Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана

Курс «Технологии машинного обучения» Отчёт по лабораторной работе

 Выполнил
 Проверил:

 Бокатуев М. С.
 Гапанюк Ю.Е.

 группа ИУ5-62Б

Дата: 04.06.25 Дата:

Подпись: Подпись:

Москва, 2025 г.



Лабораторная работа №4

Линейные модели, SVM и деревья решений

Задание:

- 1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
- 2. В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
- 3. С использованием метода train_test_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
- 4. Обучите следующие модели:
- одну из линейных моделей (линейную или полиномиальную регрессию при решении задачи регрессии, логистическую регрессию при решении задачи классификации);
- SVM:
- дерево решений.
- 5. Оцените качество моделей с помощью двух подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.
- 6. Постройте график, показывающий важность признаков в дереве решений.
- 7. Визуализируйте дерево решений или выведите правила дерева решений в текстовом виде.

Ход работы

Возьмем датасет *Medical Cost* (https://www.kaggle.com/datasets/mirichoi0218/insurance)

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

In [2]: hdata_loaded = pd.read_csv('insurance.csv', sep=",")
hdata_loaded.shape
```

Out[2]: (1338, 7) In [3]: hdata loaded.head() bmi children smoker Out[3]: age sex region charges 19 female 27.900 0 yes southwest 16884.92400 1 18 male 33.770 1 no southeast 1725.55230 2 28 male 33.000 3 no southeast 4449.46200 3 33 male 22.705 no northwest 21984.47061 32 male 28.880 0 3866.85520 no northwest In [4]: list(zip(hdata loaded.columns, [i for i in hdata loaded.dtypes])) Out[4]: [('age', dtype('int64')), ('sex', dtype('0')), ('bmi', dtype('float64')), ('children', dtype('int64')), ('smoker', dtype('0')), ('region', dtype('0')), ('charges', dtype('float64'))] In [5]: hdata = hdata loaded hcols with na = [c for c in hdata.columns if hdata[c].isnull().sum() > 0] hcols with na Out[5]: [] Пропусков нет С использованием метода train test split разделим выборку на обучающую и тестовую. In [6]: hdata = pd.get_dummies(hdata, columns=["sex", "smoker", "region"], drop_first= hdata.head()

Out[6]:		age	bmi	children	charges	sex_male	smoker_yes	region_northwest
	0	19	27.900	0	16884.92400	False	True	False
	1	18	33.770	1	1725.55230	True	False	False
	2	28	33.000	3	4449.46200	True	False	False
	3	33	22.705	0	21984.47061	True	False	True
	4	32	28.880	0	3866.85520	True	False	True

```
In [7]: from sklearn.model selection import train test split
         # Определяем признаки (Х) и целевую переменную (у)
         X = hdata.drop(columns=["charges"]) # Все признаки кроме 'charges'
         y = hdata["charges"] # Целевая переменная (стоимость страховки)
         # Проверяем размерности
         print(f"Pasmep X: {X.shape}")
         print(f"Pasmep y: {y.shape}")
         X train, X test, y train, y test = train test split(
             Χ, γ,
             test size=0.2,
             random state=42,
             shuffle=True
         print(f"Обучающая выборка: X train = {X train.shape}, y train = {y train.shape
         print(f"Тестовая выборка: X test = {X test.shape}, y test = {y test.shape}")
        Размер Х: (1338, 8)
        Размер у: (1338,)
        Обучающая выборка: X train = (1070, 8), y train = (1070,)
       Тестовая выборка: X test = (268, 8), y test = (268,)
         Линейная регрессия
 In [8]: from sklearn.linear model import LinearRegression
         # Обучаем модель линейной регрессии
         lin_reg = LinearRegression()
         lin reg.fit(X train, y train)
         # Делаем предсказания
         y pred lin = lin reg.predict(X test)
         SVR (Метод опорных векторов)
In [11]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler
         from sklearn.svm import SVR
         # Масштабируем данные
         scaler = StandardScaler()
         X train scaled = scaler.fit transform(X train)
         X test scaled = scaler.transform(X test)
         # Обучаем SVR с радиальной базисной функцией (RBF)
         svr = SVR(kernel="rbf")
         svr.fit(X train scaled, y train)
         # Делаем предсказания
         y pred svr = svr.predict(X test scaled)
```

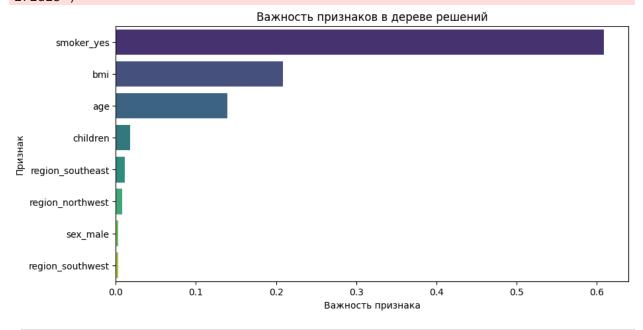
Дерево решений

```
In [12]: from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
         # Обучаем дерево решений
         tree reg = DecisionTreeRegressor(random state=42)
          tree reg.fit(X train, y train)
          # Делаем предсказания
          y pred tree = tree reg.predict(X test)
In [14]: from sklearn.metrics import mean absolute error, r2 score
         def evaluate model(y true, y pred, model name):
              mae = mean absolute error(y true, y pred)
              r2 = r2 score(y true, y pred)
              print(f"{model name}:")
              print(f" - MAE: {mae:.2f}")
              print(f'' - R^2: \{r2:.2f\} \setminus n'')
          # Оцениваем модели
         evaluate_model(y_test, y_pred_lin, "Линейная регрессия")
evaluate_model(y_test, y_pred_svr, "SVM (SVR)")
          evaluate model(y test, y pred tree, "Дерево решений")
        Линейная регрессия:
         - MAE: 4181.19
         - R^2: 0.78
        SVM (SVR):
         - MAE: 8612.41
         - R^2: -0.07
        Дерево решений:
         - MAE: 3195.11
         - R^2: 0.73
In [15]: import matplotlib.pyplot as plt
          import seaborn as sns
          # Получаем важность признаков
          feature importance = tree reg.feature importances
          # Создаём DataFrame для удобного отображения
          features df = pd.DataFrame({"Feature": X.columns, "Importance": feature import
          features df = features df.sort values(by="Importance", ascending=False)
          # Строим график
          plt.figure(figsize=(10, 5))
          sns.barplot(x=features df["Importance"], y=features df["Feature"], palette="vi
          plt.xlabel("Важность признака")
          plt.ylabel("Признак")
          plt.title("Важность признаков в дереве решений")
          plt.show()
```

<ipython-input-15-f59a33e8a5b1>:13: FutureWarning:

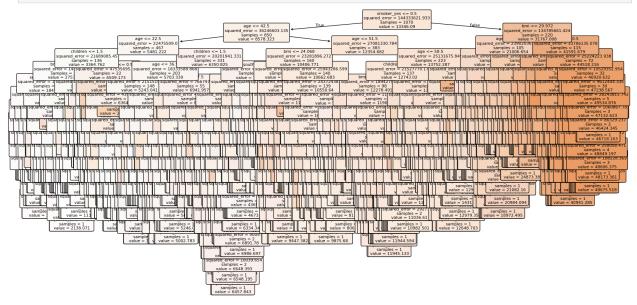
Passing `palette` without assigning `hue` is deprecated and will be removed in v0.14.0. Assign the `y` variable to `hue` and set `legend=False` for the same e ffect.

sns.barplot(x=features_df["Importance"], y=features_df["Feature"], palette="v
iridis")



In [16]: from sklearn.tree import plot_tree

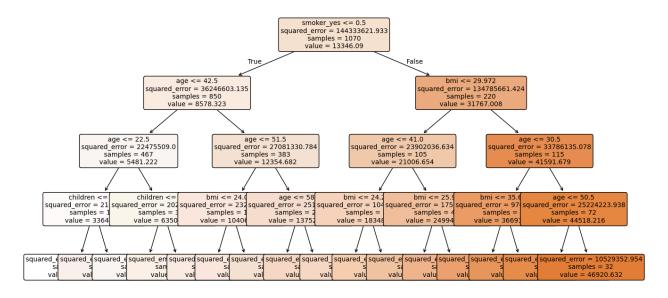
plt.figure(figsize=(20, 10))
 plot_tree(tree_reg, feature_names=X.columns, filled=True, rounded=True, fontsi
 plt.show()



In [17]: # Ограничиваем глубину дерева, например, до 4 уровней
tree_reg_limited = DecisionTreeRegressor(max_depth=4, random_state=42)

```
tree_reg_limited.fit(X_train, y_train)

# Визуализируем более компактное дерево
plt.figure(figsize=(15, 8))
plot_tree(tree_reg_limited, feature_names=X.columns, filled=True, rounded=True
plt.show()
```



In [19]: plt.figure(figsize=(15, 8))
 plot_tree(tree_reg, feature_names=X.columns, filled=True, rounded=True, fontsi
 plt.show()

