Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана

Курс «Технологии машинного обучения»

Отчёт по рубежному контролю №1

«Технологии разведочного анализа и обработки данных.»

Вариант № 5

Выполнил:	Проверил:
Каятский П. Е.	Гапанюк Ю.Е
группа ИУ5-64Б	

Дата: 06.04.25 Дата:

Подпись: Подпись:

Задача №1.

Для заданного набора данных проведите корреляционный анализ. В случае наличия пропусков в данных удалите строки или колонки, содержащие пропуски. Сделайте выводы о возможности построения моделей машинного обучения и о возможном вкладе признаков в модель.

Набор данных:

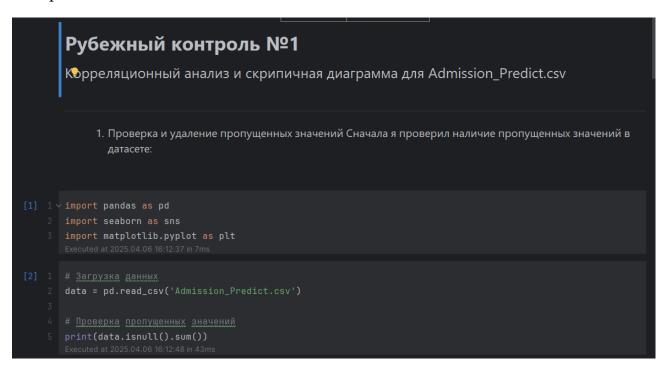
https://www.kaggle.com/mohansacharya/graduate-admissions

(файл Admission_Predict.csv)

Дополнительные требования:

Для студентов группы ИУ5-64Б, ИУ5Ц-84Б - для произвольной колонки данных построить график "Скрипичная диаграмма (violin plot)".

Ход работы:



Результат показал, что в данном датасете нет пропущенных значений:

```
Serial No. 0
GRE Score 0
TOEFL Score 0
University Rating 0
SOP 0
LOR 0
CGPA 0
Research 0
Chance of Admit 0
dtype: int64
```

```
2. Корреляционный анализ Я провел корреляционный анализ, чтобы понять взаимосвязи между признаками:

[3] 1 # Вычисление корреляционной матрицы
corr_matrix = data.corr(numeric_only=True)

4 # Визуализация корреляционной матрицы
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', center=0)
plt.title('Correlation Matrix')
plt.show()
Executed at 2025.04.06 16:13:16 in 949ms
```



Выводы из корреляционного анализа:

- 1. Наибольшую корреляцию с целевой переменной "Chance of Admit" имеют:
 - о CGPA (0.87) очень сильная положительная корреляция
 - о GRE Score (0.81) сильная положительная корреляция
 - ТОЕFL Score (0.79) сильная положительная корреляция
- 2. Умеренная корреляция наблюдается с:

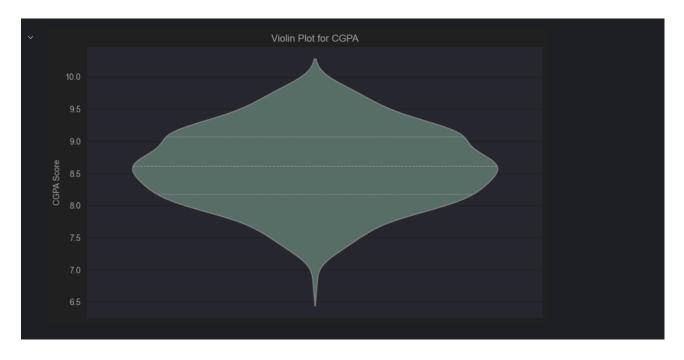
- o University Rating (0.66)
- o SOP (0.68)
- o LOR (0.64)
- 3. Слабая корреляция с:
 - \circ Research (0.55)
- 4. Serial No. практически не коррелирует с целевой переменной (-0.001), что логично, так как это просто порядковый номер.

Возможности построения моделей:

- 1. Данные хорошо подходят для построения моделей регрессии, так как целевая переменная числовая и имеет сильные корреляции с несколькими признаками.
- 2. Наибольший вклад в модель будут вносить CGPA, GRE Score и TOEFL Score.
- 3. Serial No. можно исключить из модели, так как это не информативный признак.
- 4. Имеющиеся корреляции позволяют ожидать хорошее качество прогнозирования.

```
3. Скрипичная диаграмма (Violin plot) Я построил скрипичную диаграмму для признака "CGPA":

[4] 1 plt.figure(figsize=(10, 6))
2 sns.violinplot(y='CGPA', date=data, inner='quartile', palette='Set2')
3 plt.title('Violin Plot for CGPA')
4 plt.ylabel('CGPA Score')
5 plt.show()
Executed at 2025.04.06 16:16:05 in 515ms
```



Анализ скрипичной диаграммы для ССРА:

- 1. Распределение близко к нормальному с небольшим правосторонним смещением.
- 2. Основная масса данных сосредоточена между 7.8 и 9.2.
- 3. Медиана находится около 8.6.
- 4. Есть несколько выбросов в нижней части распределения.
- 5. Плотность распределения максимальна около 8.5-9.0.

Этот анализ подтверждает, что CGPA - важный признак с хорошим разбросом значений, что делает его полезным для прогнозирования.