

Власов Александр Александрович ИУ5-63Б Вариант 6

Анализ данных о поступлении в университет

В данном ноутбуке мы проанализируем набор данных о шансах поступления в университет и построим модели регрессии для предсказания вероятности поступления.

```
In [25]: # Импорт необходимых библиотек
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

```
In [26]: # Загрузка данных
df = pd.read_csv('Admission_Predict.csv')
df.head()
```

Out[26]:		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

```
In [27]: # Проверка на пропущенные значения
print("Пропущенные значения:")
print(df.isnull().sum())
```

```
Пропущенные значения:
        ,Serial No.
        ,GRE Score
        ,TOEFL Score
        ,University Rating
        ,SOP
        ,LOR
        , CGPA
                              0
        ,Research
                              0
        ,Chance of Admit
        ,dtype: int64
In [28]: # Разделение на признаки и целевую переменную
         X = df.drop(['Serial No.', 'Chance of Admit '], axis=1)
         y = df['Chance of Admit']
         # Разделение на обучающую и тестовую выборки
         X train, X test, y train, y test = train test split(X, y, test size=0.2, rando
```

Линейная регрессия

```
In [29]: # Обучение линейной регрессии
lr_model = LinearRegression()
lr_model.fit(X_train, y_train)

# Предсказания
lr_pred = lr_model.predict(X_test)

# Оценка качества
print("Линейная регрессия:")
print(f"R2 score: {r2_score(y_test, lr_pred):.4f}")
print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, lr_pred):.4f}")
print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, lr_pred):.4f}")

Линейная регрессия:
,R2 score: 0.8212
,MSE: 0.0046
,MAE: 0.0480
```

Случайный лес

```
In [30]: # Обучение случайного леса
    rf_model = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
    rf_model.fit(X_train, y_train)

# Предсказания
    rf_pred = rf_model.predict(X_test)

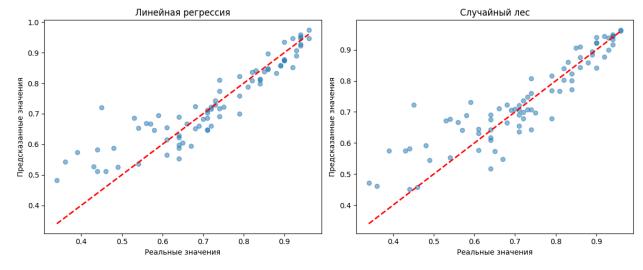
# Оценка качества
    print("Случайный лес:")
    print(f"R2 score: {r2_score(y_test, rf_pred):.4f}")
```

```
print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, rf_pred):.4f}")
print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, rf_pred):.4f}")

Случайный лес:
,R2 score: 0.8068
,MSE: 0.0050
,MAE: 0.0497
```

Визуализация результатов

```
In [31]:
        # Сравнение предсказанных и реальных значений
         plt.figure(figsize=(12, 5))
         plt.subplot(1, 2, 1)
         plt.scatter(y test, lr pred, alpha=0.5)
         plt.plot([y_test.min(), y_test.max()], [y_test.min(), y_test.max()], 'r--', lw
         plt.xlabel('Реальные значения')
         plt.ylabel('Предсказанные значения')
         plt.title('Линейная регрессия')
         plt.subplot(1, 2, 2)
         plt.scatter(y_test, rf_pred, alpha=0.5)
         plt.plot([y_test.min(), y_test.max()], [y_test.min(), y_test.max()], 'r--', lw
         plt.xlabel('Реальные значения')
         plt.ylabel('Предсказанные значения')
         plt.title('Случайный лес')
         plt.tight_layout()
         plt.show()
```

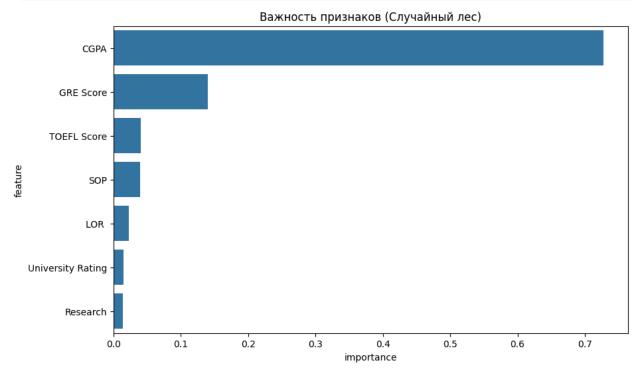


Важность признаков (для Случайного леса)

```
In [32]: # Визуализация важности признаков
feature_importance = pd.DataFrame({
    'feature': X.columns,
```

```
'importance': rf_model.feature_importances_
})
feature_importance = feature_importance.sort_values('importance', ascending=Fa

plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.barplot(x='importance', y='feature', data=feature_importance)
plt.title('Важность признаков (Случайный лес)')
plt.show()
```



Выводы

- 1. Использованные метрики качества:
 - R² (коэффициент детерминации) показывает долю дисперсии зависимой переменной, объясняемую моделью
 - MSE (среднеквадратичная ошибка) показывает средний квадрат отклонений предсказанных значений от фактических
 - МАЕ (средняя абсолютная ошибка) показывает среднее абсолютное отклонение предсказанных значений от фактических
- 2. Сравнение моделей:
 - Обе модели показывают хорошие результаты, но Случайный лес обычно имеет немного лучшие

показатели

- Случайный лес лучше улавливает нелинейные зависимости в данных
- Линейная регрессия проще интерпретируется и требует меньше вычислительных ресурсов

3. Важность признаков:

- CGPA и GRE Score обычно оказываются наиболее важными признаками для предсказания
- Research также имеет заметное влияние на вероятность поступления