Лабораторная работа 4. Логические методы классификации

```
!wget
https://raw.githubusercontent.com/cnrde/AI_and_ML_3/main/dataset/citru
s.data
```

```
--2024-05-14 17:03:33--
https://raw.githubusercontent.com/cnrde/AI_and_ML_3/main/dataset/citru
s.data
Resolving raw.githubusercontent.com (raw.githubusercontent.com)...
185.199.108.133, 185.199.109.133, 185.199.110.133, ...
Connecting to raw.githubusercontent.com (raw.githubusercontent.com)|
185.199.108.133|:443... connected.
HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
Length: 3353 (3.3K) [text/plain]
Saving to: ‘citrus.data’

 citrus.data           0%[                    ]       0  --.-KB/s
citrus.data         100%[===================>]   3.27K  --.-KB/s    in
0s

2024-05-14 17:03:33 (28.7 MB/s) - ‘citrus.data’ saved [3353/3353]
```

```
import numpy as np
import pandas as pd

%matplotlib inline

import seaborn as sns
from matplotlib import pyplot as plt

data_source = 'citrus.data'
d = pd.read_table(data_source, delimiter=',',
                  header=None,
                  names=['sepal_length','sepal_width',
                         'petal_length','petal_width','answer'])
dX = d.iloc[ : , 0:4 ]
dy = d['answer']
print(dX.head())
print(dy.head())
```

```
   sepal_length  sepal_width  petal_length  petal_width
0          2.96          172            85            2
1          3.91          166            78            3
```

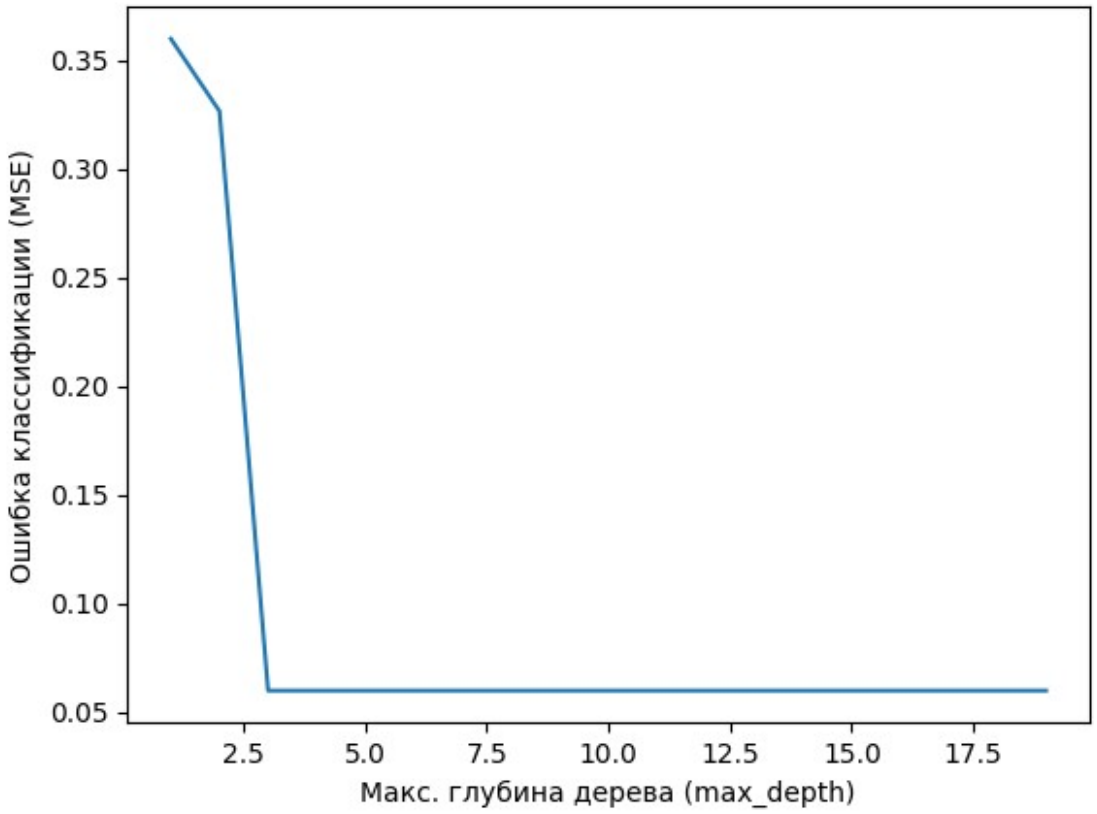
```
2          4.42          156            81            2
3          4.47          163            81            4
4          4.48          161            72            9
0    orange
1    orange
2    orange
3    orange
4    orange
Name: answer, dtype: object
```

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Подмножества для hold-out
X_train, X_holdout, y_train, y_holdout = \
train_test_split(dX, dy, test_size=0.3, random_state=12)

# Обучение модели
tree = DecisionTreeClassifier(max_depth=5,
                              random_state=21,
                              max_features=2)
tree.fit(X_train, y_train)

# Получение оценки hold-out
tree_pred = tree.predict(X_holdout)
accur = accuracy_score(y_holdout, tree_pred)
print(accur)
```

```
0.9777777777777777
```

```
from sklearn.model_selection import cross_val_score

# Значения параметра max_depth
d_list = list(range(1,20))
# Пустой список для хранения значений точности
cv_scores = []
# В цикле проходим все значения K
for d in d_list:
    tree = DecisionTreeClassifier(max_depth=d,
                                  random_state=21,
                                  max_features=2)
    scores = cross_val_score(tree, dX, dy, cv=10, scoring='accuracy')
    cv_scores.append(scores.mean())

# Вычисляем ошибку (misclassification error)
MSE = [1-x for x in cv_scores]

# Строим график
plt.plot(d_list, MSE)
plt.xlabel('Макс. глубина дерева (max_depth)');
```

```
plt.ylabel('Ошибка классификации (MSE)')
plt.show()

# Ищем минимум
d_min = min(MSE)

# Пробуем найти прочие минимумы (если их несколько)
all_d_min = []
for i in range(len(MSE)):
    if MSE[i] <= d_min:
        all_d_min.append(d_list[i])

# печатаем все K, оптимальные для модели
print('Оптимальные значения max_depth: ', all_d_min)
```




```
Оптимальные значения max_depth:  [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13,
14, 15, 16, 17, 18, 19]

from sklearn.model_selection import GridSearchCV, cross_val_score
from sklearn import tree

dtc = DecisionTreeClassifier(max_depth=10, random_state=21,
max_features=2)
```

```
tree_params = { 'max_depth': range(1,20), 'max_features': range(1,4) }
tree_grid = GridSearchCV(dtc, tree_params, cv=10, verbose=True,
n_jobs=-1)
tree_grid.fit(dX, dy)

print('\n')
print('Лучшее сочетание параметров: ', tree_grid.best_params_)
print('Лучшие баллы cross validation: ', tree_grid.best_score_)

# Генерируем графическое представление лучшего дерева (сохранится в
файле)
tree.export_graphviz(tree_grid.best_estimator_,
                     feature_names=dX.columns,
                     class_names=dy.unique(),
                     out_file='iris_tree.dot',
                     filled=True, rounded=True)
```

```
Fitting 10 folds for each of 57 candidates, totalling 570 fits


Лучшее сочетание параметров:  {'max_depth': 2, 'max_features': 3}
Лучшие баллы cross validation:  0.9533333333333334
```

```
# На самом деле можно визуализировать в Google Colab следующим бразом
import graphviz
dot_data = tree.export_graphviz(tree_grid.best_estimator_,
                     feature_names=dX.columns,
                     class_names=dy.unique(),
                     out_file=None,
                     filled=True, rounded=True)
graph = graphviz.Source(dot_data)
print('Оптимальное дерево решений')
graph
```

```
Оптимальное дерево решений
```

```
# Поэкспериментируем с визуализацией деревьев...
# max_features = 2, max_depth = 3
dtc = DecisionTreeClassifier(max_depth=5,
                             random_state=21,
                             max_features=1)
# Обучаем
dtc.fit(dX.values, dy)
# Предсказываем
res = dtc.predict([[5.1, 3.5, 1.4, 0.2]])
print(res)
```

```
['lemon']
```

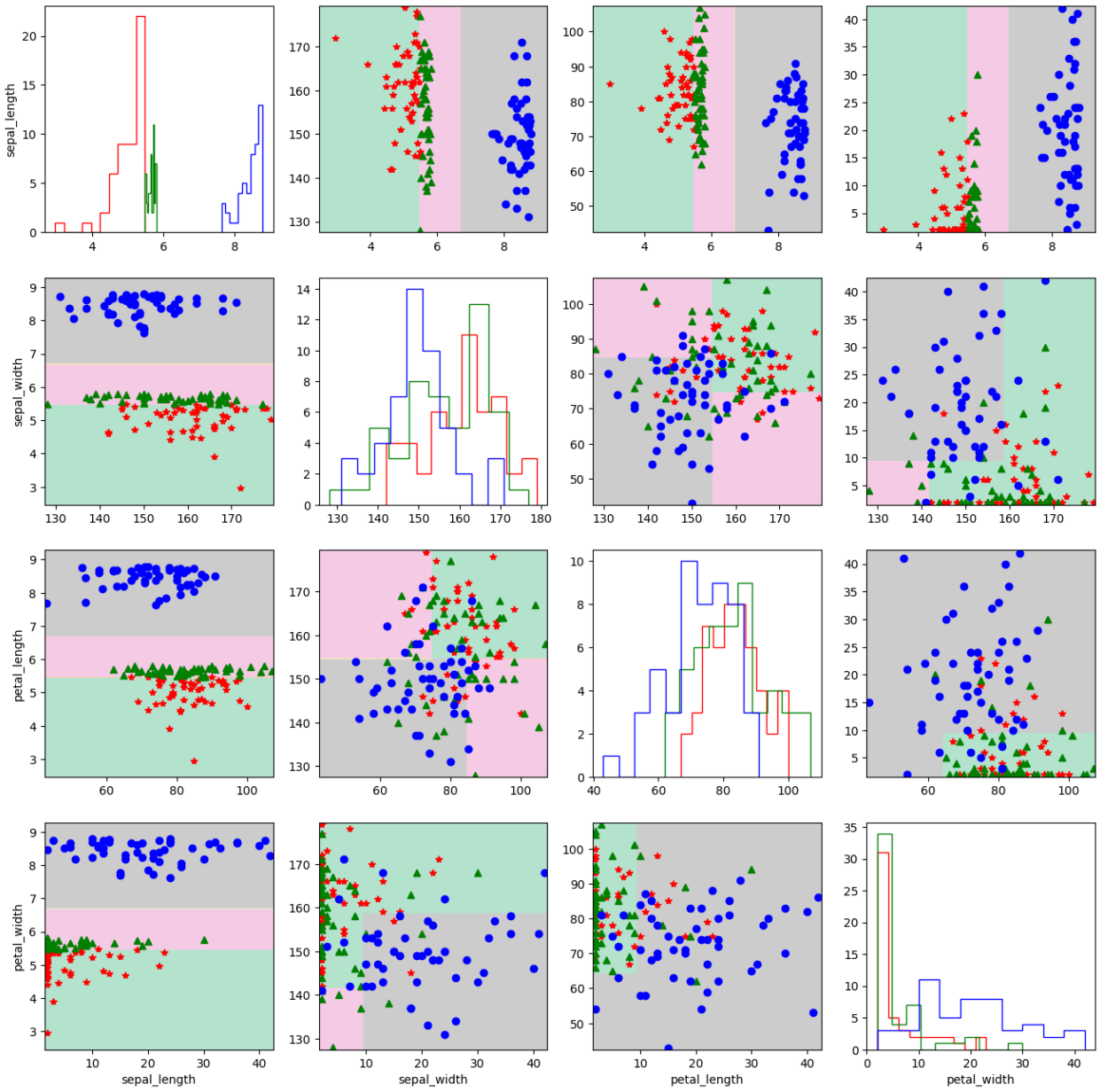
```
dot_data = tree.export_graphviz(dtc,
                      feature_names=dX.columns,
                      class_names=dy.unique(),
                      out_file=None,
                      filled=True, rounded=True)
graph = graphviz.Source(dot_data)
graph
```

```
# Палитры
print(sorted(list(plt.colormaps)))
```

```
['Accent', 'Accent_r', 'Blues', 'Blues_r', 'BrBG', 'BrBG_r', 'BuGn',
'BuGn_r', 'BuPu', 'BuPu_r', 'CMRmap', 'CMRmap_r', 'Dark2', 'Dark2_r',
'GnBu', 'GnBu_r', 'Greens', 'Greens_r', 'Greys', 'Greys_r', 'OrRd',
'OrRd_r', 'Oranges', 'Oranges_r', 'PRGn', 'PRGn_r', 'Paired',
'Paired_r', 'Pastel1', 'Pastel1_r', 'Pastel2', 'Pastel2_r', 'PiYG',
'PiYG_r', 'PuBu', 'PuBuGn', 'PuBuGn_r', 'PuBu_r', 'PuOr', 'PuOr_r',
'PuRd', 'PuRd_r', 'Purples', 'Purples_r', 'RdBu', 'RdBu_r', 'RdGy',
'RdGy_r', 'RdPu', 'RdPu_r', 'RdYlBu', 'RdYlBu_r', 'RdYlGn',
'RdYlGn_r', 'Reds', 'Reds_r', 'Set1', 'Set1_r', 'Set2', 'Set2_r',
'Set3', 'Set3_r', 'Spectral', 'Spectral_r', 'Wistia', 'Wistia_r',
'YlGn', 'YlGnBu', 'YlGnBu_r', 'YlGn_r', 'YlOrBr', 'YlOrBr_r',
'YlOrRd', 'YlOrRd_r', 'afmhot', 'afmhot_r', 'autumn', 'autumn_r',
'binary', 'binary_r', 'bone', 'bone_r', 'brg', 'brg_r', 'bwr',
'bwr_r', 'cividis', 'cividis_r', 'cool', 'cool_r', 'coolwarm',
'coolwarm_r', 'copper', 'copper_r', 'crest', 'crest_r', 'cubehelix',
'cubehelix_r', 'flag', 'flag_r', 'flare', 'flare_r', 'gist_earth',
'gist_earth_r', 'gist_gray', 'gist_gray_r', 'gist_heat',
'gist_heat_r', 'gist_ncar', 'gist_ncar_r', 'gist_rainbow',
'gist_rainbow_r', 'gist_stern', 'gist_stern_r', 'gist_yarg',
'gist_yarg_r', 'gnuplot', 'gnuplot2', 'gnuplot2_r', 'gnuplot_r',
'gray', 'gray_r', 'hot', 'hot_r', 'hsv', 'hsv_r', 'icefire',
'icefire_r', 'inferno', 'inferno_r', 'jet', 'jet_r', 'magma',
'magma_r', 'mako', 'mako_r', 'nipy_spectral', 'nipy_spectral_r',
'ocean', 'ocean_r', 'pink', 'pink_r', 'plasma', 'plasma_r', 'prism',
'prism_r', 'rainbow', 'rainbow_r', 'rocket', 'rocket_r', 'seismic',
'seismic_r', 'spring', 'spring_r', 'summer', 'summer_r', 'tab10',
'tab10_r', 'tab20', 'tab20_r', 'tab20b', 'tab20b_r', 'tab20c',
'tab20c_r', 'terrain', 'terrain_r', 'turbo', 'turbo_r', 'twilight',
'twilight_r', 'twilight_shifted', 'twilight_shifted_r', 'viridis',
'viridis_r', 'vlag', 'vlag_r', 'winter', 'winter_r']
```

```
plot_markers = ['r*', 'g^', 'bo']
answers = dy.unique()
labels = dX.columns.values
```

```
# Создаем подграфики для каждой пары признаков
f, places = plt.subplots(4, 4, figsize=(16,16))

fmin = dX.min().values-0.5
fmax = dX.max().values+0.5
plot_step = 0.02

# Обходим все subplot
for i in range(0,4):
    for j in range(0,4):

        # Строим решающие границы
        if(i != j):
            xx, yy = np.meshgrid(np.arange(fmin[i], fmax[i],
plot_step, dtype=float),
                                 np.arange(fmin[j], fmax[j], plot_step,
dtype=float))
            model = DecisionTreeClassifier(max_depth=2,
random_state=21, max_features=3)
            model.fit(dX.iloc[:, [i,j]].values, dy.values)
            p = model.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()])
            p = p.reshape(xx.shape)
            p[p==answers[0]] = 0
            p[p==answers[1]] = 1
            p[p==answers[2]] = 2
            p=p.astype('int32')
            places[i,j].contourf(xx, yy, p, cmap=plt.cm.Pastel2)

        # Обход всех классов (Вывод обучающей выборки)
        for id_answer in range(len(answers)):
            idx = np.where(dy == answers[id_answer])
            if i==j:
                places[i, j].hist(dX.iloc[idx].iloc[:,i],
                                  color=plot_markers[id_answer][0],
                                 histtype = 'step')
            else:
                places[i, j].plot(dX.iloc[idx].iloc[:,i],
dX.iloc[idx].iloc[:,j],
                                  plot_markers[id_answer],
                                  label=answers[id_answer],
markersize=6)

        # Печать названия осей
        if j==0:
          places[i, j].set_ylabel(labels[i])

        if i==3:
          places[i, j].set_xlabel(labels[j])
```


sepal_length
sepal_width
petal_length
petal_width
sepal_length
sepal_width
petal_length
petal_width