Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

Факультет «Информатика и системы управления»
Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Курс «Технологии машинного обучения»
Отчет по рубежному контролю №2
«Методы построения моделей машинного обучения»
Вариант №2

Выполнил:
студент группы ИУ5-63Б
Ахтамбаев Лев
Николаевич

Подпись:_____

Дата:_____

Проверил:
преподаватель каф. ИУ5
Гапанюк Юрий
Евгеньевич

Подпись:_____

Дата:_____

Москва, 2023 г.

Выполнение работы

Для выполнения задачи построения моделей классификации был представлен набор данных sklearn wine dataset, загруженный с помощью функции load_wine().

Ввод [110]:
```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import load_wine
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, DecisionTreeRegressor, export_graphviz
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, mean_squared_error, r2_score, precision_score, recall_score
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from typing import Dict, Tuple
```

Ввод [111]:
```
wine = load_wine()
```

Был создан датафрейм, содержащий 13 нецелевых признаков и 1 целевой – класс вина.

Ввод [112]:
```
wine_x_ds = pd.DataFrame(data=wine['data'], columns=wine['feature_names'])
wine_x_ds
```

Out[112]:

	alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthocyanins	color_intensity	hue	od280/od3
0	14.23	1.71	2.43	15.6	127.0	2.80	3.06	0.28	2.29	5.64	1.04	
1	13.20	1.78	2.14	11.2	100.0	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38	1.05	
2	13.16	2.36	2.67	18.6	101.0	2.80	3.24	0.30	2.81	5.68	1.03	
3	14.37	1.95	2.50	16.8	113.0	3.85	3.49	0.24	2.18	7.80	0.86	
4	13.24	2.59	2.87	21.0	118.0	2.80	2.69	0.39	1.82	4.32	1.04	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
173	13.71	5.65	2.45	20.5	95.0	1.68	0.61	0.52	1.06	7.70	0.64	
174	13.40	3.91	2.48	23.0	102.0	1.80	0.75	0.43	1.41	7.30	0.70	
175	13.27	4.28	2.26	20.0	120.0	1.59	0.69	0.43	1.35	10.20	0.59	
176	13.17	2.59	2.37	20.0	120.0	1.65	0.68	0.53	1.46	9.30	0.60	
177	14.13	4.10	2.74	24.5	96.0	2.05	0.76	0.56	1.35	9.20	0.61	

178 rows × 13 columns

Ввод [113]:
```
wine_y_ds = pd.DataFrame(data=wine['target'])
wine_y_ds
```

Out[113]:

	0
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0
...	...
173	2
174	2
175	2
176	2
177	2

178 rows × 1 columns

Ввод [114]:
```
wine_ds = pd.DataFrame(data=wine['data'], columns=wine['feature_names'])
wine_ds['target'] = wine['target']
wine_ds
```

Out[114]:

	alcohol	malic_acid	ash	alcalinity_of_ash	magnesium	total_phenols	flavanoids	nonflavanoid_phenols	proanthocyanins	color_intensity	hue	od280/od3
0	14.23	1.71	2.43	15.6	127.0	2.80	3.06	0.28	2.29	5.64	1.04	
1	13.20	1.78	2.14	11.2	100.0	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38	1.05	
2	13.16	2.36	2.67	18.6	101.0	2.80	3.24	0.30	2.81	5.68	1.03	
3	14.37	1.95	2.50	16.8	113.0	3.85	3.49	0.24	2.18	7.80	0.86	
4	13.24	2.59	2.87	21.0	118.0	2.80	2.69	0.39	1.82	4.32	1.04	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
173	13.71	5.65	2.45	20.5	95.0	1.68	0.61	0.52	1.06	7.70	0.64	
174	13.40	3.91	2.48	23.0	102.0	1.80	0.75	0.43	1.41	7.30	0.70	
175	13.27	4.28	2.26	20.0	120.0	1.59	0.69	0.43	1.35	10.20	0.59	
176	13.17	2.59	2.37	20.0	120.0	1.65	0.68	0.53	1.46	9.30	0.60	
177	14.13	4.10	2.74	24.5	96.0	2.05	0.76	0.56	1.35	9.20	0.61	

178 rows × 14 columns

Типы данных всех полей являются числовыми.

Ввод [115]:
```
wine_ds.dtypes
```

Out[115]:
```
alcohol                         float64
malic_acid                      float64
ash                             float64
alcalinity_of_ash               float64
magnesium                       float64
total_phenols                   float64
flavanoids                      float64
nonflavanoid_phenols            float64
proanthocyanins                 float64
color_intensity                 float64
hue                             float64
od280/od315_of_diluted_wines    float64
proline                         float64
target                            int32
dtype: object
```

В наборе данных отсутствуют пропуски и дубликаты.

Ввод [116]:
```
# Проверим наличие пустых значений
# Цикл по колонкам датасета
for col in wine_ds.columns:
    # Количество пустых значений - все значения заполнены
    temp_null_count = wine_ds[wine_ds[col].isnull()].shape[0]
    print('{} - {}'.format(col, temp_null_count))
```

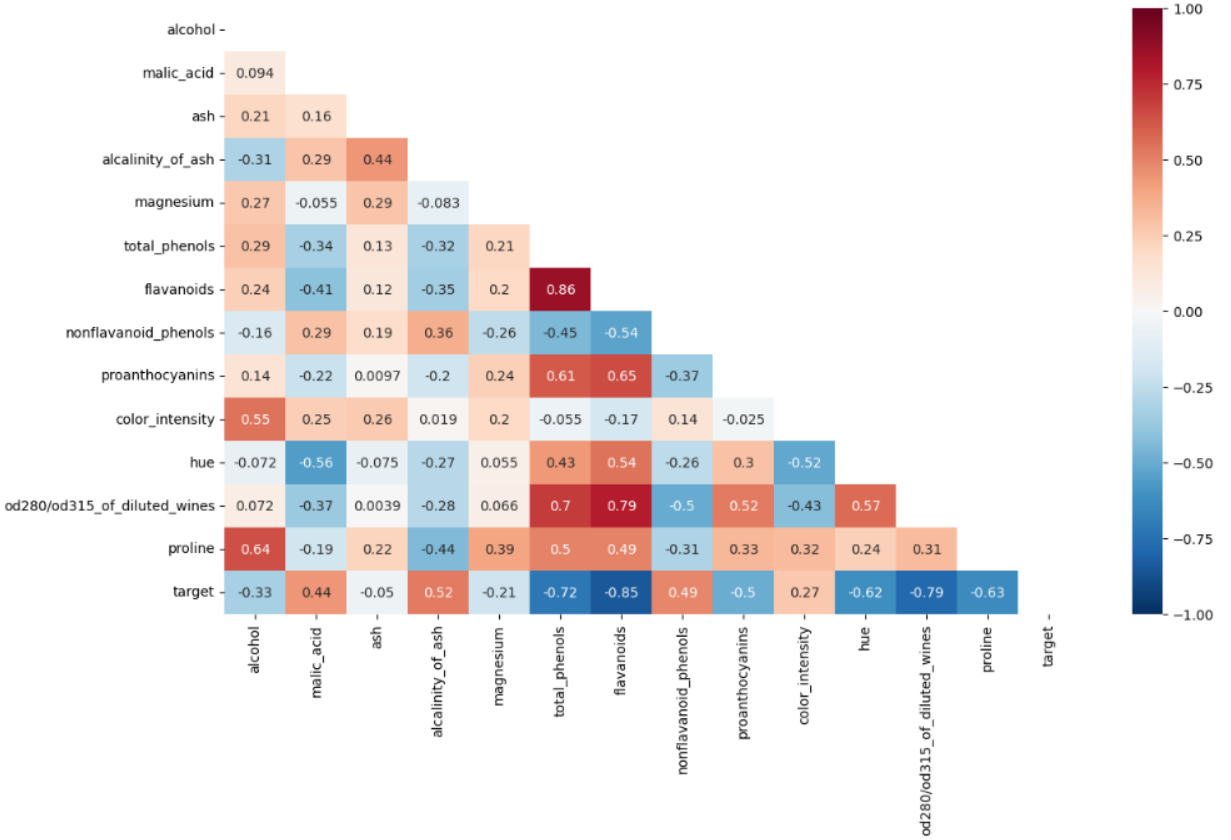
```
alcohol - 0
malic_acid - 0
ash - 0
alcalinity_of_ash - 0
magnesium - 0
total_phenols - 0
flavanoids - 0
nonflavanoid_phenols - 0
proanthocyanins - 0
color_intensity - 0
hue - 0
od280/od315_of_diluted_wines - 0
proline - 0
target - 0
```

Ввод [117]:
```
wine_ds.duplicated().sum()
```

Out[117]:
```
0
```

Проведем корреляционный анализ, чтобы оценить вклад признаков для построения моделей классификации. Для визуализации корреляционной матрицы была использована “тепловая карта”.

Ввод [118]:
```
plt.figure(figsize = (14,8))
m =np.triu(np.ones_like(wine_ds.corr(), dtype=bool))
sns.heatmap(wine_ds.corr(), mask = m, annot = True, vmin= -1.0, vmax= 1.0, center = 0, cmap = 'RdBu_r');
```



С целевым признаком наиболее сильную корреляцию имеют признаки “flavanoids” (-0,85), “od280/od315_of_diluted_wines” (-0,79), “total_phenols” (-0,72), “proline” (-0,63) и “hue” (-0,62). Эти признаки будут наиболее информативными при построении моделей машинного обучения. Целевой признак отчасти коррелирует с признаками “alcalinity_of_ash” (0,52), “proanthocyanins” (-0,5), “nonflavanoid_fenols” (0,49) и “malic_acid” (0,44). Эти признаки также стоит использовать при обучении модели. Признаки “alcohol” (-0,33), “color_intensity” (0,27), “magnesium” (-0,21) и “ash” (-0,05) слабо коррелируют с целевым признаком и могут негативно сказаться на модели машинного обучения, поэтому, скорее всего, их стоит исключить из модели.

Но не все признаки, которые имеют сильную и среднюю корреляцию с целевым признаком, стоит использовать для построения модели машинного обучения. Между признаками “flavanoids” и “total_phenols” наблюдается очень сильная корреляция (0,86). Это связано с тем, что флавоноиды относятся к классу полифенолов. Поэтому из этих двух признаков стоит оставить тот, который имеет наибольшую корреляцию с целевым признаком, т.е.

“flavanoids”. Остальные нецелевые признаки не коррелируют друг с другом так сильно и между ними не наблюдается почти линейной зависимости.

Таким образом, на основе признаков “flavanoids”, “od280/od315_of_diluted_wines”, “proline”, “hue”, “alcalinity_of_ash”, “proanthocyanins”, “nonflavanoid_phenols” и “malic_acid” могут быть построены модели машинного обучения, первые четыре признака могут иметь наиболее весомый вклад в их обучение. Для обучения моделей классификации будут использоваться эти 8 нецелевых признаков.

Выборка экземпляров вина, принадлежащих разным классам, является сбалансированной.

```
Ввод [119]: wine_y_ds.value_counts()

Out[119]: 1    71
          0    59
          2    48
          Name: count, dtype: int64
```

Разобьем исходную выборку на обучающую и тестовую.

```
Ввод [120]: wine_X_train, wine_X_test, wine_y_train, wine_y_test = train_test_split(
                wine_ds[['malic_acid', 'alcalinity_of_ash', 'flavanoids', 'nonflavanoid_phenols', 'proanthocyanins', 'hue', 'od280/od315_of_
                wine_ds['target'].values, test_size=0.2, random_state=2)
```

Было произведено MinMax масштабирование данных.

```
Ввод [121]: mms = MinMaxScaler()

Ввод [122]: wine_X_train_scaled = mms.fit_transform(wine_X_train)
            wine_X_test_scaled = mms.transform(wine_X_test)
```

Для оценки качества моделей машинного обучения были использованы метрики accuracy и F1-мера. Метрика accuracy подходит для оценки качества моделей классификации для заданного набора данных, так как классификация производится по трем равноценным классам и нет необходимости в более точном определении того или иного класса. Также она подходит, так как выборка является сбалансированной, поэтому точность по всем классам, которую и отражает accuracy, не будет скрывать малую точность для отдельного класса. Метрика F1-мера подходит для оценки качества моделей классификации для заданного набора данных, так как в случае классификации по трем равноценным классам precision и recall имеют равное значение, поэтому их оценку можно совместить в метрике F1-мера. Распределение экземпляров вина из набора данных по классам не будет иметь отрицательного влияния на значение метрики

F1-мера, так как выборка является сбалансированной.

Функции для вывода значения метрики accuracy для каждого класса:

Ввод [151]:
```
def accuracy_score_for_classes(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray) -> Dict[int, float]:

    d = {'t': y_true, 'p': y_pred}
    df = pd.DataFrame(data=d)
    classes = np.unique(y_true)
    res = dict()
    for c in classes:
        temp_data_flt = df[df['t']==c]
        temp_acc = accuracy_score(
            temp_data_flt['t'].values,
            temp_data_flt['p'].values)
        res[c] = temp_acc
    return res

def print_accuracy_score_for_classes(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray):

    accs = accuracy_score_for_classes(y_true, y_pred)
    if len(accs)>0:
        print('Label \t Accuracy')
    for i in accs:
        print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))
```

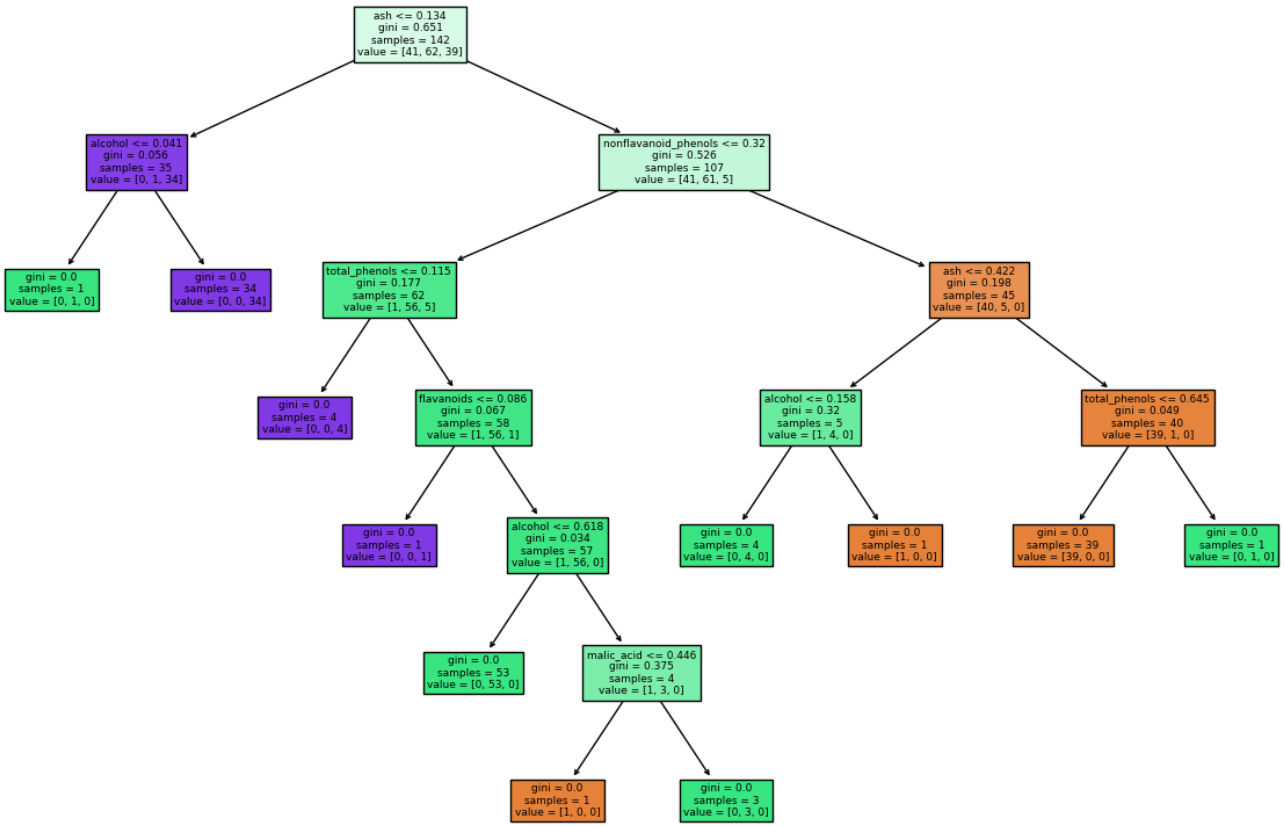
Была обучена модель Дерева Решений.

Ввод [139]:
```
# Обучим дерево решений
tree = DecisionTreeClassifier()
tree.fit(wine_X_train_scaled, wine_y_train)

# Получим значения важности каждого признака
importances = tree.feature_importances_
features = wine.feature_names
indices = np.argsort(importances)[::-1] # отсортированные индексы признаков по убыванию важности
```

И визуализирован график

Ввод [134]:
```
# Визуализируем дерево решений
from sklearn.tree import plot_tree
plt.figure(figsize=(15,10))
plot_tree(tree, filled=True, feature_names=wine.feature_names[:-1])
plt.show()
```



Ввод [155]:
```
print_accuracy_score_for_classes(wine_y_test, y_pred_tree)
```

```
Label    Accuracy
0        1.0
1        1.0
2        1.0
```

Была обучена модель случайного леса.

```
Ввод [144]: wine_rf_cl = RandomForestClassifier(random_state=2)
            wine_rf_cl.fit(wine_X_train_scaled, wine_y_train)
```

```
Out[144]: RandomForestClassifier
          RandomForestClassifier(random_state=2)
```

Результаты классификации с использованием модели случайного леса:

```
Ввод [146]: pred_wine_rf_y_test = wine_rf_cl.predict(wine_X_test_scaled)
            pred_wine_rf_y_test
```

```
Out[146]: array([0, 0, 2, 1, 0, 0, 1, 2, 1, 0, 1, 0, 0, 2, 2, 1, 0, 0, 0, 2, 2, 0,
                 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 1, 2, 2, 0, 1])
```

Значение метрики accuracy для модели случайного леса:

```
Ввод [147]: accuracy_score(wine_y_test, pred_wine_rf_y_test)
```

```
Out[147]: 0.9722222222222222
```

Значение метрики accuracy для каждого класса:

```
Ввод [152]: print_accuracy_score_for_classes(wine_y_test, pred_wine_rf_y_test)
```

```
Label    Accuracy
0        0.9444444444444444
1        1.0
2        1.0
```

Значение метрики F1-мера для модели случайного леса для каждого класса:

```
Ввод [154]: f1_score(wine_y_test, pred_wine_rf_y_test, average=None)
```

```
Out[154]: array([0.97142857, 0.94736842, 1.        ])
```

Таким образом, каждая из моделей машинного обучения классифицирует вино с высокой точностью. Модель случайного леса имеет слегка худший показатель определения вина класса 0, чем модель дерева решений, что видно по показателям метрик.