

# Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Факультет «Информатика и системы управления»

Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Отчет по лабораторной работе №2 по дисциплине «Методы машинного обучения» по теме «Обработка признаков (часть 1)»

Выполнил: студент группы № ИУ5-24М Винников С.С. подпись, дата

Проверил:

подпись, дата

2024 г.

- 1. Выбрать набор данных (датасет), содержащий категориальные и числовые признаки и пропуски в данных. Для выполнения следующих пунктов можно использовать несколько различных наборов данных (один для обработки пропусков, другой для категориальных признаков и т.д.) Просьба не использовать датасет, на котором данная задача решалась в лекции.
- 2. Для выбранного датасета (датасетов) на основе материалов лекций решить следующие задачи:
- устранение пропусков в данных;
- кодирование категориальных признаков;
- нормализация числовых признаков.
- # , , Обработка пропусков в данных кодирование категориальных признаков масштабирование данных .

# Загрузка и первичный анализ данных

import numpy as np import pandas as pd import seaborn as sns import matplotlib.pyplot as plt import sklearn.impute import sklearn.preprocessing %matplotlib inline sns.set(style="ticks")

data=pd.read\_csv("sample\_data/ Video Games Sales as at 22 Dec 2016.csv")

from IPython.display import set\_matplotlib\_formats
set\_matplotlib\_formats("retina")

# Первые 5 строк датасета data.head()

Name Platform Year\_of\_Release Genre Publisher \

0 Wii Sports Wii 2006.0 Sports Nintendo

1 Super Mario Bros. NES 1985.0 Platform Nintendo

2 Mario Kart Wii Wii 2008.0 Racing Nintendo

3 Wii Sports Resort Wii 2009.0 Sports Nintendo

4 Pokemon Red/Pokemon Blue GB 1996.0 Role-Playing Nintendo

NA\_Sales EU\_Sales JP\_Sales Other\_Sales Global\_Sales Critic\_Score \ 0 41.36 28.96 3.77 8.45 82.53 76.0 
1 29.08 3.58 6.81 0.77 40.24 NaN 
2 15.68 12.76 3.79 3.29 35.52 82.0 
3 15.61 10.93 3.28 2.95 32.77 80.0 
4 11.27 8.89 10.22 1.00 31.37 NaN

Critic\_Count User\_Score User\_Count Developer Rating
0 51.0 8 322.0 Nintendo E 1 NaN NaN NaN NaN NaN 2 73.0 8.3 709.0
Nintendo E 3 73.0 8 192.0 Nintendo E 4 NaN NaN NaN NaN NaN

total\_count = data.shape[0]
print('Всего строк: {}'.format(total\_count)) Всего строк:

16719

```
data.dtypes
```

Name object Platform object Year of Release float64 Genre object Publisher object NA Sales float64 EU Sales float64 JP Sales float64 Other Sales float64 Global\_Sales float64 Critic Score float64 Critic Count float64 User Score object User\_Count float64 Developer object Rating object dtype: object # размер набора данных

data.shape

(16719, 16)

# Обработка пропусков в данных

# проверим есть ли пропущенные значения data.isnull().sum()

Name 2 Platform 0 Year of Release 269 Genre 2 Publisher 54 NA Sales 0 EU Sales 0 JP\_Sales 0 Other Sales 0 Global Sales 0 Critic Score 8582 Critic Count 8582 User Score 6704 User Count 9129 Developer 6623 Rating 6769 dtype: int64

#### # Удаление колонок, содержащих пустые значения

data new 1 = data.dropna(axis=1, how='any') (data.shape, data new 1.shape) ((16719, 16), (16719, 6))

data new 1.columns

Index(['Platform', 'NA Sales', 'EU Sales', 'JP Sales', 'Other Sales', 'Global Sales'], dtype='object')

# Удаление строк, содержащих пустые значения

```
data new 2 = data.dropna(axis=0, how='any')
(data.shape, data new 2.shape)
((16719, 16), (6825, 16))
# Найдем пропуски в данных в процентном соотношении
for col in data.columns:
 pct missing = np.mean(data[col].isnull())
 print('{} - {}%'.format(col, round(pct missing*100)))
Name - 0%
Platform - 0%
Year of Release - 2%
Genre - 0%
Publisher - 0%
NA Sales - 0%
EU Sales - 0%
JP Sales - 0%
Other Sales - 0%
Global Sales - 0%
Critic Score - 51%
Critic_Count - 51%
User Score - 40%
User Count - 55%
Developer - 40%
Rating - 40%
data[data.columns].isnull()
Name Platform Year of Release Genre Publisher NA Sales EU Sales \
0 False False False False False False
1 False False False False False False
2 False False False False False False
3 False False False False False False
4 False False False False False False
16714 False False False False False False
16715 False False False False False False
16716 False False False False False False
16717 False False False False False False
16718 False False False False False False
JP Sales Other Sales Global Sales Critic Score Critic Count \
0 False Fals
False 3 False False False False False False False False False True True ... ... ... ... ... 16714
False False False False False False False False True 16716 False False False True
True 16717 False False False True True 16718 False False False True True
User Score User Count Developer Rating
0 False False False
1 True True True True
2 False False False
3 False False False
4 True True True True
... ... ... ...
16714 True True True True
```

16715 True True True True

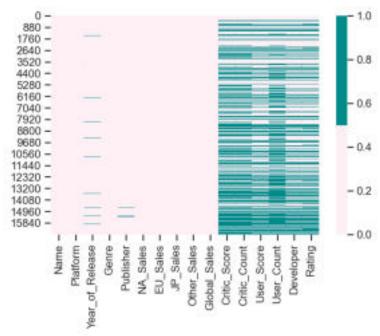
16716 True True True True 16717 True True True True 16718 True True True True

#### [16719 rows x 16 columns]

# Поработаем с заполнение пропусков в колонке "Year of release" colors = ['#FFF0F5', '#008B8B']

sns.heatmap(data[data.columns].isnull(),
cmap=sns.color palette(colors))

#### <AxesSubplot:>



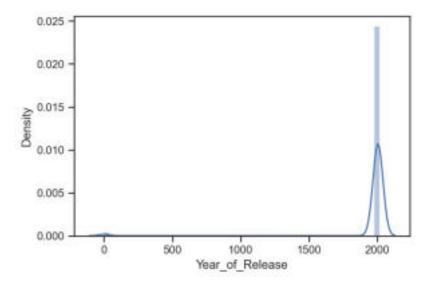
# Заполним пропуски в колонке нулями sns.distplot(data['Year of Release'].fillna(0))

C:\Users\User\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\

distributions.py:2551: FutureWarning: `distplot` is a deprecated function and will be removed in a future version. Please adapt your code to use either `displot` (a figure-level function with similar

flexibility) or `histplot` (an axes-level function for histograms). warnings.warn(msg, FutureWarning)

<AxesSubplot:xlabel='Year\_of\_Release', ylabel='Density'>



# Получаем совершенно не то, что нам нужно

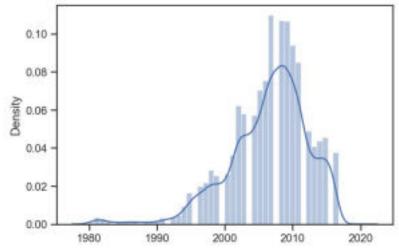
# С помощью класса SimpleImputer можно проводить импьютацию различными показателями центра распределения

# Применим заполнение средними значениями

mean=sklearn.impute.SimpleImputer(strategy="mean") # Среднее значение mean rate=mean.fit transform(data[['Year of Release']]) sns.distplot(mean rate)

C:\Users\User\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\ distributions.py:2551: FutureWarning: `distplot` is a deprecated function and will be removed in a future version. Please adapt your code to use either `displot` (a figure-level function with similar flexibility) or `histplot` (an axes-level function for histograms). warnings.warn(msq, FutureWarning)

<AxesSubplot:ylabel='Density'>



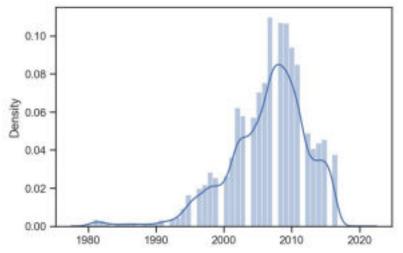
med=sklearn.impute.SimpleImputer(strategy="median") # Половина элементов больше медианы, половина меньше

med\_rate=med.fit\_transform(data[['Year\_of\_Release']])
sns.distplot(med\_rate)

C:\Users\User\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\

distributions.py:2551: FutureWarning: `distplot` is a deprecated function and will be removed in a future version. Please adapt your code to use either `displot` (a figure-level function with similar flexibility) or `histplot` (an axes-level function for histograms). warnings.warn(msq, FutureWarning)

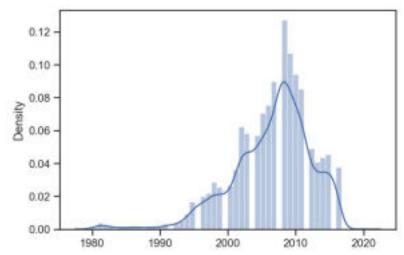
<AxesSubplot:ylabel='Density'>



freq=sklearn.impute.SimpleImputer(strategy="most\_frequent")
freq\_rate=freq.fit\_transform(data[['Year\_of\_Release']]) sns.distplot(freq\_rate)

C:\Users\User\anaconda3\lib\site-packages\seaborn\
distributions.py:2551: FutureWarning: `distplot` is a deprecated
function and will be removed in a future version. Please adapt your code to use either
`displot` (a figure-level function with similar flexibility) or `histplot` (an axes-level function for
histograms). warnings.warn(msg, FutureWarning)

<AxesSubplot:ylabel='Density'>



# Остановим выбор на средних значениях data['Year of Release'] = mean rate

## Обработка пропусков в категориальных данных

# Выберем категориальные колонки с пропущенными значениями # Цикл по колонкам датасета cat\_cols = [] for col in data.columns: # Количество пустых значений

temp\_null\_count = data[data[col].isnull()].shape[0] dt = str(data[col].dtype)

if temp\_null\_count>0 and (dt=='object'):

cat\_cols.append(col)

temp\_perc = round((temp\_null\_count / total\_count) \* 100.0, 2) print('Колонка {}. Тип данных {}. Количество пустых значений {}, {}%.'.format(col, dt, temp\_null\_count, temp\_perc))

Колонка Name. Тип данных object. Количество пустых значений 2, 0.01%. Колонка Genre. Тип данных object. Количество пустых значений 2, 0.01%. Колонка Publisher. Тип данных

```
object. Количество пустых значений 54, 0.32%.
Колонка User Score. Тип данных object. Количество пустых значений 6704, 40.1%.
Колонка Developer. Тип данных object. Количество пустых значений 6623, 39.61%.
Колонка Rating. Тип данных object. Количество пустых значений 6769, 40.49%.
cat temp data = data[['Genre']]
cat temp data.head()
Genre
0 Sports
1 Platform
2 Racing
3 Sports
4 Role-Playing
cat_temp_data['Genre'].unique()
array(['Sports', 'Platform', 'Racing', 'Role-Playing', 'Puzzle', 'Misc',
'Shooter', 'Simulation', 'Action', 'Fighting', 'Adventure', 'Strategy', nan], dtype=object)
cat temp data[cat temp data['Genre'].isnull()]
Genre
659 NaN
14246 NaN
# Импьютация наиболее частыми значениями
imp2 = sklearn.impute.SimpleImputer(missing_values=np.nan,
strategy='most frequent')
data imp2 = imp2.fit transform(cat temp data)
data imp2
array([['Sports'],
['Platform'],
['Racing'],
['Adventure'],
['Platform'],
['Simulation']], dtype=object)
# Пустые значения отсутствуют
np.unique(data imp2)
array(['Action', 'Adventure', 'Fighting', 'Misc', 'Platform', 'Puzzle',
'Racing', 'Role-Playing', 'Shooter', 'Simulation', 'Sports', 'Strategy'], dtype=object)
# Импьютация константой
imp3 = sklearn.impute.SimpleImputer(missing values=np.nan,
strategy='constant', fill_value='NA')
data imp3 = imp3.fit transform(cat temp data)
data imp3
array([['Sports'],
['Platform'],
['Racing'],
['Adventure'],
['Platform'],
['Simulation']], dtype=object)
np.unique(data imp3)
```

```
array(['Action', 'Adventure', 'Fighting', 'Misc', 'NA', 'Platform', 'Puzzle', 'Racing', 'Role-
Playing', 'Shooter', 'Simulation', 'Sports', 'Strategy'], dtype=object)
data imp3[data imp3=='NA'].size
2
data['Genre'] = data imp2
data['Genre'].unique()
array(['Sports', 'Platform', 'Racing', 'Role-Playing', 'Puzzle', 'Misc',
'Shooter', 'Simulation', 'Action', 'Fighting', 'Adventure', 'Strategy'], dtype=object)
Кодирование категориальных признаков
types=data["Genre"]
types.value_counts()
Action 3372
Sports 2348
Misc 1750
Role-Playing 1500
Shooter 1323
Adventure 1303
Racing 1249
Platform 888
Simulation 874
Fighting 849
Strategy 683
Puzzle 580
Name: Genre, dtype: int64
Кодирование категорий целочисленными значениями - label encoding
le=sklearn.preprocessing.LabelEncoder()
type le=le.fit transform(types)
print(np.unique(type le))
le.inverse transform(np.unique(type le))
[01234567891011]
array(['Action', 'Adventure', 'Fighting', 'Misc', 'Platform', 'Puzzle',
'Racing', 'Role-Playing', 'Shooter', 'Simulation', 'Sports', 'Strategy'], dtype=object)
Pandas get_dummies - one-hot быстрый вариант кодирования
type_s=pd.get_dummies(types)
type s.head(25)
Action Adventure Fighting Misc Platform Puzzle Racing Role Playing \
00000000
100001000
20000010
30000000
400000001
500000100
600001000
700010000
800001000
```

9000000000 100000000

```
1100000010
1200000001
130000000
1400010000
1500000000
16 1 0 0 0 0 0 0 0
171000000
180000100
1900010000
2000000001
2100001000
2200001000
23 1 0 0 0 0 0 0 0
24 1 0 0 0 0 0 0 0
Shooter Simulation Sports Strategy
00010
10000
20000
30010
40000
50000
60000
70000
80000
91000
100100
110000
120000
13 0 0 1 0
140000
150010
160000
170000
180000
190000
200000
210000
220000
230000
24 0 0 0 0
```

### Переходим к масштабированию данных.

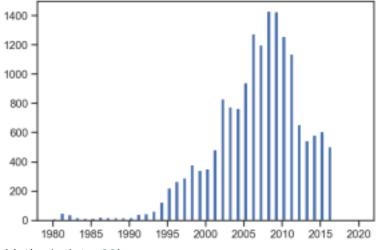
Масштабирование предполагает изменение диапазона измерения величины а нормализация изменение распределения этой величины , - .

Если признаки лежат в различных диапазонах то необходимо их, нормализовать Как правило применяют два следующих подхода.,:

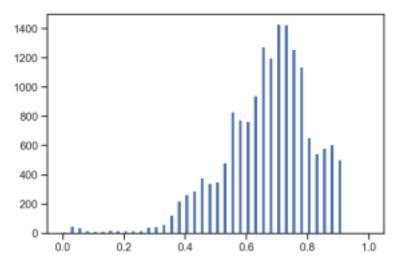
# MinMax масштабирование

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler

```
sc1 = MinMaxScaler()
sc1_data = sc1.fit_transform(data[['Year_of_Release']])
plt.hist(data['Year_of_Release'], 80)
plt.show()
```



plt.hist(sc1\_data, 80) plt.show()



# Масштабирование данных на основе Z-оценки -

StandardScaler sc2 = StandardScaler()

 $sc2\_data = sc2.fit\_transform(data[['Year\_of\_Release']])$ 

plt.hist(sc2\_data, 50) plt.show()

