# Кодирование категориальных признаков

Кантонистова Е.О.

# КОДИРОВАНИЕ КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ: ONE-HOT ENCODING

• Предположим, категориальный признак  $f_j(x)$  принимает m различных значений:  $\mathcal{C}_1,\mathcal{C}_2,\ldots,\mathcal{C}_m$ .

Пример: еда может быть горькой, сладкой, солёной или кислой (4 возможных значения признака).

# КОДИРОВАНИЕ КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ: ONE-HOT ENCODING

• Предположим, категориальный признак  $f_j(x)$  принимает m различных значений:  $\mathcal{C}_1,\mathcal{C}_2,\ldots,\mathcal{C}_m$ .

Пример: еда может быть *горькой, сладкой, солёной или кислой* (4 возможных значения признака).

• Заменим категориальный признак на m бинарных признаков:  $b_i(x) = [f_j(x) = C_i]$  (индикатор события).

Тогда One-Hot кодировка для нашего примера будет следующей:

горький = 
$$(1,0,0,0)$$
, сладкий =  $(0,1,0,0)$ , солёный =  $(0,0,1,0)$ , кислый =  $(0,0,0,1)$ .

# СЧЁТЧИКИ

**Счётчик (mean target encoding)** — это вероятность получить значение целевой переменной для данного значения категориального признака.

# СЧЁТЧИКИ (ПРИМЕР)

|    | feature | target |
|----|---------|--------|
| 0  | Moscow  | 0      |
| 1  | Moscow  | 1      |
| 2  | Moscow  | 1      |
| 3  | Moscow  | 0      |
| 4  | Moscow  | 0      |
| 5  | Tver    | 1      |
| 6  | Tver    | 1      |
| 7  | Tver    | 1      |
| 8  | Tver    | 0      |
| 9  | Klin    | 0      |
| 10 | Klin    | 0      |
| 11 | Tver    | 1      |

# СЧЁТЧИКИ (ПРИМЕР)

|    | feature | target |
|----|---------|--------|
| 0  | Moscow  | 0      |
| 1  | Moscow  | 1      |
| 2  | Moscow  | 1      |
| 3  | Moscow  | 0      |
| 4  | Moscow  | 0      |
| 5  | Tver    | 1      |
| 6  | Tver    | 1      |
| 7  | Tver    | 1      |
| 8  | Tver    | 0      |
| 9  | Klin    | 0      |
| 10 | Klin    | 0      |
| 11 | Tver    | 1      |

|    | feature | feature_mean | target |
|----|---------|--------------|--------|
| 0  | Moscow  | 0.4          | 0      |
| 1  | Moscow  | 0.4          | 1      |
| 2  | Moscow  | 0.4          | 1      |
| 3  | Moscow  | 0.4          | 0      |
| 4  | Moscow  | 0.4          | 0      |
| 5  | Tver    | 0.8          | 1      |
| 6  | Tver    | 0.8          | 1      |
| 7  | Tver    | 0.8          | 1      |
| 8  | Tver    | 0.8          | 0      |
| 9  | Klin    | 0.0          | 0      |
| 10 | Klin    | 0.0          | 0      |
| 11 | Tver    | 0.8          | 1      |

# ъ СЧЁТЧИКИ: ПРИМЕР

| city   | target | 0   | 1   | 2   |
|--------|--------|-----|-----|-----|
| Moscow | 1      | 1/4 | 1/2 | 1/4 |
| London | 0      | 1/2 | 0   | 1/2 |
| London | 2      | 1/2 | 0   | 1/2 |
| Kiev   | 1      | 1/2 | 1/2 | 0   |
| Moscow | 1      | 1/4 | 1/2 | 1/4 |
| Moscow | 0      | 1/4 | 1/2 | 1/4 |
| Kiev   | 0      | 1/2 | 1/2 | 0   |
| Moscow | 2      | 1/4 | 1/2 | 1/4 |

#### СЧЁТЧИКИ В ЗАДАЧЕ БИНАРНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ

В случае бинарной классификации счётчики можно задать формулой:

$$Likelihood = \frac{Goods}{Goods + Bads} = mean(target),$$

где Goods – число единиц в столбце target,

Bads – число нулей в столбце target.

#### СЧЁТЧИКИ (ОБЩАЯ ФОРМУЛА)

- Пусть целевая переменная y принимает значения от 1 до K.
- Закодируем категориальную переменную f(x) следующим способом:

$$counts(u, X) = \sum_{(x,y)\in X} [f(x) = u]$$

$$successes_k(u, X) = \sum_{(x,y) \in X} [f(x) = u][y = k], k = 1, ..., K$$

Тогда кодировка:

$$mean\_target_k(x, X) = \frac{successes_k(f(x), X)}{counts(f(x), X)} \approx p(y = k|f(x))$$

# СЧЁТЧИКИ (ОБЩАЯ ФОРМУЛА)

$$counts(u, X) = \sum_{(x,y)\in X} [f(x) = u]$$

$$successes_k(u, X) = \sum_{(x,y) \in X} [f(x) = u][y = k], k = 1, ..., K$$

Тогда кодировка:

$$mean\_target_k(x, X) = \frac{successes_k(f(x), X)}{counts(f(x), X)}$$

Недостаток? Когда такой способ кодирования переобучит наш алгоритм?

## СЧЁТЧИКИ (ОБЩАЯ ФОРМУЛА)

$$counts(u, X) = \sum_{(x,y)\in X} [f(x) = u]$$

$$successes_k(u, X) = \sum_{(x,y) \in X} [f(x) = u][y = k], k = 1, ..., K$$

Тогда кодировка:

$$mean\_target_k(x, X) = \frac{successes_k(f(x), X)}{counts(f(x), X)}$$

Недостаток? Когда такой способ кодирования переобучит наш алгоритм?

Ответ: если в данных много редких категорий.

# СЧЁТЧИКИ: ОПАСНОСТЬ ПЕРЕОБУЧЕНИЯ

Вычисляя счётчики, мы закладываем в признаки информацию о целевой переменной и, тем самым, переобучаемся!

#### РЕШЕНИЕ 1: СГЛАЖИВАНИЕ

Используем счётчики (mean target encoding) со сглаживанием:

$$\frac{mean(target) \cdot n_{rows} + global\ mean \cdot \alpha}{n_{rows} + \alpha}$$

 $n_{rows}$  - количество строк в категории,

lpha – параметр регуляризации.

# РЕШЕНИЕ 2: TRAIN-TEST SPLIT

• Можно вычислять счётчики так:

| city   | target |   |
|--------|--------|---|
| Moscow | 1      |   |
| London | 0      | Вычисляем счетчики по<br>- этой части       |
| London | 2      | Storr Addir.                                |
| Kiev   | 1      |   |
| Moscow | 1      |   |
| Moscow | 0      | Кодируем признак<br>вычисленными счётчиками |
| Kiev   | 0      | и обучаемся по этой части                   |
| Moscow | 2      |   |

# РЕШЕНИЕ 2\*: КРОСС-ВАЛИДАЦИЯ

Более продвинутый способ (по кросс-валидации):

1) Разбиваем выборку

на m частей  $X_1, \dots, X_m$ 

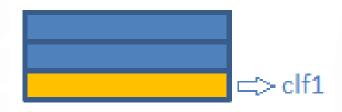
2) На каждой части  $X_i$ 

значения признаков

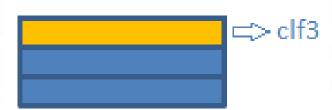
вычисляются по

оставшимся частям:

$$x \in X_i \Rightarrow g_k(x) = g_k(x, X \setminus X_i)$$

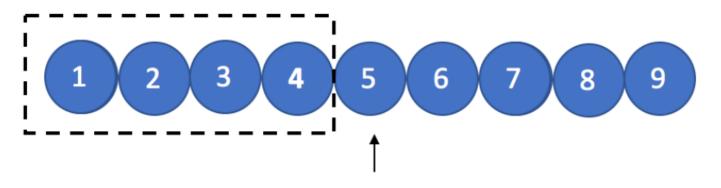






# РЕШЕНИЕ 3: EXPANDING MEAN-CXEMA

Суть схемы заключается в том, чтобы пройти по отсортированному в определенном порядке датасету и для подсчета счетчика для строки m использовать строки от 0 до m-1.



Running mean calculation.

Numbers are assigned randomly to each observation. Only 1-4 are used to find encoding for 5

## БОРЬБА С ПЕРЕОБУЧЕНИЕМ В СЧЁТЧИКАХ

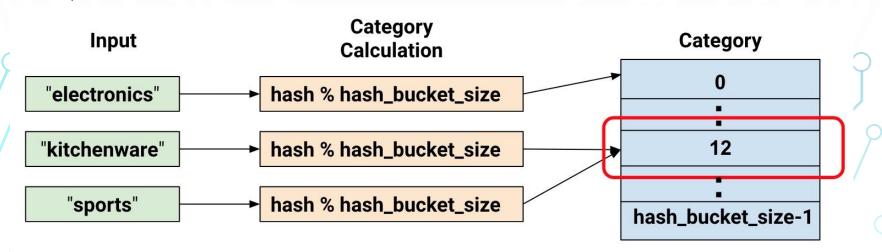
- Вычисление счётчиков по кросс-валидации
- Сглаживание
- Добавление случайных шумов
- Expanding mean

#### ХЭШИРОВАНИЕ ПРИЗНАКОВ

- Если у категориального признака слишком много значений, скажем, миллион, то после применения onehot кодировки мы получим миллион новых столбцов. С такой огромной матрицей тяжело работать.
- Хэширование развивает идею one-hot кодирования, но позволяет получать любое заранее заданное число новых числовых столбцов после кодировки.

#### АЛГОРИТМ ХЭШИРОВАНИЯ

- Т) Для каждого значения признака вычисляем значение некоторой функции хэш-функции (hash)
- 2) Задаем hash\_bucket\_size итоговое количество различных значений категориального признака.
- 3) Берем остаток: hash % hash\_bucket\_size тем самым кодируем каждое значение признака числом от 0 до hash\_bucket\_size-1.
- 4) Дальше к полученным числам применяем ОНЕ.

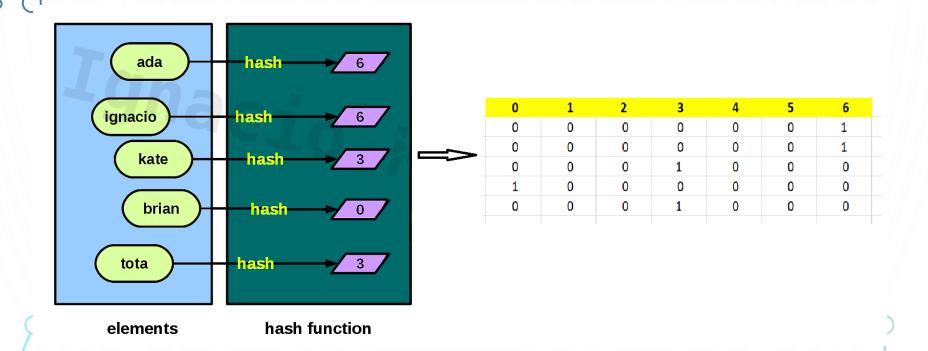


# ЧТО ДЕЛАЕТ ХЭШ-ФУНКЦИЯ

<u>Идея:</u> хэш-функция группирует значения категориального признака:

- часто встречающиеся значения признака формируют отдельные группы
- редко встречающиеся значения попадают в одну группу при группировке

### ХЭШИРОВАНИЕ ПРИЗНАКОВ: ПРИМЕР



#### ХЭШИРОВАНИЕ

- Хэширование это способ кодирования категориальных данных, принимающих множество различных значений, показывающий хорошие результаты на практике.
- Хэширование позволяет закодировать любое значение категориального признака (в том числе то, которого не было в тренировочной выборке).

Статья про хэширование:

https://arxiv.org/abs/1509.05472

## ЧТО ПОЧИТАТЬ ПРО КОДИРОВАНИЕ КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ

- Лекция Жени Соколова
- Блог Александра Дьяконова
- Кусочек статьи с Хабра про хеширование