**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 ИУ5И-25М _____ **Ши Чжань**
(Группа) (Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Преподаватель _____ **Ю.Е.Гапанюк**
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

2025 г.

# ВВЕДЕНИЕ

Для студентов групп ИУ5-21М, ИУ5-22М, ИУ5-23М, ИУ5-24М, ИУ5-25М 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 ИУ5-25МВ 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 ИУ5-22М, ИУ5И-22М - Для произвольной колонки данных построить гистограмму.

# ХОД ВЫПОЛНЕНИЯ РАБОТЫ

## Часть 1. Задача №17

### 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:

age — возраст,

cholesterol — уровень холестерина,

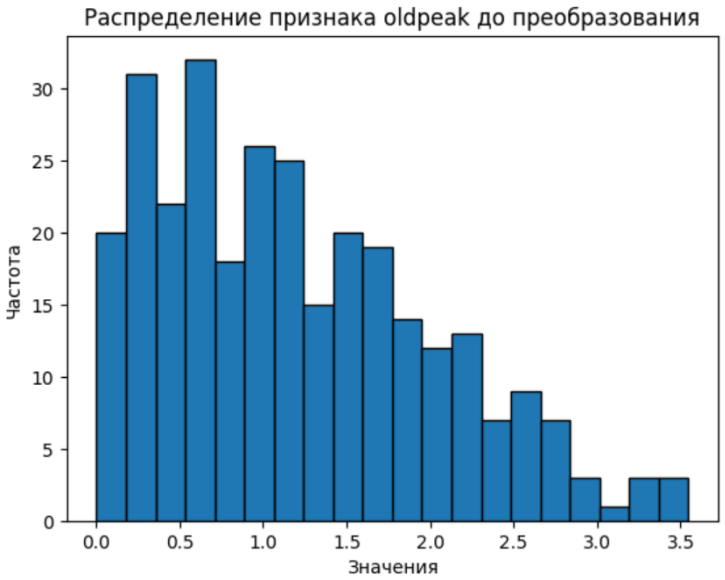
resting_bp — артериальное давление в покое,

max_hr — максимальная частота пульса,

oldpeak — степень депрессии сегмента ST (часто имеет смещённое распределение).

Был выбран признак oldpeak для нормализации.

```
# 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()
```




```
# 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'Распределение признака {feature} после преобразования Yeo-Johnson')
plt.xlabel('Значения')
plt.ylabel('Частота')
plt.show()
```


**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**

**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:

age, cholesterol, resting_bp, max_hr, oldpeak A целевая переменная — target (0 — нет болезни, 1 — есть болезнь).

```
# Импорт библиотек
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.feature_selection import SelectPercentile, mutual_info_classif
import matplotlib.pyplot as plt

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

Upload widget is only available when the cell has been executed in the current browser session. Please rerun this cell to enable.

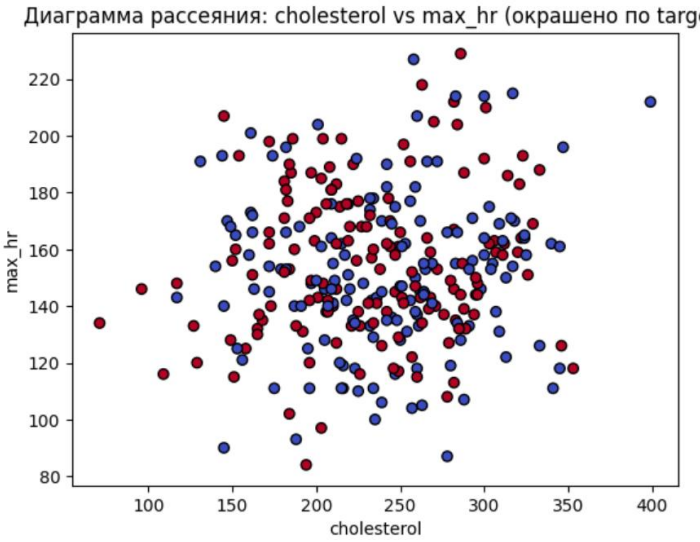
```
# Чтение CSV-файла
df = pd.read_csv("synthetic_heart_disease_dataset.csv")
df.head()
```

| | age | cholesterol | resting_bp | max_hr | oldpeak | target |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **0** | 68 | 272 | 118 | 153 | 0.892674 | 1 |
| **1** | 58 | 295 | 155 | 144 | 0.264048 | 0 |
| **2** | 44 | 147 | 130 | 170 | 0.800060 | 0 |
| **3** | 72 | 298 | 146 | 146 | 0.152477 | 0 |
| **4** | 37 | 190 | 131 | 168 | 2.542256 | 0 |

```
# 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))
```

## Часть 3. Дополнительные требования

```
# 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.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.