# МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА) Кафедра МОЭВМ

### ОТЧЕТ

# по лабораторной работе №1 по дисциплине «Машинное обучение»

Студенты гр. 6304	Тимофеев А.А.
Преподаватель	Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург 2020

### Цель работы

Ознакомиться с методами предобработки данных из библиотеки Scikit Learn

### Ход работы

### Загрузка данных

- 1. Был создан датафрейм Pandas на основе загруженного датасета (https://www.kaggle.com/andrewmvd/heart-failure-clinical-data).
- 2. Из датафрейма были исключены следующие признаки: anaemia, diabetes, high blood pressure, sex, smoking, time, DEATH EVENT.

	age	creatinine_phosphokinase	ejection_fraction	platelets	serum_creatinine	serum_sodium
count	299.000000	299.000000	299.000000	299.000000	299.00000	299.000000
mean	60.833893	581.839465	38.083612	263358.029264	1.39388	136.625418
std	11.894809	970.287881	11.834841	97804.236869	1.03451	4.412477
min	40.000000	23.000000	14.000000	25100.000000	0.50000	113.000000
25%	51.000000	116.500000	30.000000	212500.000000	0.90000	134.000000
50%	60.000000	250.000000	38.000000	262000.000000	1.10000	137.000000
75%	70.000000	582.000000	45.000000	303500.000000	1.40000	140.000000
max	95.000000	7861.000000	80.000000	850000.000000	9.40000	148.000000

Рисунок 1 – Описание полученного датафрейма

3. Были построены гистограммы признаков, определены диапазоны значений для каждого признака, а также максимальные значения и промежутки, в которых они наблюдались.

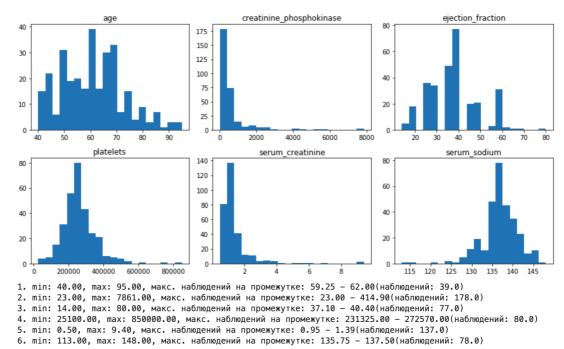


Рисунок 2 – Гистограммы признаков

### Стандартизация данных

1. Была произведена стандартизация на 150 значениях, построены гистограммы полученных данных.

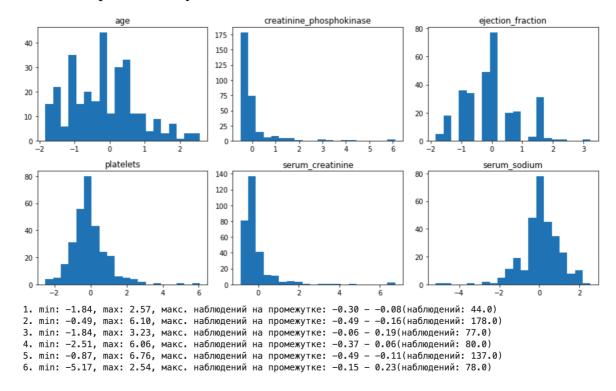


Рисунок 3 – Гистограмма данных, стандартизированных на 150 значениях

2. Было выполнено сравнение математического ожидания и СКО для исходных данных, данных, стандартизированных на 150 значений, а также данных, стандартизированных на всей выборке. В сравнении были рассмотрены значения из атрибутов скейлера mean\_ и scale\_. Результаты сравнения представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение мат. Ожидания и СКО

	age	creatinine_phospho kinase	ejection_fraction	platelets	serum_creatinine	serum_sodium
Среднее	60.83	581.84	38.08	263358.03	1.39	136.63
СКО	11.87	968.66	11.82	97640.55	1.03	4.41
Среднее (ст. 150)	-0.17	-0.02	0.01	-0.04	-0.1 1	0.04
СКО (ст. 150)	0.95	0.81	0.91	1.02	0.89	0.97

Среднее (ст. 150 mean_)	62.95	607.15	37.95	266746.75	1.52	136.45
СКО (ст. 150 scale_)	12.45	1189.7 4	13.04	96191.79	1.17	4.54
Среднее (ст. все)	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00
СКО (ст. все)	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Среднее (ст. все mean_)	60.83	581.84	38.08	263358.03	1.39	136.63
СКО (ст. все scale_)	11.87	968.66	11.82	97640.55	1.03	4.41

На основании полученных данных можно сделать вывод, что StandardScaler приводит исходную выборку к выборке с нулевым мат. ожиданием и единичной дисперсией, по формуле:

$$X_i = \frac{X_i - M[X]}{\sqrt{D[X]}}$$

где  $X_i$  — значения исходной выборки, а  $X_i$  — результат. В атрибутах mean\_ и scale\_ скейлера хранятся значения мат. ожидания и СКО исходной выборки, которые используются при стандартизации.

### Приведение к диапазону

1. Было выполнено приведение к диапазону при помощи MinMaxScaler, построены гистограммы признаков.

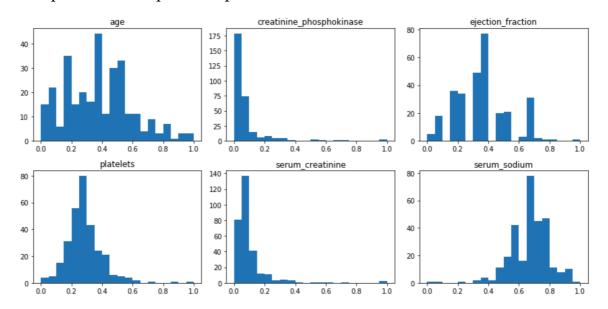


Рисунок 4 – Гистограммы после использования MinMaxScaler Данные были приведены к диапазону [0, 1] по формуле:

$$X_{i} = \frac{X_{i} - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$$

где  $X_i$  — значения исходной выборки, а  $X_i$  — результат.

2. Из атрибутов data\_min\_ и data\_max\_ были получены минимальные и максимальные значения признаков. Результаты представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Минимальные и максимальные значения признаков.

	age	creatinine_phospho kinase	ejection_fraction	platelets	serum_creatinine	serum_sodium
Min	40	23	14	25100	0.50	113
Max	95	7861	80	850000	9.40	148

3. Были выполнены трансформации с помощью MaxAbsScaler и RobustScaler.

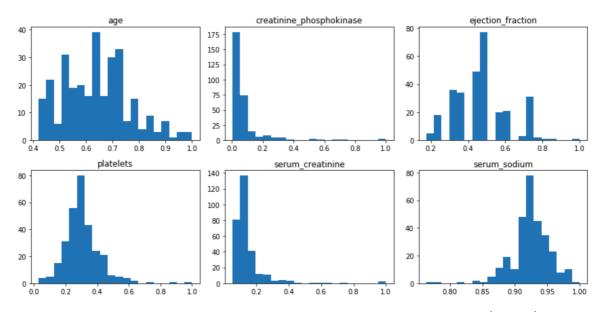


Рисунок 5 – Гистограммы после использования MaxAbsScaler

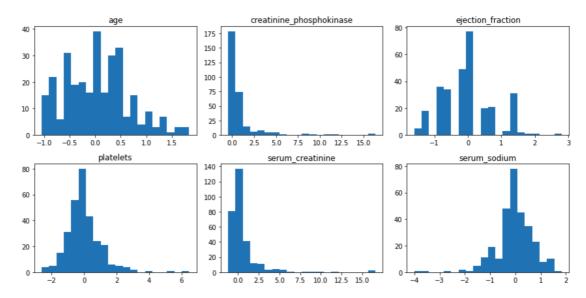


Рисунок 6 – Гистограммы после использования RobustScaler

MaxAbsScaler приводит к диапазону таки образом, чтобы максимальное абсолютное значение выборки было равно единице. RobustScaler приводит медиану выборки к 0, а также масштабирует выборку относительно межквартильного диапазона.

4. Была написана функция, приводящая выборку к диапазону [-5, 10]:

```
def fit_5_10(data):
    scaler = preprocessing.MinMaxScaler(feature_range=(-5, 10)).fit(data)
    return scaler.transform(data)
```

### Нелинейные преобразования

1. Было выполнено приведение данных к равномерному и нормальному распределениям при помощи QuantileTransformer.

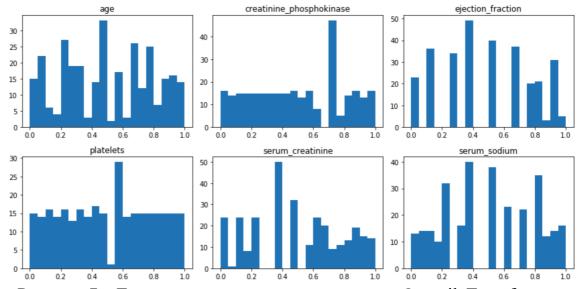


Рисунок 7 – Гистограммы после использования QuantileTransformer (равн.)

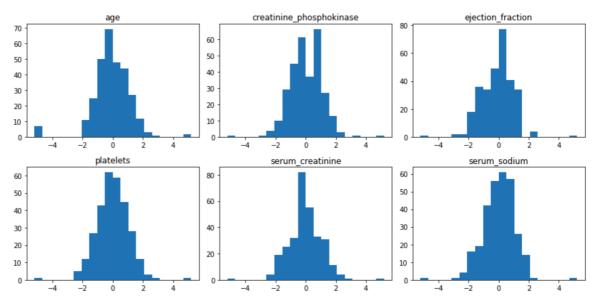


Рисунок 8 – Гистограммы после использования QuantileTransformer (норм.)

Задаваемое количество квантилей определяет их число при дискретизации функции распределения. Чем больше значение, тем распределение результирующей выборки ближе к требуемому.

2. Было выполнено приведение данных к нормальному распределению при помощи PowerTransformer.

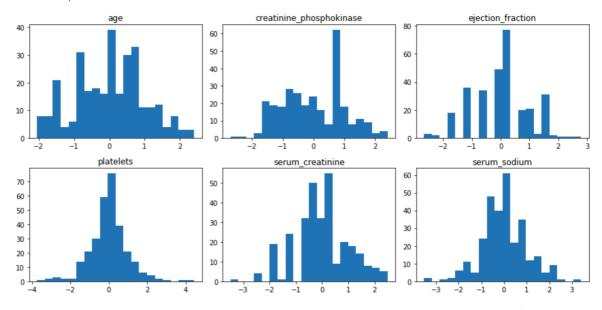


Рисунок 9 – Гистограммы после использования PowerTransformer

### Дискретизация признаков

1. Была проведена дискретизация признаков при помощи KBinsDiscretizer.

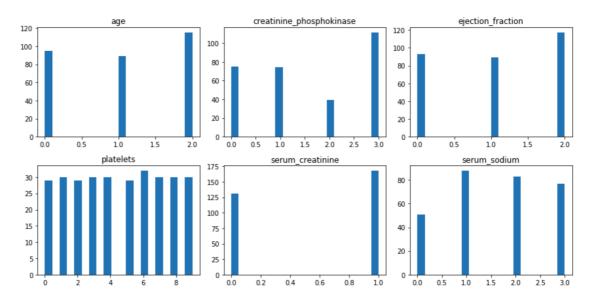


Рисунок 9 – Гистограммы после дискретизации

Через атрибут bin\_edges\_ были получены диапазоны интервалов для каждого признака. Результаты представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Диапазоны интервалов признаков

Признак	Диапазоны
age	40., 55., 65., 95.
creatinine phosphokinase	23., 116.5, 250., 582., 7861.
ejection_fraction	14., 35., 40., 80.
platelets	25100., 153000., 196000., 221000., 2370
	00., 262000., 265000., 285200., 319800.,
	374600., 850000.
serum creatinine	0.5, 1.1, 9.4
serum_sodium	113., 134., 137., 140., 148.

## Выводы

Было выполнено знакомство с методами предобработки данных из библиотеки Scikit Learn.

Полученные результаты показали:

- Количество значений в выборке влияет на качество стандартизации
- Приведение к диапазону не изменяет форму выборки
- Нелинейные преобразования изменяют форму выборки в соответствии с выбранным распределением