# Рубежный контроль №1

# Тема: Технологии разведочного анализа и обработки данных.

Вариант 18. Номер задачи №3. Номер набора данных №2.

Задача №3. Для заданного набора данных произведите масштабирование данных (для одного признака) и преобразование категориальных признаков в количественные двумя способами (label encoding, one hot encoding) для одного признака.

# Текстовое описание набора данных

В качестве набора данных мы будем использовать набор данных <u>FiveThirtyEight Comic</u> Characters Dataset

Набор данных содержит колонки:

- раде іd уникальный идентификатор страницы с персонажами в вики
- пате имя персанажа
- urlslug уникальный URL-адрес вики, который приведет вас к персонажу
- ID статус личности персонажа
- ALIGN персонаж хороший, плохой или нейтральный
- ЕҮЕ цвет глаз персонажа
- НАІК цвет волос персонажа
- SEX пол персонажа (например, мужской, женский и т. д.)
- GSM персонаж принадлежит к полу или сексуальному меньшинству (например, гомосексуальные персонажи, бисексуальные персонажи)
- ALIVE персонаж жив или умер
- APPEARANCES количество появлений персонажа в комиксах (по состоянию на 2 сентября 2014 г.)
- FIRST APPEARANCE месяц и год первого появления персонажа в комиксе, если таковой имеется
- YEAR год первого появления персонажа в комиксе, если таковой имеется

## Импорт библиотек и загрузка данных

```
B [1]: import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
B [2]: # Будем анализировать данные файла Future50 data = pd.read_csv('data/dc-wikia-data.csv', sep=",")
```

#### Основные характеристики датасета

YEAR

dtype: int64

69

В [3]: # Первые 5 строк датасета data.head() Out[3]: ID ALIGN EYE HAIR SE) urlslug page\_id name Batman Secret Good Blue Black Male 1422 VwikiVBatman\_(Bruce\_Wayne) (Bruce Identity Characters Eyes Hair Characters Wayne) Superman Good Blue Black Male Secret 23387 VwikiVSuperman\_(Clark\_Kent) (Clark Identity Characters Eyes Hair Characters Kent) Green Secret Good Brown Brown Male Lantern 1458 VwikiVGreen\_Lantern\_(Hal\_Jordan) (Hal Identity Characters Hair Characters Jordan) James Gordon Public Good Brown White Male 1659 VwikiVJames\_Gordon\_(New\_Earth) (New Identity Characters Eyes Hair Characters Earth) Richard Secret Good Blue Black Male Grayson 1576 VwikiVRichard\_Grayson\_(New\_Earth) (New Identity Characters Eyes Hair Characters Earth) В [4]: # Размер датасета data.shape Out[4]: (6896, 13) В [5]: # Список колонок с типами данных data.dtypes Out[5]: page\_id int64 object name object urlslug ID object ALIGN object EYE object HAIR object SEX object GSM object ALIVE object APPEARANCES float64 FIRST APPEARANCE object YFAR float64 dtype: object В [8]: # Проверим наличие пустых значений data.isnull().sum() Out[8]: page\_id 0 name 0 urlslug 0 ID 2013 ALIGN 601 EYE 3628 2274 HAIR SEX 125 6832 GSM ALIVE 3 APPEARANCES 355 FIRST APPEARANCE 69

```
В [9]: # Основные статистические характеристки набора данных data.describe()
```

# Out[9]:

	page_id	APPEARANCES	YEAR
count	6896.000000	6541.000000	6827.000000
mean	147441.209252	23.625134	1989.766662
std	108388.631149	87.378509	16.824194
min	1380.000000	1.000000	1935.000000
25%	44105.500000	2.000000	1983.000000
50%	141267.000000	6.000000	1992.000000
75%	213203.000000	15.000000	2003.000000
max	404010.000000	3093.000000	2013.000000

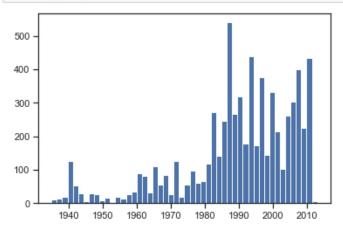
# Масштабирование данных (для одного признака)

```
B [10]: # umnopm
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler, Normalizer
```

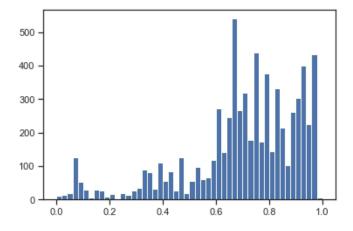
## - МіпМах масштабирование

```
B [11]: sc1 = MinMaxScaler()
    sc1_data = sc1.fit_transform(data[['YEAR']])

B [14]: plt.hist(data['YEAR'], 50)
    plt.show()
```



```
B [15]: plt.hist(sc1_data, 50) plt.show()
```



## - Масштабирование данных на основе Z-оценки

```
B [16]: sc2 = StandardScaler() sc2_data = sc2.fit_transform(data[['YEAR']])

B [17]: plt.hist(sc2_data, 50) plt.show()

500 - 400 - 300 - 200 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 - 100 -
```

# Преобразование категориальных признаков в количественные (label encoding, one hot encoding) для одного признака

```
B [18]: cat_temp_data = data[['SEX']]

B [19]: cat_temp_data['SEX'].unique()

Out[19]: array(['Male Characters', 'Female Characters', nan, 'Genderless Characters', 'Transgender Characters'], dtype=object)

B [20]: #οδραδοπκα προπусκοθ from sklearn.impute import SimpleImputer

B [21]: # Импьютация наиболее частыми значениями imp2 = SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy='most_frequent') data_imp2 = imp2.fit_transform(cat_temp_data) np.unique(data_imp2)

Out[21]: array(['Female Characters', 'Genderless Characters', 'Male Characters', 'Transgender Characters'], dtype=object)
```

```
- label encoding
B [22]: cat_enc = pd.DataFrame({'c1':data_imp2.T[0]})
          cat_enc
Out[22]:
                             c1
             0
                  Male Characters
             1
                  Male Characters
             2
                  Male Characters
             3
                  Male Characters
             4
                  Male Characters
           6891 Female Characters
           6892
                  Male Characters
           6893
                  Male Characters
           6894
                  Male Characters
           6895
                  Male Characters
          6896 rows x 1 columns
B [23]: from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, OneHotEncoder
B [28]: le = LabelEncoder()
          cat_enc_le = le.fit_transform(cat_enc['c1'])
B [25]: np.unique(cat_enc_le)
Out[25]: array([0, 1, 2, 3])
B [32]: le.inverse_transform([ 0, 1, 2, 3])
Out[32]: array(['Female Characters', 'Genderless Characters', 'Male Characters',
                  'Transgender Characters'], dtype=object)
          - one-hot encoding
B [33]: ohe = OneHotEncoder()
          cat_enc_ohe = ohe.fit_transform(cat_enc[['c1']])
B [34]: cat_enc.shape
Out[34]: (6896, 1)
B [35]: cat_enc_ohe.shape
Out[35]: (6896, 4)
B [36]: cat_enc_ohe.todense()[0:10]
Out[36]: matrix([[0., 0., 1., 0.],
                  [0., 0., 1., 0.],
[0., 0., 1., 0.],
[0., 0., 1., 0.],
                   [0., 0., 1., 0.],
                   [1., 0., 0., 0.],
                   [0., 0., 1., 0.],
                   [0., 0., 1., 0.],
                   [1., 0., 0., 0.],
                   [0., 0., 1., 0.]])
```

B [37]: cat\_enc.head(10)

Out[37]:

**c1** 

0 Male Characters

Male Characters

2 Male Characters

3 Male Characters

4 Male Characters

5 Female Characters

6 Male Characters

7 Male Characters

8 Female Characters

9 Male Characters

## Гистограмма

Позволяет оценить плотность вероятности распределения данных.

B [41]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,5))
sns.distplot(data['YEAR'])

C:\Users\kenia\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\distributions.py:2551: Futur
eWarning: `distplot` is a deprecated function and will be removed in a future v
ersion. Please adapt your code to use either `displot` (a figure-level function
with similar flexibility) or `histplot` (an axes-level function for histogram
s).

warnings.warn(msg, FutureWarning)

Out[41]: <AxesSubplot:xlabel='YEAR', ylabel='Density'>

