# РК 1 Сукач Елизавета группа ИУ5-23М вариант 6 - датасет 6

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

# Будем анализировать данные только на обучающей выборке
data = pd.read_csv('/Users/elizavetasukach/Admission_Predict.csv',
sep=",")
```

## Основные характеристики датасета

# Первые 5 строк датасета data.head()

	Serial No.	GRE Score	TOEFL Score	University Rating	SOP	LOR	CGPA	Research	Chance of Admit
0	1	337	118	4	4.5	4.5	9.65	1	0.92
1	2	324	107	4	4.0	4.5	8.87	1	0.76
2	3	316	104	3	3.0	3.5	8.00	1	0.72
3	4	322	110	3	3.5	2.5	8.67	1	0.80
4	5	314	103	2	2.0	3.0	8.21	0	0.65

```
dtype='object')
# Список колонок с типами данных
data.dtypes
Serial No.
                            int64
GRE Score
                           int64
TOEFL Score
                           int64
University Rating
                            int64
                        float64
LOR
                          float64
CGPA
                         float64
Research
                           int64
Chance of Admit
                        float64
dtype: object
# Проверим наличие пустых значений
# Цикл по колонкам датасета
for col in data.columns:
     # Количество пустых значений - все значения заполнены
     temp null count = data[data[col].isnull()].shape[0]
     print('{} - {}'.format(col, temp null count))
Serial No. - 0
GRE Score - 0
TOEFL Score - 0
University Rating - 0
SOP - 0
LOR - 0
CGPA - 0
Research - 0
Chance of Admit - 0
# Основные статистические характеристки набора данных
data.describe()
     Serial No. GRE Score TOEFL Score University Rating
                                                                   CGPA Research Chance of Admit
      400.000000 400.000000
                        400.000000
                                       400.000000 400.000000 400.000000 400.000000 400.000000
                                                                                    400.000000
                       107.410000
                                        3.087500
                                                                         0.547500
                                                                                      0.724350
      200.500000 316.807500
                                                3.400000
                                                        3.452500
                                                                 8.598925
 mean
                        6.069514
      115.614301 11.473646
                                        1.143728
                                                1.006869
                                                        0.898478
                                                                0.596317
                                                                         0.498362
                                                                                      0.142609
  std
      1.000000 290.000000
                        92.000000
                                                1.000000
                                                        1.000000
                                                                 6.800000
                                                                         0.000000
                                                                                      0.340000
                                        1.000000
  min
  25%
      100.750000 308.000000
                        103.000000
                                        2.000000
                                                2.500000
                                                        3.000000
                                                                8.170000
                                                                         0.000000
                                                                                      0.640000
  50%
      200.500000 317.000000
                        107.000000
                                        3.000000
                                                3.500000
                                                        3.500000
                                                                 8.610000
                                                                         1.000000
                                                                                      0.730000
                                                                9.062500
                                                                         1.000000
  75% 300.250000 325.000000
                        112.000000
                                        4.000000
                                               4.000000
                                                        4.000000
                                                                                      0.830000
  max 400.000000 340.000000
                        120.000000
                                        5.000000 5.000000 5.000000 9.920000
                                                                        1.000000
                                                                                      0.970000
# Определим уникальные значения для целевого признака
data['Research'].unique()
```

# Визуальное исследование датасета

array([1, 0])

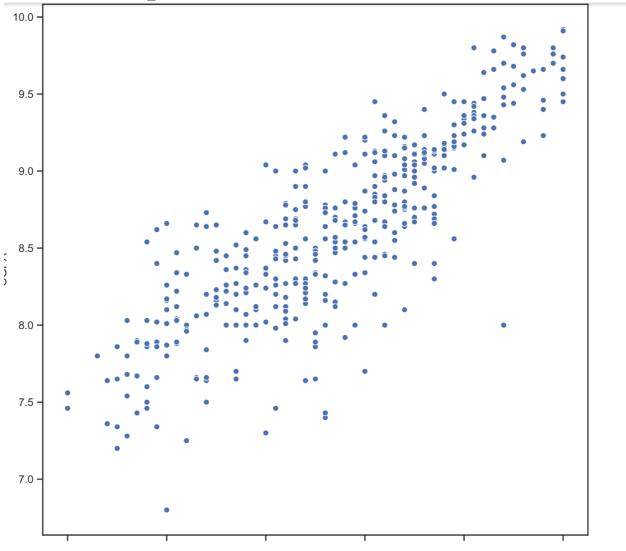
Для визуального исследования могут быть использованы различные виды диаграмм, мы построим только некоторые варианты диаграмм, которые используются достаточно часто.

#### Диаграмма рассеяния

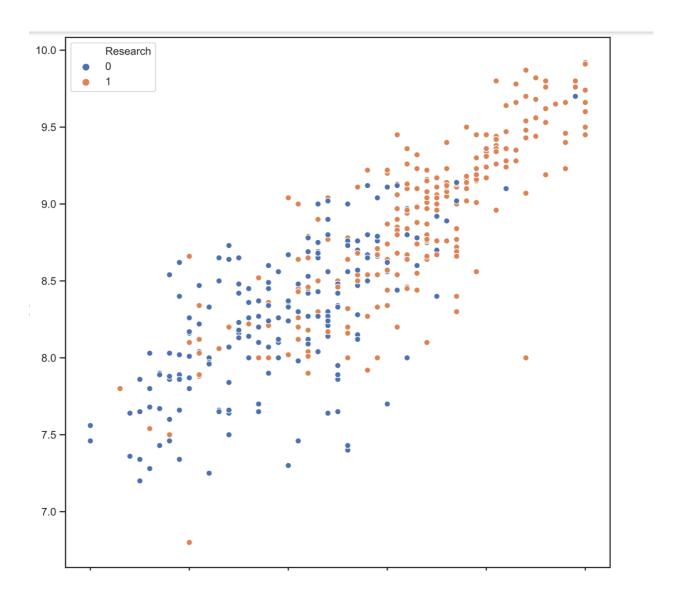
Позволяет построить распределение двух колонок данных и визуально обнаружить наличие зависимости. Не предполагается, что значения упорядочены.

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10)) sns.scatterplot(ax=ax, x='GRE Score', y='CGPA', data=data)
```

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x1a1ba69890>



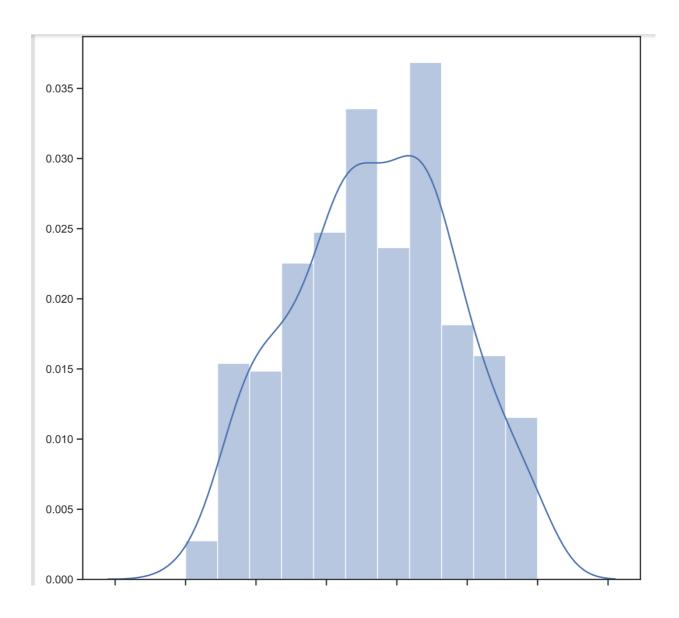
```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='GRE Score', y='CGPA', data=data, hue='Research')
<matplotlib.axes. subplots.AxesSubplot at 0x1a1bcc1290>
```



# <u>Гистограмма</u>

Позволяет оценить плотность вероятности распределения данных.

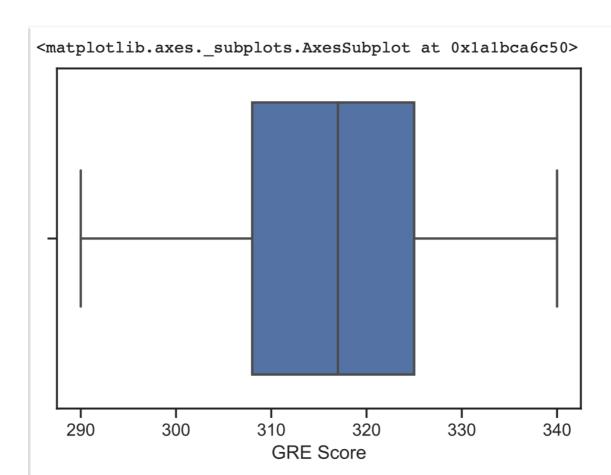
```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.distplot(data['GRE Score'])
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1082184d0>
```



# Ящик с усами

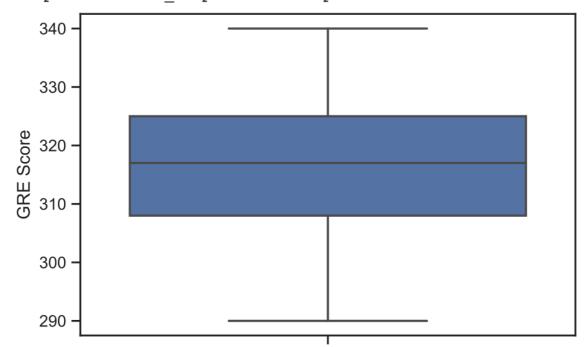
Отображает одномерное распределение вероятности.

```
sns.boxplot(x=data['GRE Score'])
```



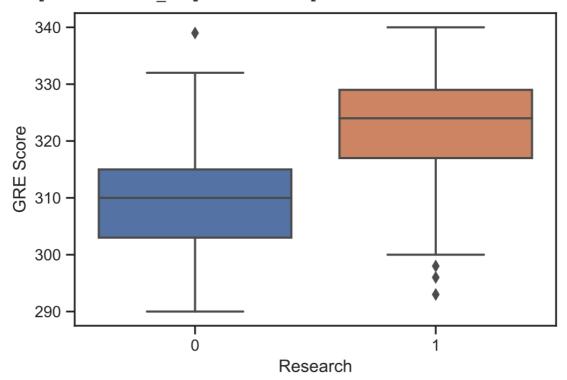
sns.boxplot(y=data['GRE Score'])

<matplotlib.axes.\_subplots.AxesSubplot at 0x1a1c1ad750>



sns.boxplot(x='Research', y='GRE Score', data=data)

<matplotlib.axes. subplots.AxesSubplot at 0x1a1c218ed0>



### Информация о корреляции признаков

data.corr()

Проверка корреляции признаков позволяет решить две задачи:

- 1. Понять какие признаки (колонки датасета) наиболее сильно коррелируют с целевым признаком (в нашем примере это колонка "Research"). Именно эти признаки будут наиболее информативными для моделей машинного обучения. Признаки, которые слабо коррелируют с целевым признаком, можно попробовать исключить из построения модели, иногда это повышает качество модели. Нужно отметить, что некоторые алгоритмы машинного обучения автоматически определяют ценность того или иного признака для построения модели.
- 2. Понять какие нецелевые признаки линейно зависимы между собой. Линейно зависимые признаки, как правило, очень плохо влияют на качество моделей. Поэтому если несколько признаков линейно зависимы, то для построения модели из них выбирают какой-то один признак.

4454,6511()									
	Serial No.	GRE Score	TOEFL Score	University Rating	SOP	LOR	CGPA	Research	Chance of Admit
Serial No.	1.000000	-0.097526	-0.147932	-0.169948	-0.166932	-0.088221	-0.045608	-0.063138	0.042336
GRE Score	-0.097526	1.000000	0.835977	0.668976	0.612831	0.557555	0.833060	0.580391	0.802610
TOEFL Score	-0.147932	0.835977	1.000000	0.695590	0.657981	0.567721	0.828417	0.489858	0.791594
University Rating	-0.169948	0.668976	0.695590	1.000000	0.734523	0.660123	0.746479	0.447783	0.711250
SOP	-0.166932	0.612831	0.657981	0.734523	1.000000	0.729593	0.718144	0.444029	0.675732
LOR	-0.088221	0.557555	0.567721	0.660123	0.729593	1.000000	0.670211	0.396859	0.669889
CGPA	-0.045608	0.833060	0.828417	0.746479	0.718144	0.670211	1.000000	0.521654	0.873289
Research	-0.063138	0.580391	0.489858	0.447783	0.444029	0.396859	0.521654	1.000000	0.553202
Chance of Admit	0.042336	0.802610	0.791594	0.711250	0.675732	0.669889	0.873289	0.553202	1.000000

Корреляционная матрица содержит коэффициенты корреляции между всеми парами признаков.

Корреляционная матрица симметрична относительно главной диагонали. На главной диагонали расположены единицы (корреляция признака самого с собой).

На основе корреляционной матрицы можно сделать следующие выводы:

- Целевой признак наиболее сильно ним с чем не коррелирует.
- Целевой признак отчасти коррелирует с GRE Score (0.58), CGPA (0,52), Chance of Admit (0,55). Эти признаки стоит оставить в модели.
- Целевой признак слабо коррелирует с Serial No. (-0,06). Этот признак означает порядковый номер и должен остаться в модели.
- Параметр GRE Score сильно коррелирует с TOEFL Score (0.83), CGPA (0.83), Chance of Admit (0.8). Chance of Admit сильно коррелирует с TOEFL Score (0.79), CGPA (0.87).
- # Вывод значений в ячейках sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.3f')

