# Лабораторна робота № 2 ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАНИХ

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

Github: <a href="https://github.com/igogol-hie/myrepoz987/tree/main/SAI-LR-2">https://github.com/igogol-hie/myrepoz987/tree/main/SAI-LR-2</a>

## Хід роботи

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

Створіть класифікатор у вигляді машини опорних векторів, призначений для прогнозування меж доходу заданої фізичної особи на основі 14 ознак (атрибутів). Метою  $\epsilon$  з'ясування умов, за яких щорічний прибуток людини перевищу $\epsilon$  \$50000 або менше цієї величини за допомогою бінарної класифікації.

Випишіть у звіт всі 14 ознак з набору даних – їх назви, що вони позначають та вид (числові чи категоріальні).

Обчисліть значення інших показників якості класифікації (акуратність, повнота, точність) та разом з F1 занесіть їх у звіт. (Див. ЛР-1).

Зробіть висновок до якого класу належить тестова точка.

```
14 ознак набору даних:
аде — позначає вік, числові;
workclass — позначає робочий клас, категоріальні;
fnlwgt — числові;
education — категоріальні;
education-num — числові;
marital-status — категоріальні;
occupation — категоріальні;
relationship — категоріальні;
race — категоріальні;
sex — категоріальні;
capital-gain — числові;
capital-loss — числові;
hours-per-week — числові;
native-country — категоріальні.
```

```
X = np.array(X)
        label encoder.append(current label encoder)
X = X encoded[:, :-1].astype(int)
classifier = OneVsOneClassifier(LinearSVC(random state=0))
accuracy = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)
print("Accuracy score: " + str(round(100 * accuracy.mean(), 2)) + "%")
precision = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='precision', cv=3)
print("Precision score: " + str(round(100 * precision.mean(), 2)) + "%")
print("Recall score: " + str(round(100 * recall.mean(), 2)) + "%")
f1 = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='f1_weighted', cv=3)
input data encoded = np.array(input data encoded)
predicted class = classifier.predict([input data encoded])
print(label encoder[-1].inverse transform(predicted class)[0])
```

```
Accuracy score: 62.64%
 iterations.
 iterations.
  warnings.warn(
 iterations.
Precision score: 69.18%
 iterations.
iterations.
 warnings.warn(
Recall score: 38.24%
 iterations.
 iterations.
 warnings.warn(
F1 score: 56.15%
```

Рис. 1 Результат виконання програми

Висновок: тестова точка належить до класу <=50k, тобто людина заробляє менше або рівно 50к.

# Завдання 2.2. Порівняння якості класифікаторів SVM з нелінійними ядрами

Використовуючи набір даних та код з попереднього завдання створіть та дослідіть нелінійні класифікатори SVM.

- з поліноміальним ядром;
- з гаусовим ядром;
- з сигмоїдальним ядром.

Для кожного виду класифікатора отримайте та запишіть у звіт показники якості алгоритму класифікації.

```
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
input file = 'income data.txt'
            X.append(data)
        label encoder.append(current label encoder)
y = X encoded[:, -1].astype(int)
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='poly', degree=8, max iter=5000))
accuracy = cross val score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)
print("Accuracy score: " + str(round(100 * accuracy.mean(), 2)) + "%")
precision = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='precision', cv=3)
print("Precision score: " + str(round(100 * precision.mean(), 2)) + "%")
```

```
Accuracy score: 58.41%
pre-processing your data with StandardScaler or MinMaxScaler.
  warnings.warn(
 warnings.warn(
  warnings.warn(
Precision score: 41.6%
 pre-processing your data with StandardScaler or MinMaxScaler.
 warnings.warn(
pre-processing your data with StandardScaler or MinMaxScaler.
 warnings.warn(
Recall score: 33.05%
  warnings.warn(
pre-processing your data with StandardScaler or MinMaxScaler.
  warnings.warn(
F1 score: 46.5%
>50ห
```

Рис. 2 Результат виконання програми

```
X = np.array(X)
label encoder = []
y = X encoded[:, -1].astype(int)
accuracy = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)
print("Accuracy score: " + str(round(100 * accuracy.mean(), 2)) + "%")
precision = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='precision', cv=3)
print("Precision score: " + str(round(100 * precision.mean(), 2)) + "%")
recall = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='recall', cv=3)
print("Recall score: " + str(round(100 * recall.mean(), 2)) + "%")
f1 = cross val score(classifier, X, y, scoring='f1 weighted', cv=3)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
input data encoded = np.array(input data encoded)
predicted class = classifier.predict([input data encoded])
```

```
C:\Users\ziraf\PycharmProjects\pythonProject\venv\Scripts\python.exe
Accuracy score: 78.61%
Precision score: 98.72%
Recall score: 14.26%
F1 score: 71.95%
<=50K

Process finished with exit code 0
```

Рис. 3 Результат виконання програми

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
X = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}
max datapoints = 25000
              X.append(data)
X encoded = np.empty(X.shape)
         label encoder.append(current label encoder)
X = X = 0 encoded[:, :-1].astype(int)
```

```
X_encoded[:, -1].astype(int)
X_train, X_test, y_train, y test = train test split(X, y, test size=0.2,
accuracy = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)
precision = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='precision', cv=3)
recall = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='recall', cv=3)
print("Recall score: " + str(round(100 * recall.mean(), 2)) + "%")
f1 = cross_val_score(classifier, X, y, scoring='f1_weighted', cv=3)
print("F1 score: " + str(round(100 * f1.mean(), 2)) + "%")
predicted class = classifier.predict([input data encoded])
print(label encoder[-1].inverse transform(predicted class)[0])
```

```
C:\Users\ziraf\PycharmProjects\pythonProject\venv\Scripts\python.exe
Accuracy score: 63.89%
Precision score: 27.01%
Recall score: 26.48%
F1 score: 63.77%
<=50K

Process finished with exit code 0
```

Рис. 4 Результат виконання програми

Висновок: за акуратністю і точністю найкращий вид класифікатора  $\epsilon$  нелінійній класифікатор SVM з гаусовим ядром, але за повнотою найкраще справився нелінійній класифікатор SVM з поліноміальним ядром. Загалом, найкраще викону $\epsilon$  завдання класифікатор з гаусовим ядром.

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

Необхідно класифікувати сорти ірисів за деякими їх характеристиками: довжина та ширина пелюсток, а також довжина та ширина чашолистків.

Також, в наявності  $\epsilon$  вимірювання цих же характеристик ірисів, які раніше дозволили досвідченому експерту віднести їх до сортів: setosa, versicolor і virginica.

Використовувати класичний набір даних у машинному навчанні та статистиці - Iris. Він включений у модуль datasets бібліотеки scikit-learn. Лістинг програми:

```
from pandas import read csv
pyplot.show()
X train, X validation, y train, y validation = train test split(X, y,
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 = []
    kfold = StratifiedKFold(n splits=10, random state=1, shuffle=True)
pyplot.boxplot(results, labels=names)
pyplot.title('Algorithm Comparison')
pyplot.show()
model = SVC(gamma='auto')
predictions = model.predict(X validation)
print(accuracy_score(y_validation, predictions))
prediction = model.predict(X new)
print("Прогноз: {}".format(prediction))
print("Спрогнозована мітка: {}".format(prediction[0]))
```

```
      C:\Users\ziraf\pycharmProjects\pythonProject\venv\Scripts\python.exe "F:/nice stuff/lab 4 course/штучний інтелект/lab2/LR_2_task_3.py"

      (150, 5)
      sepal—length
      sepal—width
      petal—length
      class

      0
      5.1
      3.5
      1.4
      0.2
      Iris—setosa

      1
      4.9
      3.0
      1.4
      0.2
      Iris—setosa

      2
      4.7
      3.2
      1.3
      0.2
      Iris—setosa

      3
      4.6
      3.1
      1.5
      0.2
      Iris—setosa

      4
      5.0
      3.6
      1.4
      0.2
      Iris—setosa

      5
      5.4
      3.9
      1.7
      0.4
      Iris—setosa

      6
      4.6
      3.4
      1.5
      0.2
      Iris—setosa

      8
      4.4
      2.9
      1.4
      0.2
      Iris—setosa

      10
      5.4
      3.7
      1.5
      0.2
      Iris—setosa

      11
      4.8
      3.4
      1.6
      0.2
      Iris—setosa

      12
      4.8
      3.0
      1.4
      0.1
      Iris—setosa

      15
      5.7
      4.4
      1.5
      0.4
      Iris—setosa

      16
```

Рис. 5 Результат виконання програми

```
        sepal-length
        sepal-width
        petal-length
        petal-width

        count
        150.000000
        150.000000
        150.000000

        mean
        5.843333
        3.054000
        3.758667
        1.198667

        std
        0.828066
        0.433594
        1.764420
        0.763161

        min
        4.300000
        2.000000
        1.000000
        0.300000

        55%
        5.100000
        2.800000
        1.300000

        75%
        6.400000
        3.300000
        5.100000
        1.800000

        max
        7.90000
        4.400000
        6.90000
        2.500000

        class
        Iris-setosa
        50
        50
        50

        Iris-virginica
        50
        50
        50
        50

        Iris-virginica
        50
        50
        50
        50

        LDA: 0.9750000 (0.038188)
        50
        50
        50
        50

        KNN: 0.958333 (0.041667)
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50
        50</td
```

Рис. 6 Результат виконання програми

	precision	recall	f1-score	support				
Iris-setosa	1.00	1.00	1.00	11				
Iris-versicolor	1.00	0.92	0.96	13				
Iris-virginica	0.86	1.00	0.92	6				
accuracy			0.97	30				
macro avg	0.95	0.97	0.96	30				
weighted avg	0.97	0.97	0.97	30				
Форма массива Х_	_new: (1, 4)							
Прогноз: ['Iris-setosa']								
Спрогнозована мітка: Iris-setosa								
Process finished with exit code 0								

Рис. 7 Результат виконання програми

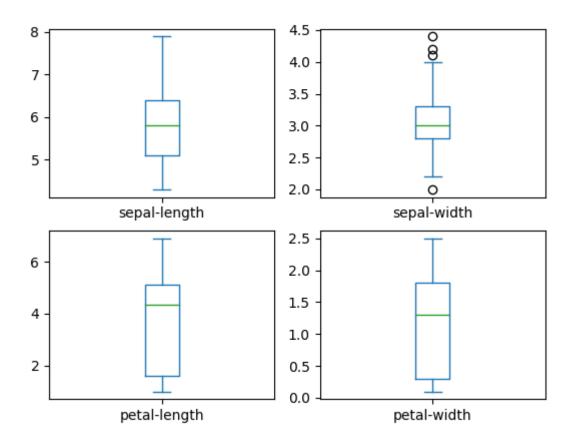


Рис. 8 Діаграма розмаху

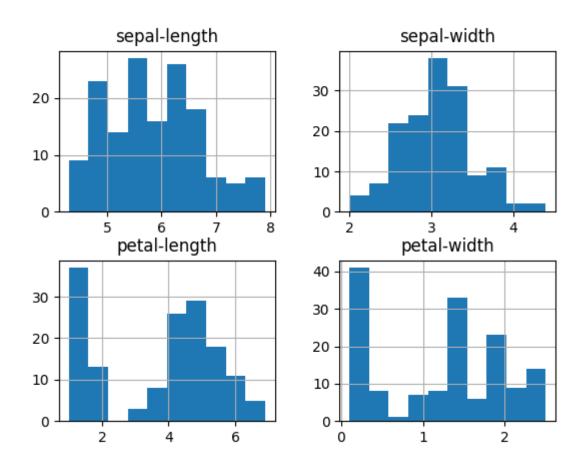


Рис. 9 Гістограма розподілу атрибутів датасета

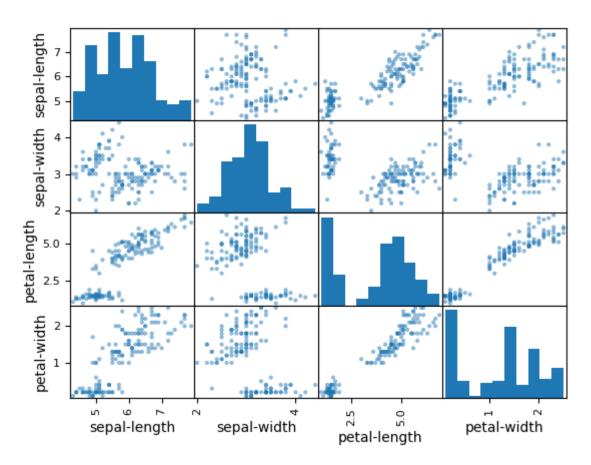


Рис. 10 Матриця діаграм розсіювання

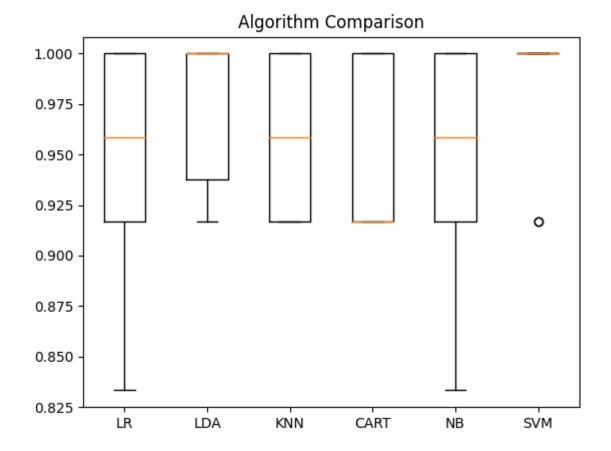


Рис. 11 Алгоритм порівняння

Висновок: Квітка належить до виду Iris-setosa. Було вибрано метод опорних векторів (SVM). Вдалося досягти 0.97 показника якості.

# Завдання 2.4. Порівняння якості класифікаторів для набору даних завдання 2.1

По аналогії із завданням 2.3 створіть код для порівняння якості класифікації набору даних іпсоте data.txt (із завдання 2.1) різними алгоритмами.

Використати такі алгоритми класифікації:

Логістична регресія або логіт-модель (LR)

Лінійний дискримінантний аналіз (LDA)

Метод k-найближчих сусідів (KNN)

Класифікація та регресія за допомогою дерев (CART)

Наївний баєсовський класифікатор (NB)

Метод опорних векторів (SVM)

Розрахуйте показники якості класифікації для кожного алгоритму.

Порівняйте їх між собою. Оберіть найкращий для рішення задачі. Поясніть чому ви так вирішили у висновках до завдання.

```
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
                  X.append(data)
                   X.append(data)
X = np.array(X)
             label encoder.append(current label encoder)
```

```
X_encoded[:, i] = current_label_encoder.fit_transform(X[:, i])

X = X_encoded[:, :-1].astype(int)

y = X_encoded[:, -1].astype(int)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=5)

models = []
models.append(('LR', LogisticRegression(solver='liblinear', multi_class='ovr')))
models.append(('MN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('SVM', SVC(gamma='auto', max_iter=10000)))

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)
    print('%s: %f (%f)' % (name, cv_results.mean(), cv_results.std()))

pyplot.boxplot(results, labels=names)
pyplot.title('Algorithm Comparison')
pyplot.show()
```

```
C:\Users\ziraf\PycharmProjects\pythonProject\venv\Scripts\python.exe
LR: 0.791993 (0.005400)
LDA: 0.811637 (0.005701)
KNN: 0.767748 (0.003026)
CART: 0.806706 (0.007189)
NB: 0.789133 (0.006934)
SVM: 0.753492 (0.000328)
Process finished with exit code 0
```

Рис. 12 Результат виконання програми

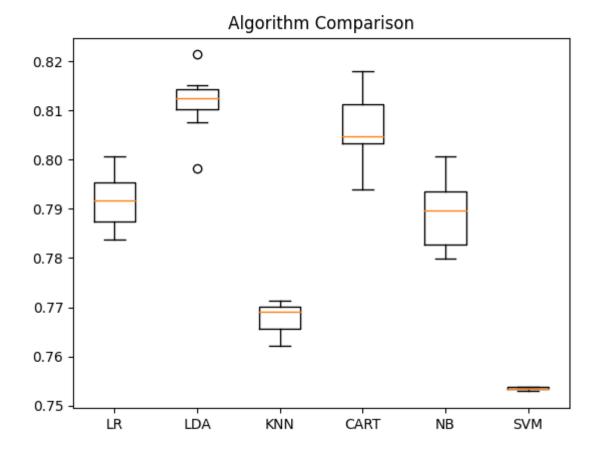


Рис. 13 Результат виконання програми

## Завдання 2.5. Класифікація даних лінійним класифікатором Ridge

Виправте код та виконайте класифікацію. Опишіть які налаштування класифікатора Ridge тут використані та що вони позначають. Опишіть які показники якості використовуються та їх отримані результати. Вставте у звіт та поясніть зображення Confusion.jpg. Опишіть, що таке коефіцієнт Коена Каппа та коефіцієнт кореляції Метьюза. Що вони тут розраховують та що показують. Лістинг програми:

```
import numpy as np
from sklearn.datasets import load_iris
from sklearn.linear_model import RidgeClassifier
from sklearn import metrics
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from io import BytesIO
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
sns.set()
```

```
iris = load_iris()
X, y = iris.data, iris.target
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
    random_state=0)
clf = RidgeClassifier(tol=1e-2, solver="sag")
clf.fit(X_train, y_train)
y_pred = clf.predict(X_test)

print('Accuracy:', np.round(metrics.accuracy_score(y_test, y_pred), 4))
print('Precision:', np.round(metrics.precision_score(y_test, y_pred,
    average='weighted'), 4))
print('Recall:', np.round(metrics.recall_score(y_test, y_pred,
    average='weighted'), 4))
print('Fl Score:', np.round(metrics.fl_score(y_test, y_pred, average='weighted'),
4))
print('Cohen Kappa Score:', np.round(metrics.cohen_kappa_score(y_test, y_pred),
4))
print('Matthews Corrcoef:', np.round(metrics.matthews_corrcoef(y_test, y_pred),
4))
print('\t\t\tClassification Report:\n', metrics.classification_report(y_pred,
    y_test))

mat = confusion_matrix(y_test, y_pred)
sns.heatmap(mat.T, square=True, annot=True, fmt='d', cbar=False)
plt.xlabel('true label')
plt.ylabel('predicted label')
plt.yabefig(fromfusion.jpg")

# Save SVG in a fake file object.
f = BytesIO()
plt.savefig(f, format="svg")
```

<pre>C:\Users\ziraf\PycharmProjects\pythonProject\venv\Scripts\python.exe</pre>										
Accuracy: 0.7556										
Precision: 0.8333										
Recall: 0.7556										
F1 Score: 0.7503										
Cohen Kappa Score: 0.6431										
Matthews Corrcoef: 0.6831										
Classification Report:										
	precision	recall	f1-score	support						
0	1.00	1.00	1.00	16						
1	0.44	0.89	0.59	9						
2	0.91	0.50	0.65	20						
accuracy			0.76	45						
macro avg	0.78	0.80	0.75	45						
weighted avg	0.85	0.76	0.76	45						
Process finished with exit code 0										

Рис. 14 Результат виконання програми

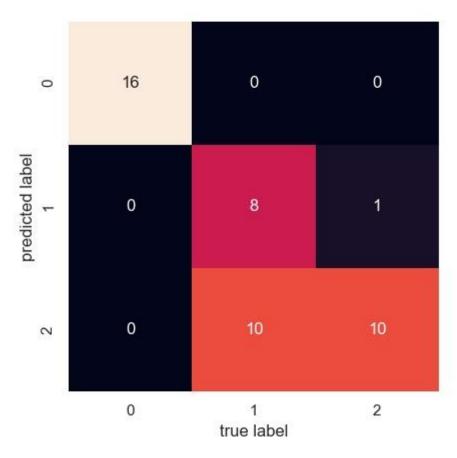


Рис. 15 Confusion.jpg

В класифікаторі Ridge були використані налаштування точності (tol=1e-2) та розв'язник Stochastic Average Gradient descent (solver="sag").

Показники якості, які використовувались — акуратність, точність, повнота, коефіцієнт Коена Каппа, коефіцієнт кореляції Метьюза.

Ha puc. 15 (Confusion.jpg) показана матриця confusion, як skicit-learn може навчатися класифікувати.

Коефіцієнт Коена Каппа — це статистика, яка вимірює міжрегіональну згоду якісних (категоріальних) предметів. Зазвичай вважається, що це надійніший захід, ніж простий розрахунок угоди про відсотки, оскільки к враховує випадкову угоду. Каппа Коена вимірює угоду між двома оцінювачами, кожен із яких класифікує N предметів на С взаємовиключних категорій.

В даному випадку коефіцієнт Коена Каппа (0.6431) показує істотну згоду.

Коефіцієнт кореляції Метьюза або коефіцієнт рhі використовується в машинному навчанні як міра якості бінарних (двокласних) класифікацій, запроваджених біохіміком Браяном У. Метьюзом у 1975 році.

Не дивлячись на те, що акуратність точність і повнота в нас доволі високі, коефіцієнт кореляції Метьюза — 0.6831, тому що його оцінка висока в тих випадках, коли класифікатор справляється і з негативними, і з позитивними значеннями.

**Висновки:** на даній лабораторній ми, використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python, дослідили різні методи класифікації даних та навчилися їх порівнювати, порівняли різні види класифікатора SVM, проаналізували значення коефіцієнтів Коена Каппа і кореляції Метьюза, порівняли якості класифікаторів на основі класифікації ірисів.