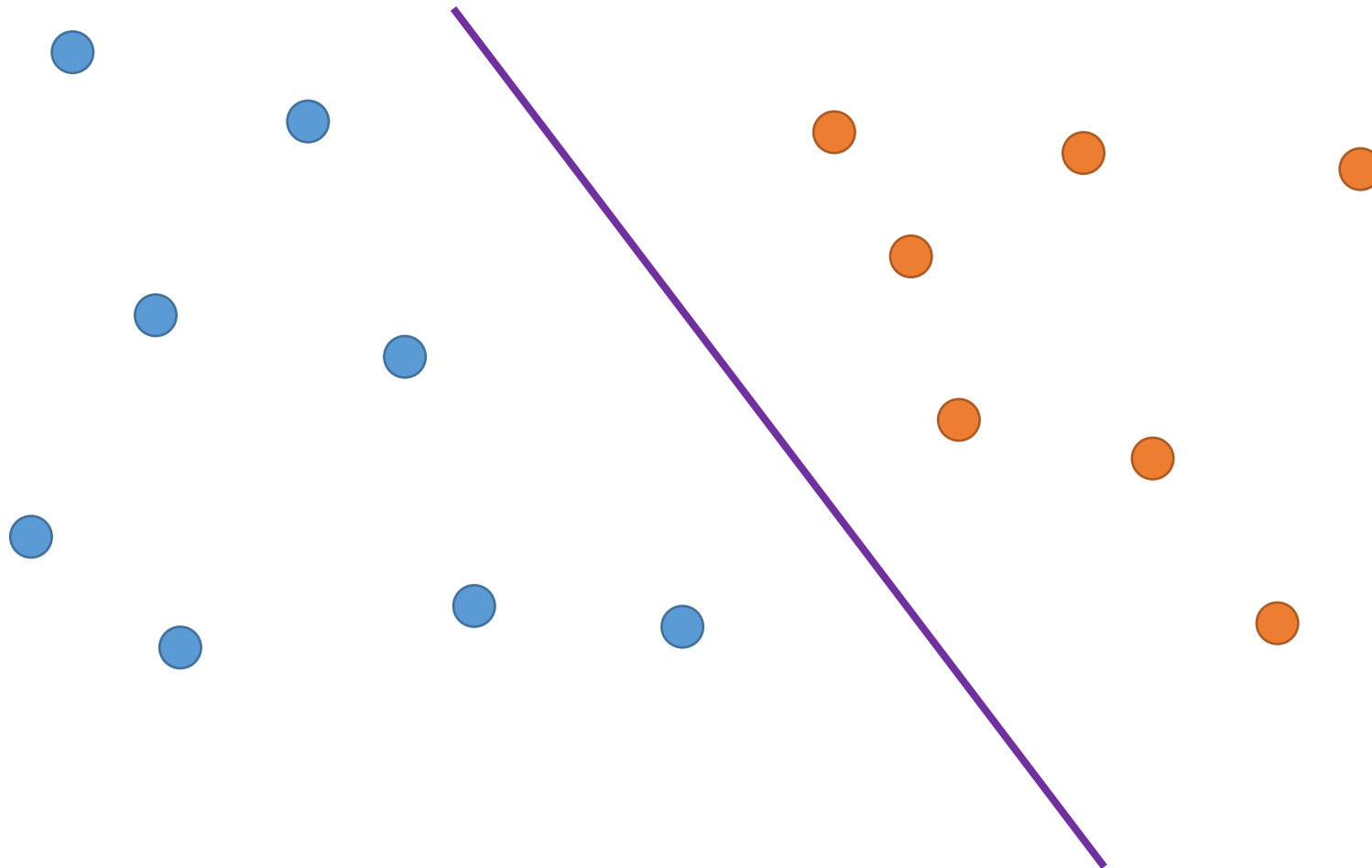
Лекция 6

Многоклассовая классификация, работа с категориальными признаками

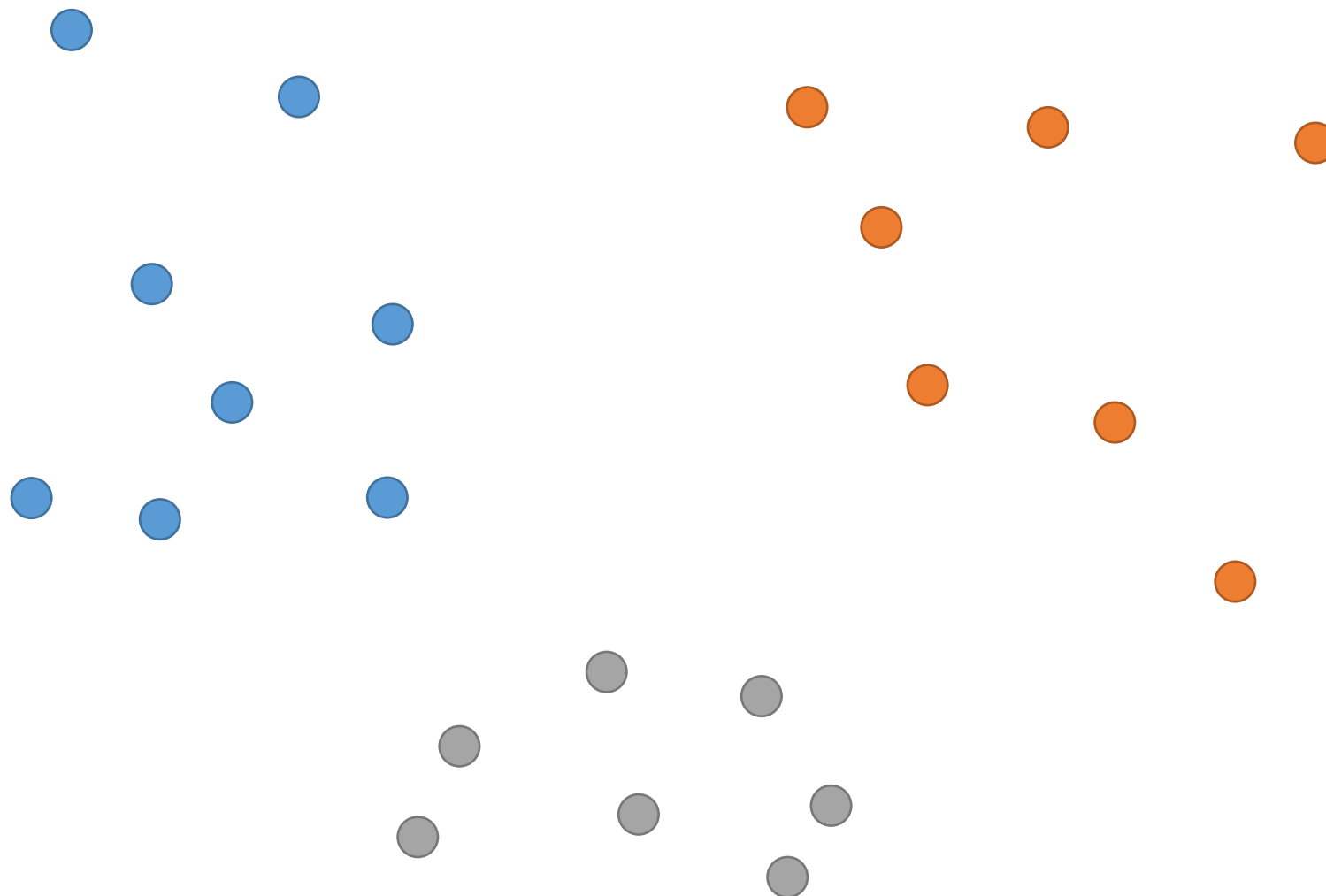
НИУ ВШЭ, 2021

Многоклассовая классификация

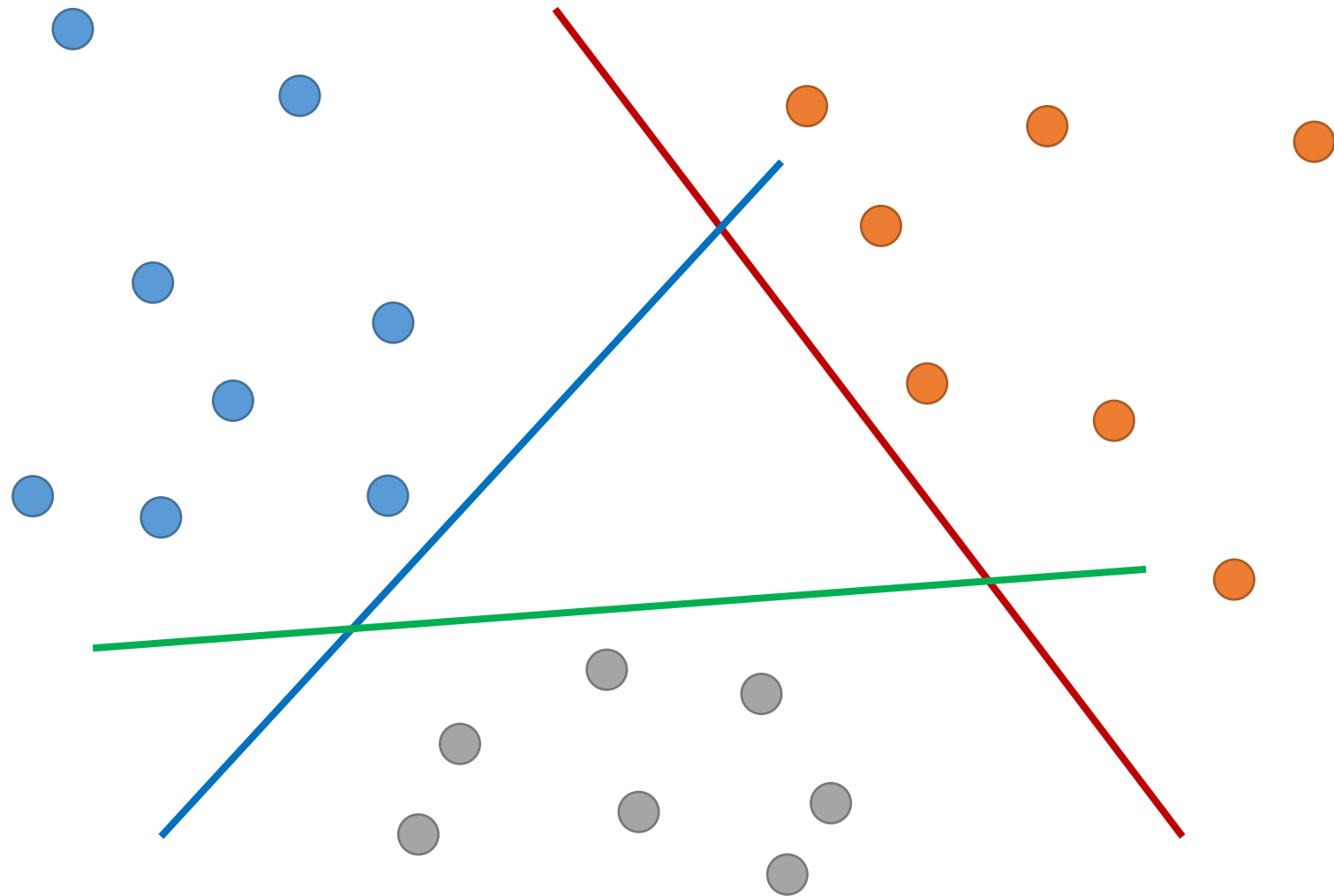
# Бинарная классификация



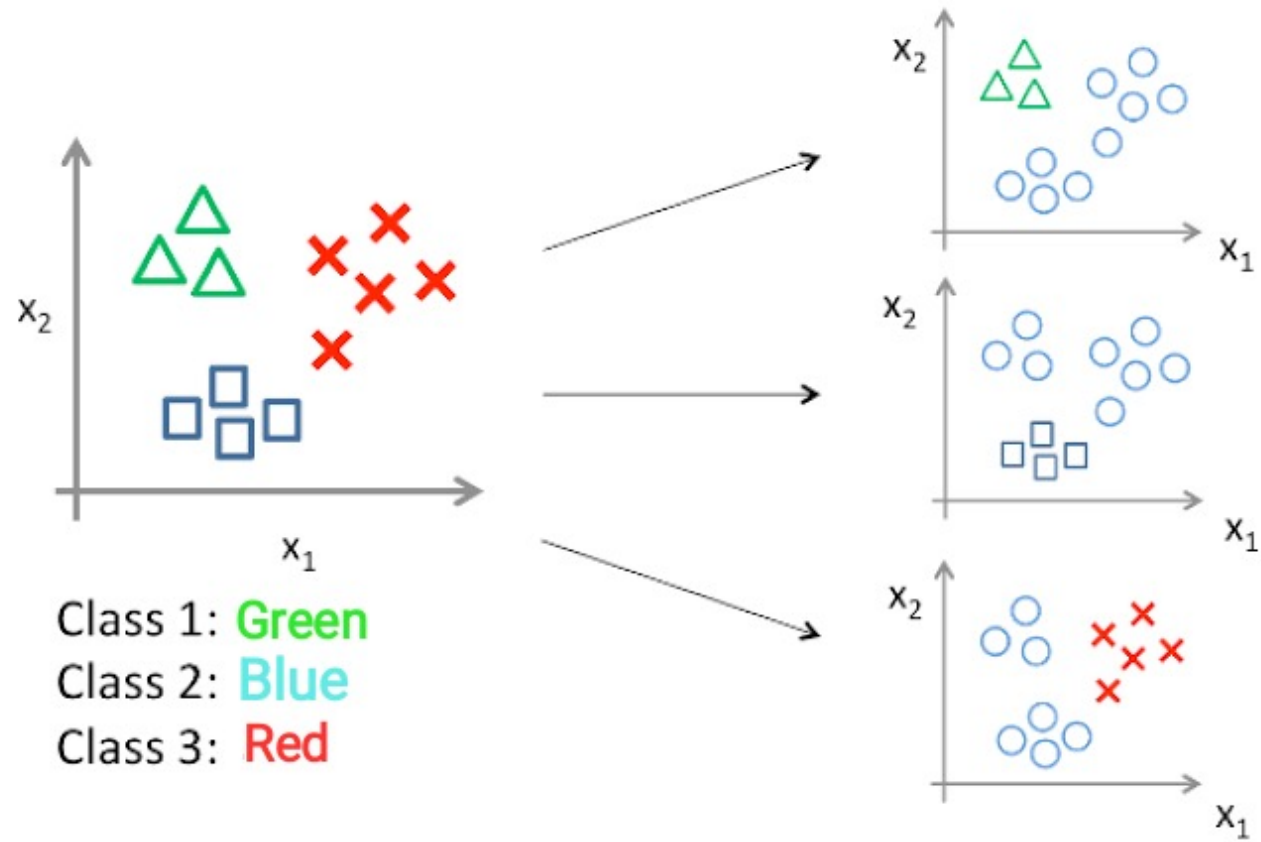
# Многоклассовая классификация



# Многоклассовая классификация



# One-vs-All (One-vs-Rest)



# One-vs-All

- $K$  классов:  $\mathbb{Y} = \{1, \dots, K\}$
- $X_k = (x_i, [y_i = k])_{i=1}^{\ell}$
- Обучаем  $a_k(x)$  на  $X_k$ ,  $k = 1, \dots, K$
- $a_k(x)$  должен выдавать оценки принадлежности классу (например,  $\langle w, x \rangle$  или  $\sigma(\langle w, x \rangle)$ )
- Итоговая модель:

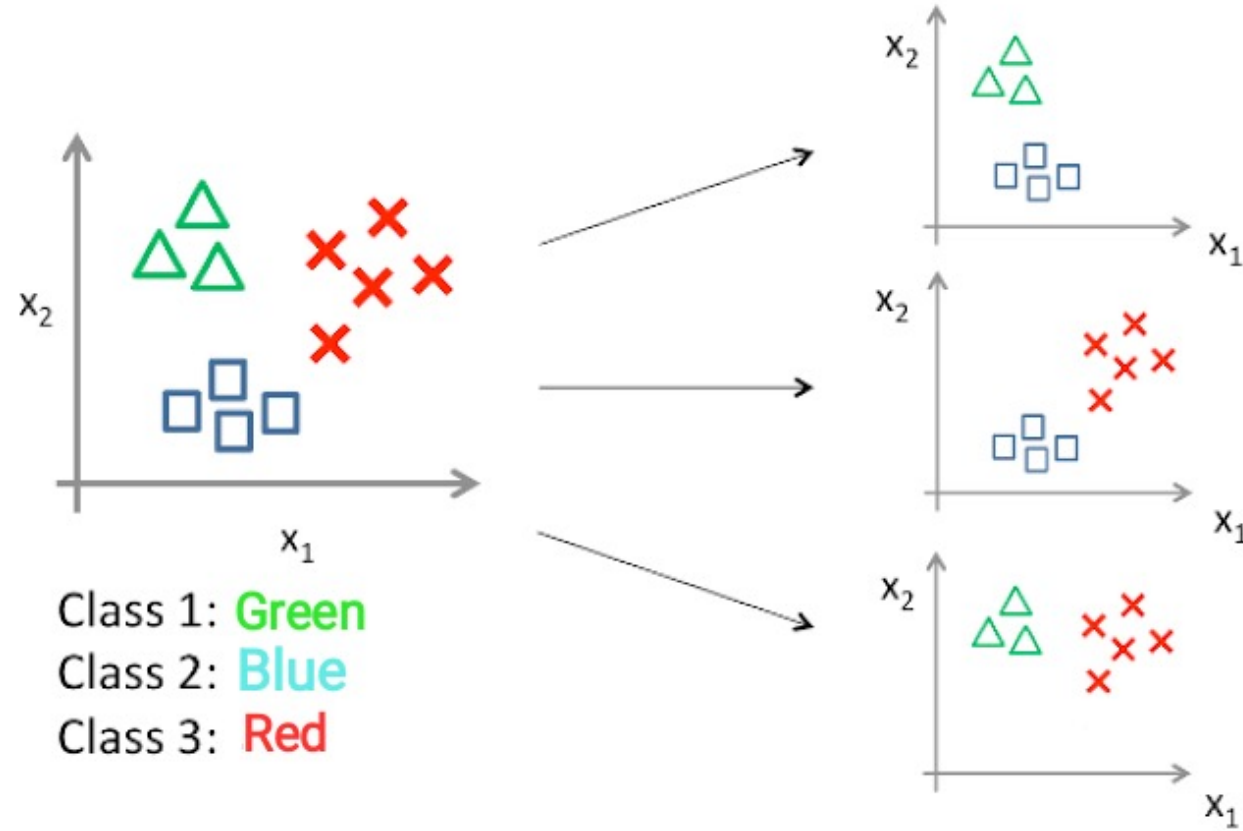
$$a(x) = \arg \max_{k=1, \dots, K} a_k(x)$$

# One-vs-All

- Модель  $a_k(x)$  при обучении не знает, что её выходы будут сравнивать с выходами других моделей
- Нужно обучать  $K$  моделей



# All-vs-All (One-vs-One)



# All-vs-All

- $X_{km} = \{(x_i, y_i) \in X \mid y_i = k \text{ или } y_i = m\}$
- Обучаем  $a_{km}(x)$  на  $X_{km}$
- Итоговая модель:

$$a(x) = \arg \max_{k \in \{1, \dots, K\}} \sum_{m=1}^K [a_{km}(x) = k]$$

# All-vs-All

- Нужно обучать порядка  $K^2$  моделей
- Зато каждую обучаем на небольшой выборке

# Доля ошибок

- Функционал ошибки — доля ошибок (error rate)

$$Q(a, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} [a(x_i) \neq y_i]$$

- Нередко измеряют долю верных ответов (accuracy):

$$Q(a, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} [a(x_i) = y_i]$$

- Подходит для многоклассового случая!

# Общие подходы

## Микро-усреднение

Вычисляем  $TP_k, FP_k, FN_k, TN_k$  для каждого класса

Суммируем по всем классам, получаем TP, FP, FN, TN

Подставляем их в формулу для precision/recall/...

$$\text{Precision} = \frac{\sum_k TP_k}{\sum_k TP_k + \sum_k FP_k}$$

## Макро-усреднение

Вычисляем нужную метрику для каждого класса (например,  $\text{precision}_1, \dots, \text{precision}_K$ )

Усредняем по всем классам

$$\text{Precision} = \frac{\sum_k \text{Precision}_k}{K}$$

# Общие подходы

Микро-усреднение

Крупные классы вносят большой вклад

Макро-усреднение

Игнорирует размеры классов

Работа с категориальными  
признаками

# Кодирование категориальных признаков

Район
ЦАО
ЮАО
ЦАО
САО
ЮАО




# Label encoding

- Значения признака «район»:  $U = \{u_1, \dots, u_m\}$
- Новые признаки вместо  $x_j$ : каждая категория заменяется числом от 0 до  $m-1$
- **Label encoding**

# Label encoding

Район	Район
ЦАО	0
ЮАО	1
ЦАО	0
САО	2
ЮАО	0



# Label encoding

- Label encoding может плохо работать для категориальных признаков, но хорошо – для порядковых

# One-hot encoding

- Значения признака «район»:  $U = \{u_1, \dots, u_m\}$
- Новые признаки вместо  $x_j$ :  $[x_j = u_1], \dots, [x_j = u_m]$
- **One-hot encoding**

# One-hot encoding

Район		ЦАО	ЮАО	САО
ЦАО		1	0	0
ЮАО		0	1	0
ЦАО	→	1	0	0
САО		0	0	1
ЮАО		0	1	0

# One-hot encoding

- One-hot encoding может плохо работать в случае большого числа категориальных признаков с большим числом категорий

# Mean encoding

Район	Цена
ЦАО	10.000.000
ЮАО	4.000.000
ЦАО	9.000.000
САО	7.000.000
ЮАО	5.000.000

# Mean encoding

- Не хотим сильно увеличивать размер выборки только из-за кодирования признаков
- Хотим передать информацию о целевой переменной в данные – это может позволить ускорить обучение
- **Mean encoding (target encoding)**



# Mean encoding

- Значения признака  $x_j$ :  $U_j = \{u_1, \dots, u_m\}$
- Посчитаем все категории в обучающей выборке:

$$\text{count}(j, u_p) = \sum_{i=1}^{\ell} [x_{ij} = u_p]$$

# Mean encoding

- Значения признака  $x_j$ :  $U_j = \{u_1, \dots, u_m\}$
- Для регрессии посчитаем суммарный ответ в категории:

$$\text{target}(j, u_p) = \sum_{i=1}^{\ell} [x_{ij} = u_p] y_i$$

# Mean encoding

- Значения признака  $x_j$ :  $U_j = \{u_1, \dots, u_m\}$
- Для классификации посчитаем классы в категории:

$$\text{target}_k(j, u_p) = \sum_{i=1}^{\ell} [x_{ij} = u_p] [y_i = k]$$

# Mean encoding

- Задача регрессии
- Заменим категориальный признак на числовой:

$$\widetilde{x_{ij}} = \frac{\text{target}(j, x_{ij})}{\text{count}(j, x_{ij})}$$

# Mean encoding

- Задача классификации
- Заменим категориальный признак на  $K$  числовых:

$$\widetilde{x}_{ij} = \left( \frac{\text{target}_1(j, x_{ij})}{\text{count}(j, x_{ij})}, \dots, \frac{\text{target}_K(j, x_{ij})}{\text{count}(j, x_{ij})} \right)$$

# Mean encoding

Район	Цена
ЦАО	10.000.000
ЮАО	4.000.000
ЦАО	9.000.000
САО	7.000.000
ЮАО	5.000.000



Район	Счётчик	Цена
ЦАО	9.500.000	10.000.000
ЮАО	4.500.000	4.000.000
ЦАО	9.500.000	9.000.000
САО	7.000.000	7.000.000
ЮАО	4.500.000	5.000.000

# Mean encoding

- В отличие от label encoding, где мы кодируем признак случайными категориями, тут намного больше смысла
- Однако, раз мы добавляем информацию о целевой переменной в данные, то можно легко переобучиться

# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 1: добавление шума

Район	Счётчик	Цена
ЦАО	9.500.000	10.000.000
ЮАО	4.500.000	4.000.000
ЦАО	9.500.000	9.000.000
САО	7.000.000	7.000.000
ЮАО	4.500.000	5.000.000



Район	Счётчик	Цена
ЦАО	9.130.000	10.000.000
ЮАО	4.023.000	4.000.000
ЦАО	10.124.000	9.000.000
САО	7.942.000	7.000.000
ЮАО	4.728.000	5.000.000



# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 2: добавление априорных величин в счётчики (сглаживание)

$$\widetilde{x}_{ij} = \frac{\text{target}(j, x_{ij}) + a}{\text{count}(j, x_{ij}) + b}$$

- Например:

$$\widetilde{x}_{ij} = \frac{\text{target}(j, x_{ij}) + w * \text{mean}(y)}{\text{count}(j, x_{ij}) + w}$$

# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 3: кросс-валидация счётчиков

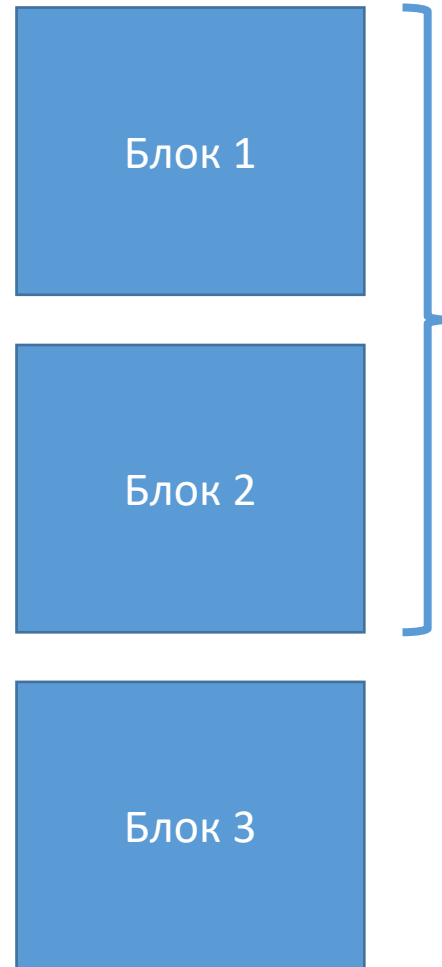
Блок 1

Блок 2

Блок 3

# Борьба с переобучением в счётчиках

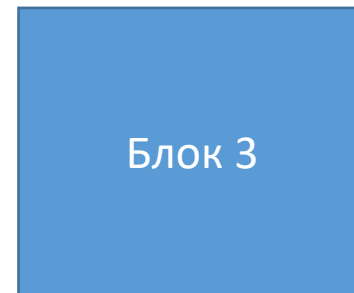
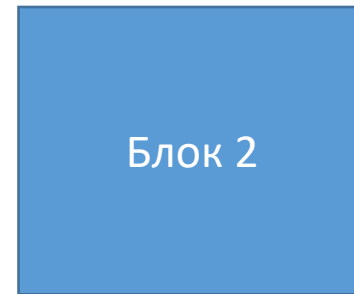
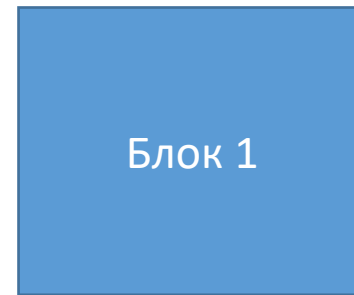
- Решение 3: кросс-валидация счётчиков



Считаем  $\text{count}(j, u_p)$  и  $\text{target}(j, u_p)$

# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 3: кросс-валидация счётчиков



Считаем  $\text{count}(j, u_p)$  и  $\text{target}(j, u_p)$

Вычисляем признаки:  $\widetilde{x}_{ij} = \frac{\text{target}(j, x_{ij})}{\text{count}(j, x_{ij})}$

# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 3: кросс-валидация счётчиков

Блок 1

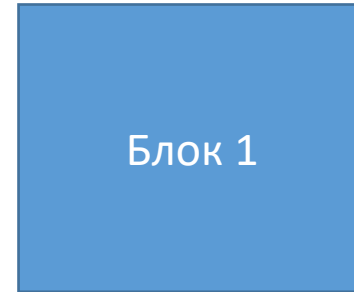
Блок 2

Блок 3

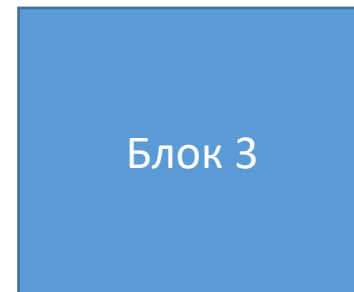
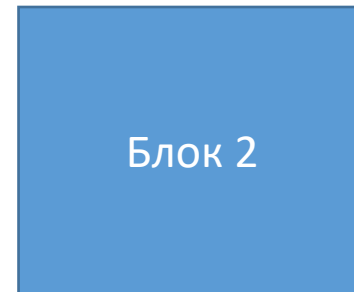
Считаем  $\text{count}(j, u_p)$  и  $\text{target}(j, u_p)$

# Борьба с переобучением в счётчиках

- Решение 3: кросс-валидация счётчиков



Вычисляем признаки:  $\widetilde{x}_{ij} = \frac{\text{target}(j, x_{ij})}{\text{count}(j, x_{ij})}$



Считаем  $\text{count}(j, u_p)$  и  $\text{target}(j, u_p)$

# Mean encoding

- Mean encoding позволяет заменить категориальный признак на один числовой
- Могут привести к переобучению
- Можно бороться с ним через добавление шума, априорных значений или кросс-валидацию