### ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 2 ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАНИХ

*Mema:* використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити різні методи класифікації даних та навчитися їх порівнювати..

#### Хід роботи:

#### Завдання 2.1. Класифікація за допомогою машин опорних векторів (SVM)

<u>Числові ознаки</u>: age, flnwgt, education-num, capital-gain, capital-loss, hours-per-week; категоріальні: workclass, education, marital-status, occupation, relationship, race, sex, native-country.

#### Лістинг програми:

```
import numpy as np
   import matplotlib.pyplot as plt
                                        "plt" is not accessed
   from sklearn import preprocessing, metrics
                                                    ■ "metrics" is not accessed
   from sklearn.svm import LinearSVC
   from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
 1 from sklearn.model_selection import cross_val_score, train_test_split
  input_file = 'income_data.txt'
  count_class1 = 0
  max_datapoints = 30000
10 with open(input_file, 'r') as f:
           if count_class1 >= max_datapoints and count_class2 >= max_datapoints:
               break
               data = line[:-1].split(', ')
               if data[-1] == '<=50K' and count_class1 < max_datapoints:</pre>
                   X.append(data)
                    count_class1 += 1
               if data[-1] == '>50K' and count_class2 < max_datapoints:</pre>
                   X.append(data)
                    count_class2 += 1
  X = np.array(X)
26 label_encoder = []
  X_encoded = np.empty(X.shape)
  for i, item in enumerate(X[0]):
    if item.isdigit():
           X_{encoded[:, i]} = X[:, i]
           label_encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
           X_encoded[:, i] = label_encoder[-1].fit_transform(X[:, i])
  X = X_encoded[:, :-1].astype(int)
y = X_encoded[:, -1].astype(int)
  classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random_state=0))
  X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
       X, y, test_size=0.2, random_state=5)
```

|       |       |              |        |      | N/   |  |      |          |
|-------|-------|--------------|--------|------|--|--|------|----------|
|       |       |              |        |      | «Житомирська політехніка», 23.123.03.000 — Лр2 |  |      | 0 – JIp2 |
| Змн.  | Арк.  | № докум.     | Підпис | Дата |  |  |      |          |
| Розр  | 0б.   | Бабіч Д. В.  |        |      |  | Літ.   | Арк. | Аркушів  |
| Пере  | евір. | Пулеко I. B. |        |      | Звіт з   |  | 1    | 7        |
| Керіс | зник  |              |        |      | V V  |  |      |          |
| Н. кс | нтр.  |              |        |      | лабораторної роботи                            | <b>ТРЕМЕНЬ В В В В В В В В В В В В В В В В В В В</b> |      | (Ім-22-1 |
| Зав.  | каф.  |              |        |      | 1  |  | -    |          |

```
X = X_encoded[:, :-1].astype(int)
y = X_encoded[:, -1].astype(int)
classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random_state=0))
classifier.fit(X, y)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=5)
classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random_state=0))
classifier.fit(X_train, y_train)
y_test_pred = classifier.predict(X_test)
num_folds = 3
input_data_encoded = [-1] * len(input_data)
count = 0
for i, item in enumerate(input_data):
    if item.isdigit():
        input_data_encoded[i] = int(input_data[i])
    else:
        tmp = []
        tmp.append(input_data[i])
        input_data_encoded[i] = int(label_encoder[count].transform(tmp))
        count += 1
        tmp = []
input_data_encoded = np.array(input_data_encoded).reshape(1, -1)
predicted_class = classifier.predict(input_data_encoded)
accuracy_values = cross_val_score(classifier,
X, y, scoring='accuracy', cv=num_folds)
print("Accuracy: " + str(round(100 * accuracy_values.mean(), 2)) + "%")
precision_values = cross_val_score(classifier,
                                    X, y, scoring='precision_weighted', cv=num_folds)
print("Precision: " + str(round(100 * precision_values.mean(), 2)) + "%")
recall_values = cross_val_score(classifier,
X, y, scoring='recall_weighted', cv=num_folds)
print("Recall: " + str(round(100 * recall_values.mean(), 2)) + "%")
f1_values = cross_val_score(classifier,
X, y, scoring='f1_weighted', cv=num_folds)
print("F1: " + str(round(100 * f1_values.mean(), 2)) + "%")
print('Predicted class is: ',
      label_encoder[-1].inverse_transform(predicted_class)[0])
```

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

Результат роботи програми:

```
AI/lab2 on ≯ main [?]

→ python3 -W ignore LR_2_task1.py
Accuracy: 64.55%
Precision: 86.34%
Recall: 64.55%
F1: 59.63%
Predicted class is: <=50K
```

Тестова точка належить до класу '<=50К'.

# Завдання 2.2. Порівняння якості класифікаторів SVM з нелінійними ядрами

Результати роботи класифікаторів:

```
AI/lab2 on ≯ main [?]
→ python3 -W ignore LR_2_task2_2.py
=======Gaussian kernel=========

Accuracy: 86.58%
Precision: 88.39%
Recall: 86.58%
F1: 80.77%
Predicted class is: <=50K
```

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

## Завдання 2.3. Порівняння якості класифікаторів на прикладі класифікації сортів ірисів

Код програми:

```
url = "https://raw.githubusercontent.com/jbrownlee/Datasets/master/iris.csv"
names = ['sepal-length', 'sepal-width', 'petal-length', 'petal-width', 'class']
dataset = read_csv(url, names=names)
array = dataset.values
X = array[:, 0:4]
y = array[:, 4]
X_train, X_validation, Y_train, Y_validation = train_test_split(
   X, y, test_size=0.20, random_state=1)
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression(
solver='liblinear', multi_class='ovr')))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('SVM', SVC(gamma='auto')))
results = []
names = []
for name, model in models:
    kfold = StratifiedKFold(n_splits=10, random_state=1, shuffle=True)
    cv_results = cross_val_score(
        model, X_train, Y_train, cv=kfold, scoring='accuracy')
    results.append(cv_results)
    names.append(name)
model = SVC(gamma='auto')
model.fit(X_train, Y_train)
predictions = model.predict(X_validation)
                                   ■ Argument of type "list[list[int | float]]" cannot be assigned to para
X_{new} = np.array([[5, 2.9]])
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(iris_dataset.data[:, 2:4],
                                                                                       ■ Cannot access membe
                                                       iris_dataset['target'],
                                                                                    ■ Argument of type "Lite
                                                       random_state=0)
knn_model = knn.fit(x_train, y_train)
prediction = knn.predict(X_new)
predictions = knn.predict(x_test)
accuracy = accuracy_score(y_test, predictions)
print(f'Accuracy: {accuracy}')
print("forecast: {}".format(iris_dataset['target_names'][prediction[0]]))
# Argument of type "Litera
```

Результат виконання програми:

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      | Γ |
|------|------|--------------|--------|------|---|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |   |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |   |

```
→ python3 -W ignore LR_2_task3.py
iris_dataset's keys: dict_keys(['data', 'target', 'frame', 'target_names', 'DESCR', 'feature_na
mes', 'filename', 'data_module'])
.. _iris_dataset:
Iris plants dataset
**Data Set Characteristics:**
    :Number of Instances: 150 (50 in each of three classes)
    :Number of Attributes: 4 numeric, predictive attributes and the class
    :Attribute Information:
       - sepal length in cm
       - sepal width in cm
       - petal length in cm
       - petal width in cm
        - class:

    Iris-Setosa

                - Iris-Versicolour
                - Iris-Virginica
    :Summary Statistics:
```

|                           | Min  | Max  | Mean | SD    | Class Cor | relation |
|---------------------------|------|------|------|-------|-----------|----------|
| ========<br>sepal length: | 4.3  | 7.9  | 5.84 | 0.83  | 0.7826    |          |
| sepal width:              | 2.0  | 4.4  | 3.05 | 0.43  | -0.4194   |          |
| petal length:             | 1.0  | 6.9  | 3.76 | 1.76  | 0.9490    | (high!)  |
| petal width:              | 0.1  | 2.5  | 1.20 | 0.76  | 0.9565    | (high!)  |
|                           | ==== | ==== |      | ===== |           |          |

:Missing Attribute Values: None

:Class Distribution: 33.3% for each of 3 classes.

:Creator: R.A. Fisher

:Donor: Michael Marshall (MARSHALL%PLU@io.arc.nasa.gov)

:Date: July, 1988

The famous Iris database, first used by Sir R.A. Fisher. The dataset is taken from Fisher's paper. Note that it's the same as in R, but not as in the UCI Machine Learning Repository, which has two wrong data points.

This is perhaps the best known database to be found in the pattern recognition literature. Fisher's paper is a classic in the field and is referenced frequently to this day. (See Duda & Hart, for example.) The data set contains 3 classes of 50 instances each, where each class refers to a type of iris plant. One class is linearly separable from the other 2; the latter are NOT linearly separable from each other.

- .. topic:: References
  - Fisher, R.A. "The use of multiple measurements in taxonomic problems"
     Annual Eugenics, 7, Part II, 179–188 (1936); also in "Contributions to

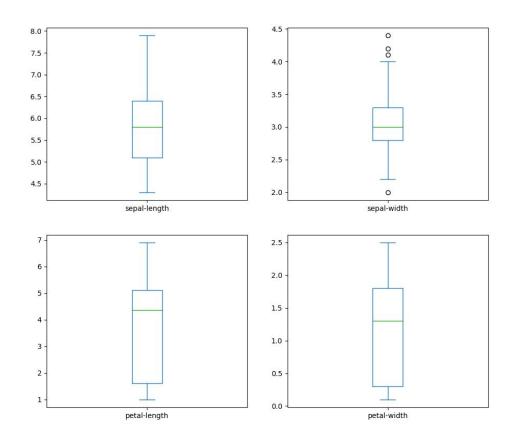
|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

```
    Duda, R.O., & Hart, P.E. (1973) Pattern Classification and Scene Analysis.

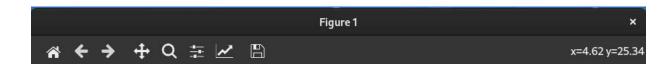
     (Q327.D83) John Wiley & Sons. ISBN 0-471-22361-1. See page 218.
   – Dasarathy, B.V. (1980) "Nosing Around the Neighborhood: A New System
     Structure and Classification Rule for Recognition in Partially Exposed
     Environments". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine
     Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 1, 67-71.
   - Gates, G.W. (1972) "The Reduced Nearest Neighbor Rule". IEEE Transactions
     on Information Theory, May 1972, 431-433.
   – See also: 1988 MLC Proceedings, 54–64. Cheeseman et al"s AUTOCLASS II
     conceptual clustering system finds 3 classes in the data.
   Many, many more ...
target names: ['setosa' 'versicolor' 'virginica']
feature names: ['sepal length (cm)', 'sepal width (cm)', 'petal length (cm)', 'petal width (cm)
type of data array: <class 'numpy.ndarray'>
shape of data array: (5, 4)
type of target array: <class 'numpy.ndarray'>
targets: [0 0 0 0 0]
Accuracy: 0.9736842105263158
forecast: virginica
```

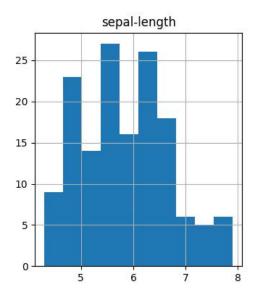
#### Побудовані графіки:

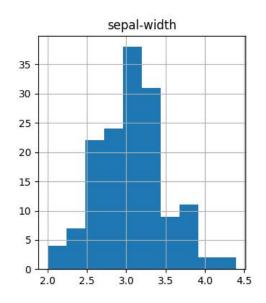


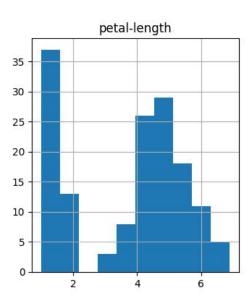


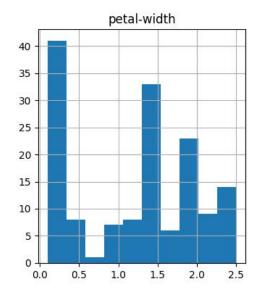
|      |      | Бабіч Д. В.  | ·      |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. | ·      |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |



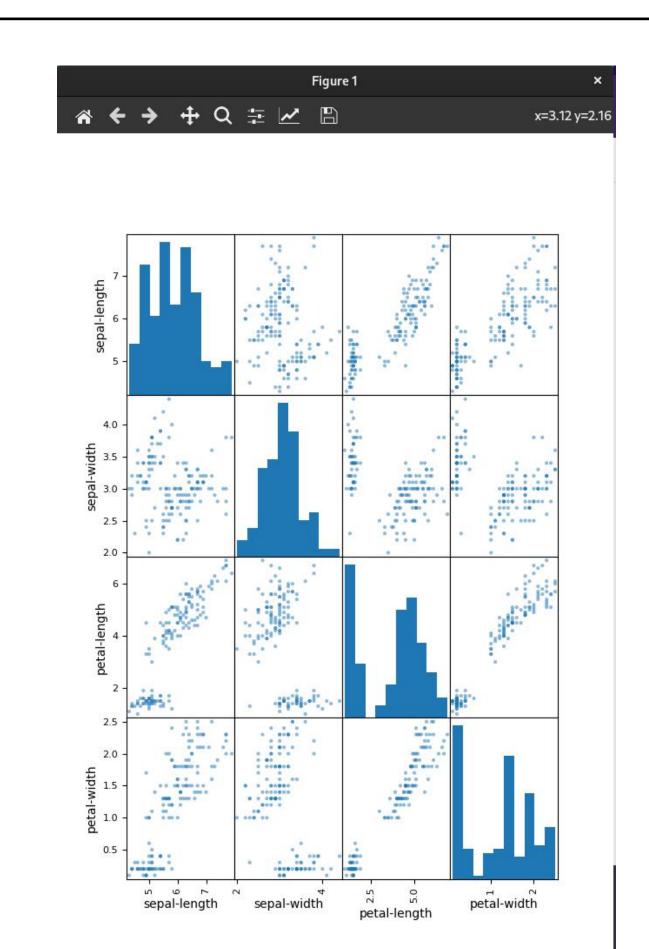




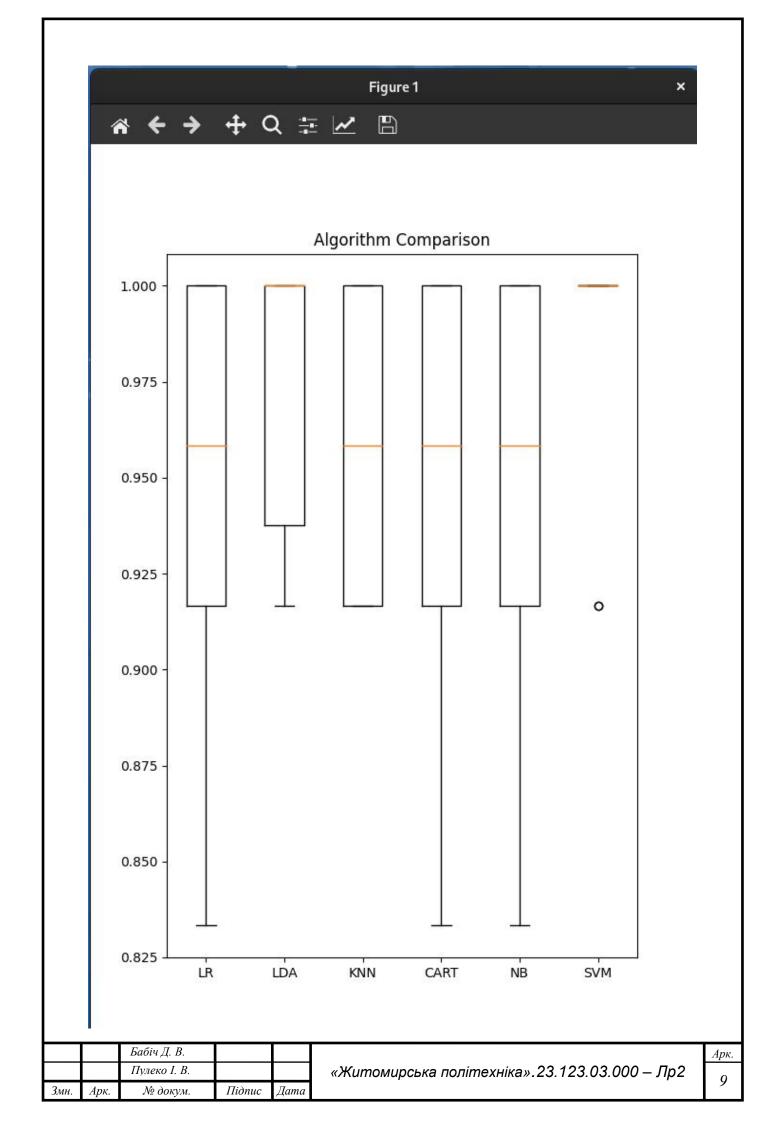




|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |



|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. | ·      |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |



#### Результат роботи програми:

```
targets: [0 0 0 0 0]
LR: 0.941667 (0.065085)
LDA: 0.975000 (0.038188)
KNN: 0.958333 (0.041667)
CART: 0.950000 (0.055277)
NB: 0.950000 (0.055277)
SVM: 0.983333 (0.033333)
0.96666666666666
[[11 0 0]
 [ 0 12 1]
[ 0 0 6]]
               precision recall f1-score support
   Iris-setosa
                   1.00
                           1.00
                                      1.00
                                                 11
Iris-versicolor 1.00
Iris-virginica 0.86
                             0.92
                                      0.96
                                      0.96
0.92
                                                  13
                             1.00
                                                 6
                                      0.97
                                                  30
      accuracy
     macro avg
                  0.95 0.97
                                     0.96
                                                  30
  weighted avg 0.97
                             0.97
                                      0.97
                                                  30
Accuracy: 0.9736842105263158
forecast: virginica
```

За результатами тренування вдалося досягти точності 0.97 та встановити, що квітка належить до класу virginica.

Завдання 2.4. Порівняння якості класифікаторів для набору даних завдання 2.1

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

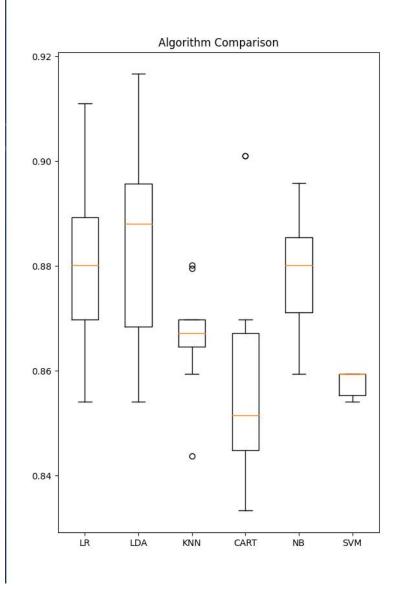
#### Код програми:

```
from matplotlib import pyplot
from sklearn import preprocessing
from sklearn.discriminant_analysis import LinearDiscriminantAnalysis
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold, cross_val_score, train_test_split
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
import numpy as np
input_file = 'income_data.txt'
count_class1 = 0
count_class2 = 0
max_datapoints = 30000
with open(input_file, 'r') as f:
    for line in f.readlines()
        if count_class1 >= max_datapoints and count_class2 >= max_datapoints:
            break
            data = line[:-1].split(', ')
if data[-1] == '<=50K' and count_class1 < max_datapoints:</pre>
                X.append(data)
                 count_class1 += 1
             if data[-1] == '>50K' and count_class2 < max_datapoints:
                 X.append(data)
                 count_class2 += 1
X = np. array(X)
label_encoder = []
X_encoded = np.empty(X.shape)
for i, item in enumerate(X[0]):
    if item.isdigit()
        X_{encoded}[:, i] = X[:, i]
        label_encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
        X_encoded[:, i] = label_encoder[-1].fit_transform(X[:, i])
X = X_encoded[:, :-1].astype(int)
y = X_encoded[:, -1].astype(int)
X_train, X_validation, Y_train, Y_validation = train_test_split(
X, y, test_size=0.20, random_state=1)
models = []
{\tt models.append(('LR', LogisticRegression(}
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
```

```
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
  models.append(('CART', DecisionTreeClassifier()))
  models.append(('NB', GaussianNB()))
  models.append(('SVM', SVC(gamma='auto')))
5 results = []
6 \text{ names} = []
  for name, model in models:
      kfold = StratifiedKFold(n_splits=10, random_state=1, shuffle=True)
      cv_results = cross_val_score(
          model, X_train, Y_train, cv=kfold, scoring='accuracy')
      results.append(cv_results)
      names.append(name)
      print('%s: %f (%f)' % (name, cv_results.mean(), cv_results.std()))
  pyplot.boxplot(results, labels=names)
  pyplot.title('Algorithm Comparison')
  pyplot.show()
```

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

Результати роботи програми:



```
AI/lab2 on ≯ main [?] took 1m 28s 665ms

→ python3 -W ignore LR_2_task4.py
LR: 0.880683 (0.016293)
LDA: 0.885883 (0.019384)
KNN: 0.866604 (0.009853)
CART: 0.860338 (0.022359)
NB: 0.879633 (0.010957)
SVM: 0.857739 (0.002348)
```

Порівнявши алгоритми за показником точності можна дійти висновку, що найкращим  $\varepsilon$  алгоритм NB.

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. | ·      |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |

### Завдання 2.5. Класифікація даних лінійним класифікатором Ridge

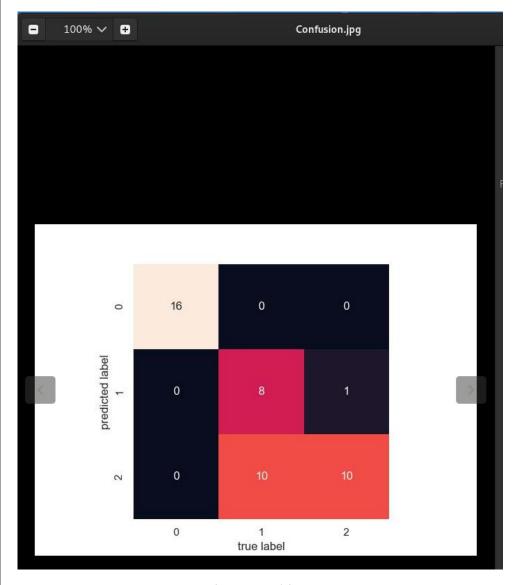
Код програми:

```
lab2> 🤣 LR_2_task5.py
   import seaborn as sns
 1 from io import BytesIO # neded for plot
  2 import matplotlib.pyplot as plt
  3 from sklearn.metrics import confusion_matrix
 4 from sklearn import metrics
  5 import numpy as np
 6 from sklearn.datasets import load_iris
   from sklearn.linear_model import RidgeClassifier
   from sklearn.model_selection import train_test_split
  9 iris = load_iris()
 10 X, y = iris.data, iris.target
 11 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
       X, y, test_size=0.3, random_state=0)
 13 clf = RidgeClassifier(tol=1e-2, solver="sag")
 14 clf.fit(X_train, y_train)
 15 y_pred = clf.predict(X_test)
 16 print('Accuracy:', np.round(metrics.accuracy_score(y_test, y_pred), 4))
 17 print('Precision:', np.round(metrics.precision_score(
       y_test, y_pred, average='weighted'), 4))
19 print('Recall:', np.round(metrics.recall_score(
      y_test, y_pred, average='weighted'), 4))
 21 print('F1 Score:', np.round(metrics.f1_score(
      y_test, y_pred, average='weighted'), 4))
   print('Cohen Kappa Score:', np.round(
      metrics.cohen_kappa_score(y_test, y_pred), 4))
 25 print('Matthews Corrcoef:', np.round(
      metrics.matthews_corrcoef(y_test, y_pred), 4))
27 print('\t\tClassification Report:\n',
    metrics.classification_report(y_pred, y_test))
29 sns.set()
 30 mat = confusion_matrix(y_test, y_pred)
 31 sns.heatmap(mat.T, square=True, annot=True, fmt='d', cbar=False)
 32 plt.xlabel('true label')
 33 plt.ylabel('predicted label')
 34 plt.savefig("Confusion.jpg")
 35 f = BytesIO()
36 plt.savefig(f, format="svg")
```

#### Результат роботи програми:

```
python3 -W ignore LR_2_task5.py
Accuracy: 0.7556
Precision: 0.8333
Recall: 0.7556
F1 Score: 0.7503
Cohen Kappa Score: 0.6431
Matthews Corrcoef: 0.6831
               Classification Report:
                          recall f1-score support
              precision
          0
                  1.00
                           1.00
                                     1.00
                                                 16
                 0.44
                          0.89
                                     0.59
                  0.91
                           0.50
                                     0.65
                                                 20
                                     0.76
    accuracy
   macro avg
                  0.78
                            0.80
                                     0.75
weighted avg
                  0.85
                            0.76
                                     0.76
```

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко I. B. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |



При налаштуванні класифікатора було використано такі параметри: tol (точність рішення) та solver (рішення для обрахунків). Коефіцієнт Коена Каппа є мірою узгодженості між двома спостерігачами, які оцінюють якісну змінну.

Коефіцієнт кореляції Метьюза використовується для оцінки зв'язку між результатами діагностики та станом пацієнта. Він розраховується як відношення кількості правильних діагнозів до загальної кількості діагнозів, враховуючи відсутність зв'язку випадкових результатів.

**Висновки**: у ході виконання даної лабораторної роботи я, використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python, дослідив класифікацію даних різними методами та за допомогою метрик якості класифікації оцінив їх ефективності.

|      |      | Бабіч Д. В.  |        |      |
|------|------|--------------|--------|------|
|      |      | Пулеко І. В. |        |      |
| Змн. | Арк. | № докум.     | Підпис | Дата |