

## Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное автономное 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	Системы обработки информации и управления	

# ОТЧЕТ ПО РУБЕЖНЫЙ КОНТРОЛЬ №1 ПО ДИСЦИПЛИНЕ «МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ» ВАРИАНТ 17

Студент <u>ИУ5И-21</u>	<u>M</u>	<u> Хаммуд Хала</u>
(Группа)	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Преподаватель		Ю.Е.Гапанюк
-	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)

#### **ВВЕДЕНИЕ**

Для студентов групп ИУ5-21M, ИУ5-22M, ИУ5-23M, ИУ5-24M, ИУ5-25M номер варианта = номер в списке группы.

Для студентов групп ИУ5И-21М, ИУ5И-22М, ИУ5И-23М, ИУ5И-24М, ИУ5И-25М номер варианта = 15 + номер в списке группы.

Для студентов групп ИУ5-25MB номер варианта = 20 + номер в списке группы.

Дополнительные требования по группам:

- Для студентов групп ИУ5-21М, ИУ5И-21М для пары произвольных колонок данных построить график "Диаграмма рассеяния".
- Для студентов групп ИУ5-22М, ИУ5И-22М для произвольной колонки данных построить гистограмму.
- Для студентов групп ИУ5-23М, ИУ5И-23М для произвольной колонки данных построить график "Ящик с усами (boxplot)".
- Для студентов группы ИУ5-24М, ИУ5И-24М для произвольной колонки данных построить график "Скрипичная диаграмма (violin plot)".
- Для студентов группы ИУ5-25М, ИУ5И-25М, ИУ5-25МВ для произвольной колонки данных построить парные диаграммы (pairplot).

Каждая задача предполагает использование набора данных. Набор данных выбирается Вами произвольно с учетом следующих условий:

- Вы можете использовать один набор данных для решения всех задач,
   или решать каждую задачу на своем наборе данных.
- Набор данных должен отличаться от набора данных, который использовался в лекции для решения рассматриваемой задачи.
- Вы можете выбрать произвольный набор данных (например тот, который Вы использовали в лабораторных работах) или создать собственный набор данных (что актуально для некоторых задач,

- например, для задач удаления псевдоконстантных или повторяющихся признаков).
- Выбранный или созданный Вами набор данных должен удовлетворять условиям поставленной задачи. Например, если решается задача устранения пропусков, то набор данных должен содержать пропуски.

#### Полученные варианты:

- Номер варианта = 15 + 2 = 17
- Номер задачи №1: 17

Задача №17 - Для набора данных проведите нормализацию для одного (произвольного) числового признака с использованием преобразования Йео-Джонсона (Yeo-Johnson transformation).

Номер задачи №2: 37

Задача №37 - Для набора данных проведите процедуру отбора признаков (feature selection). Используйте класс SelectPercentile для 5% лучших признаков, и метод, основанный на взаимной информации.

Дополнительные требования по группам:

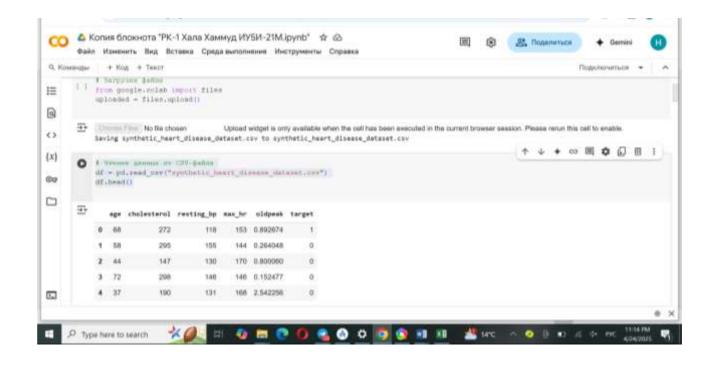
• Для студентов групп ИУ5-21М, ИУ5И-21М - для пары произвольных колонок данных построить график "Диаграмма рассеяния".

#### ХОД ВЫПОЛНЕНИЯ РАБОТЫ

```
# Импорт необходимых библиотек
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import PowerTransformer

# Загрузка файла
from google.colab import files
   uploaded = files.upload()

# Чтение данных из CSV-файла
df = pd.read_csv("synthetic_heart_disease_dataset.csv")
   df.head()
```



Часть 1.

## Задача №17 — Нормализация признака с использованием преобразования Йео-Джонсона

#### Цель задачи

Преобразовать один произвольный числовой признак с использованием Yeo-Johnson трансформации, которая позволяет приблизить распределение признака к нормальному (гауссовскому) виду, даже если он содержит нулевые или отрицательные значения.

#### Используемый набор данных

Для выполнения задания был сгенерирован синтетический датасет, имитирующий данные о пациентах с сердечными заболеваниями. Он включает следующие числовые признаки:

```
аде — возраст, cholesterol — уровень холестерина, resting_bp — артериальное давление в покое, max_hr — максимальная частота пульса, oldpeak — степень депрессии сегмента ST (часто имеет смещённое распределение).
```

Был выбран признак oldpeak для нормализации.

#### Код до преобразования

```
# Построение гистограммы ДО преобразования

feature = 'oldpeak'

data = df[[feature]]

plt.hist(data[feature], bins=20, edgecolor='black')

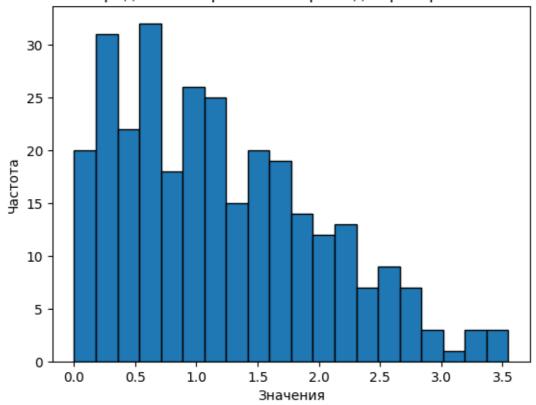
plt.title(f'Распределение признака {feature} до преобразования')

plt.xlabel('Значения')

plt.ylabel('Частота')

plt.show()
```

#### Распределение признака oldpeak до преобразования

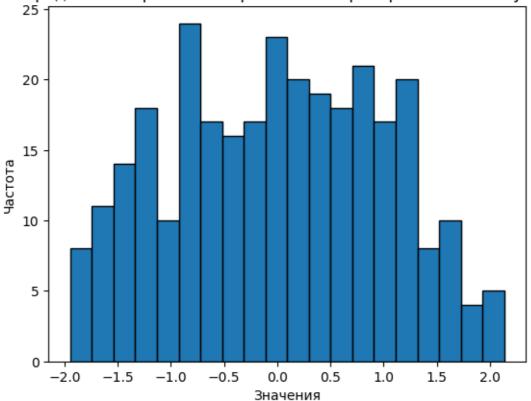


#### Код с применением преобразования Yeo-Johnson

```
# Преобразование Yeo-Johnson
pt = PowerTransformer(method='yeo-johnson')
transformed_data = pt.fit_transform(data)

# Гистограмма ПОСЛЕ преобразования
plt.hist(transformed_data, bins=20, edgecolor='black')
plt.title(f'Pacпределение признака {feature} после преобразования Yeo-
Johnson')
plt.xlabel('Значения')
plt.ylabel('Частота')
plt.show()
```

Распределение признака oldpeak после преобразования Yeo-Johnson



#### Результаты

На гистограммах видно, что признак oldpeak до преобразования имел смещённое распределение. После применения преобразования Йео-Джонсона распределение стало более симметричным и приближенным к нормальному.

Такой вид признака является предпочтительным для многих алгоритмов машинного обучения, особенно для моделей, чувствительных к масштабу и распределению данных (например, линейная регрессия, логистическая регрессия и др.).

#### Часть 2.

Задача №37 — Отбор признаков с использованием SelectPercentile и взаимной информации

#### Цель задачи

Целью является отбор наиболее информативных признаков для задачи классификации. Для этого используется метод SelectPercentile, основанный на вычислении взаимной информации между признаками и целевой переменной. Отбираются только 5% лучших признаков.

#### Используемый набор данных

В качестве исходных данных использован синтетически сгенерированный датасет, имитирующий медицинскую информацию о пациентах с сердечными заболеваниями. Признаки включают:

аде, cholesterol, resting\_bp, max\_hr, oldpeak A целевая переменная — target (0 — нет болезни, 1 — есть болезнь).

```
# Отбор признаков с использованием взаимной информации

X = df.drop('target', axis=1)

y = df['target']

selector = SelectPercentile(score_func=mutual_info_classif, percentile=5)

X_selected = selector.fit_transform(X, y)

# Получение маски отобранных признаков

mask = selector.get_support()

selected_features = X.columns[mask]

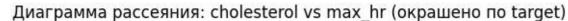
print("Выбранные признаки (Top 5%):", list(selected_features))
```

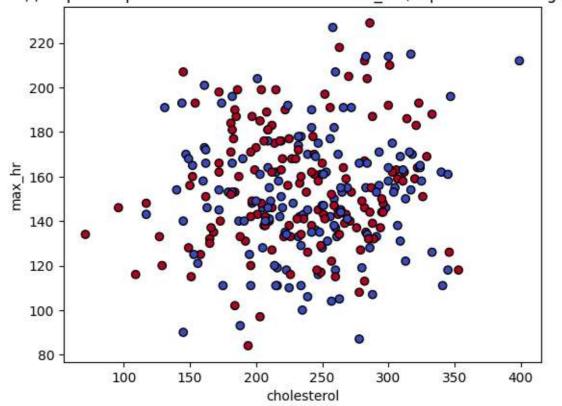
#### **OUTPUT:**

```
Выбранные признаки (Top 5%): ['resting bp']
```

## **Часть 3.** Дополнительные требования Диаграмма рассеяния

```
# Построение диаграммы рассеяния для двух произвольных признаков plt.scatter(df['cholesterol'], df['max_hr'], c=df['target'], cmap='coolwarm', edgecolor='k') plt.xlabel('cholesterol') plt.ylabel('max_hr') plt.ylabel('max_hr') plt.title('Диаграмма рассеяния: cholesterol vs max_hr (окрашено по target)') plt.show()
```





#### Результаты

Метод отбора признаков выбрал 5% наиболее информативных переменных. В данной задаче, учитывая небольшое количество признаков (5 штук), был отобран только один признак с наивысшей взаимной информацией с целевой переменной.

Также построена диаграмма рассеяния для признаков cholesterol и max\_hr, с цветовой кодировкой по целевой переменной target. Это визуально подтверждает различие классов в многомерном пространстве признаков.

#### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В рамках расчетно-контрольной работы были решены две задачи, направленные на предварительную обработку и анализ признаков в наборе данных, содержащем медицинскую информацию о пациентах.

В первой задаче (№17) была выполнена нормализация одного числового признака (oldpeak) с использованием преобразования Йео-Джонсона. Это позволило значительно приблизить распределение признака к нормальному, что важно для повышения эффективности алгоритмов машинного обучения, чувствительных к распределению данных.

Во второй задаче (№37) была реализована процедура отбора признаков на основе взаимной информации с целевой переменной. С использованием метода SelectPercentile были выбраны наиболее информативные признаки, составляющие 5% от общего количества. Дополнительно, для визуализации взаимосвязей между признаками, была построена диаграмма рассеяния по двум числовым столбцам (cholesterol и max\_hr), что позволило оценить структуру данных и возможные зависимости.

Таким образом, цели работы были успешно достигнуты. Полученные результаты демонстрируют практическое применение методов трансформации и отбора признаков для улучшения качества анализа и построения моделей в задачах обработки данных.