Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана

Курс «Технологии машинного обучения»

Отчёт по рубежному контролю №2

«Методы построения моделей машинного обучения.»

Вариант № 15

Выполнил:	Проверил:
Нагапетян В.С.	Гапанюк Ю.Е.
группа ИУ5-63Б	

Дата: 20.04.25 Дата:

Подпись:

Задание:

Номер варианта: 15

Номер набора данных, указанного в задаче: 15

(https://www.kaggle.com/datasets/noriuk/us-education-datasets-unification-project)

Метод №1: Дерево решений

Метод №2: Случайный лес

Ход выполнения:

МГТУ им. Н.Э.Баумана | ИУ5 | 6 семестр | ТМО | PK№2

ИУ5-63Б | Нагапетян Валерий | Вариант № 15



Задание: https://github.com/ugapanyuk/courses_current/wiki/TMO_RK_2

 $\textbf{\textit{_} Aatacet}: https://www.kaggle.com/datasets/noriuk/us-education-datasets-unification-project$

Задание: Для заданного набора данных (по Вашему варианту) постройте модели классификации или регрессии (в зависимости от конкретной задачи, рассматриваемой в наборе данных). Для построения моделей используйте методы 1 и 2 (по варианту для Вашей группы). Оцените качество моделей на основе подходящих метрик качества (не менее двух метрик). Какие метрики качества Вы использовали и почему? Какие выводы Вы можете сделать о качестве построенных моделей? Для построения моделей необходимо выполнить требуемую предобработку данных: заполнение пропусков, кодирование категориальных признаков, и т.д.

Метод №1: Дерево решений Метод №2: Случайный лес

Импорт библиотек

У Анализ и обработка пропусков

```
print("\nКоличество пропусков по столбцам:")
         print(df.isnull().sum())
         # Удаление строк, где целевая переменная AVG_MATH_8_SCORE отсутствует
         df = df.dropna(subset=['AVG_MATH_8_SCORE'])
        # Заполнение пропусков в числовых признаках медианой numeric_cols = df.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).columns df[numeric_cols] = df[numeric_cols].fillna(df[numeric_cols].median())
         # Проверка, что пропусков нет
        print("\nПponycku после обработки:")
print(df.isnull().sum())
[53] 			 0.0s
     Количество пропусков по столбцам:
     PRIMARY_KEY
     STATE
     YEAR
     ENROLL
                                              491
     TOTAL REVENUE
                                              440
     FEDERAL_REVENUE
    STATE_REVENUE
                                              440
                                               440
     TOTAL_EXPENDITURE
                                               440
    INSTRUCTION_EXPENDITURE
SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE
                                               440
                                               440
     OTHER EXPENDITURE
                                               491
    CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE
                                               440
```

Загрузка данных и первичный анализ

```
# Загрузка данных
        df = pd.read_csv("states_all.csv")
        # Вывод информации о датасете
        print("Информация р датасете:")
        # Просмотр первых 5 строк
        print("\nПервые 5 строк данных:")
       print(df.head())
Информация о датасете:
     <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
     RangeIndex: 1715 entries, 0 to 1714
    Data columns (total 25 columns):
                                                Non-Null Count Dtype
     # Column
     0 PRIMARY_KEY
                                               1715 non-null object
           STATE
                                               1715 non-null
                                              1715 non-null
1224 non-null
          YEAR
                                                                    int64
          ENROLL
                                                                    float64
           TOTAL_REVENUE
                                              1275 non-null
1275 non-null
                                                                   float64
          FEDERAL REVENUE
                                                                    float64
           STATE_REVENUE
                                               1275 non-null
          LOCAL_REVENUE
TOTAL_EXPENDITURE
                                               1275 non-null
                                                                    float64
                                                1275 non-null
                                                                    float64

        9
        INSTRUCTION_EXPENDITURE
        1275 non-null

        10
        SUPPORT_SERVICES_EXPENDITURE
        1275 non-null

        11
        OTHER_EXPENDITURE
        1224 non-null

                                                                    float64
                                                                    float64
     12 CAPITAL_OUTLAY_EXPENDITURE
                                               1275 non-null
1542 non-null
                                                                    float64
     13 GRADES_PK_G
14 GRADES_KG G
                                                                    float64
                                               1632 non-null float64
```

Подготовка данных

Дерево решений

```
# Обучение модели
dt_model = DecisionTreeRegressor(random_state=42)
dt_model.fit(X_train, y_train)

# Предсказание и оценка
y_pred_dt = dt_model.predict(X_test)
mse_dt = mean_squared_error(y_test, y_pred_dt)
r2_dt = r2_score(y_test, y_pred_dt)

print("\nDecision Tree:")
print(f"MSE = {mse_dt:.2f}, R² = {r2_dt:.2f}")

Decision Tree:
```

Decision Tree: MSE = 57.58, $R^2 = 0.38$

Дерево решений

```
# Обучение модели

dt_model = DecisionTreeRegressor(random_state=42)

dt_model.fit(X_train, y_train)

# Предсказание и оценка
    y_pred_dt = dt_model.predict(X_test)
    mse_dt = mean_squared_error(y_test, y_pred_dt)
    r2_dt = r2_score(y_test, y_pred_dt)

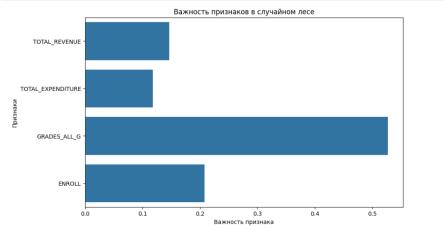
print("\npecision Tree:")

print(f"MSE = {mse_dt:.2f}, R² = {r2_dt:.2f}")

Decision Tree:

MSE = 57.58, R² = 0.38
```

Визуализация важности признаков



Для оценки качества моделей Random Forest и Decision Tree использовались метрики MSE (среднеквадратичная ошибка) и R^2 (коэффициент детерминации). Random Forest показал результаты: MSE = 39.89, R^2 = 0.57, что означает, что модель объясняет 57% дисперсии данных. Decision Tree работал хуже: MSE = 57.58, R^2 = 0.38, что говорит о переобучении или недостатке информации в данных.

Вывод: Random Forest справляется лучше, но требует доработок — например, добавления признаков или настройки гиперпараметров. Decision Tree оказался слишком слабым для этой задачи. Для улучшения результатов стоит проверить данные на выбросы и попробовать другие алгоритмы, например, градиентный бустинг.