3BIT

З лабораторної роботи №2

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАНИХ (навчальна дисципліна «СУЧАСНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКЕТ»)

Студента КН-20-1 навчальної групи

Кірія Даніли Олеговича варіант №6

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

Завдання 1.

Ознаки з набору даних:

Variable Name	Туре	Description
age	Integer	Вік
workclass	Categorical	Private, Self-emp-not-inc, Selfemp-inc, Federal-gov, Localgov, State-gov, Without- pay, Never-worked
education	Categorical	Bachelors, Some-college, 11th, HS-grad, Prof-school, Assocacdm, Assoc-voc, 9th, 7th-8th, 12th, Masters, 1st-4th, 10th, Doctorate, 5th-6th, Preschool
education-num	Integer	Рівень освіти
marital-status	Categorical	Married-civ-spouse, Divorced, Never-married, Separated, Widowed, Married- spouseabsent, Married-AF- spouse
race	Categorical	White, Asian-Pac-Islander, Amer-Indian-Eskimo, Other, Black
relationship	Categorical	Wife, Own-child, Husband, Notin-family, Other-relative, Unmarried

occupation	Categorical	Tech-support, Craft-repair, Other-service, Sales, Execmanagerial, Prof- specialty, Handlers-cleaners, Machine-opinspct, Adm- clerical, Farmingfishing, Transport-moving, Privhouse- serv, Protective-serv, Armed- Forces
sex	Binary	Female, Male
capital-gain	Integer	Прибуток
capital-loss	Integer	Витрати
hours-per-week	Integer	Години роботи
native-country	Categorical	United-States, Cambodia, England, Puerto-Rico, Canada, Germany, Outlying- US(GuamUSVI-etc), India, Japan, Greece, South, China, Cuba, Iran, Honduras, Philippines, Italy, Poland, Jamaica, Vietnam, Mexico, Portugal, Ireland, France, Dominican-Republic, Laos, Ecuador, Taiwan, Haiti, Columbia, Hungary, Guatemala, Nicaragua, Scotland, Thailand, Yugoslavia, El-Salvador, Trinadad&Tobago, Peru, Hong, Holand-Netherlands
income	Binary	>50K, <=50K

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import preprocessing
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")

input_file = 'income_data.txt'

X = []
y = []
count_class1 = 0
count_class2 = 0
```

```
max datapoints = 25000
with open(input file, 'r') as f:
    for line in f.readlines():
        if count class1 >= max datapoints and count class2 >= max datapoints:
        if '?' in line:
        data = line[:-1].split(', ')
        if data[-1] == '<=50K' and count class1 < max datapoints:</pre>
            X.append(data)
            count class1 += 1
            X.append(data)
X = np.array(X)
label encoder = []
X encoded = np.empty(X.shape)
for i, item in enumerate(X[0]):
        label encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
        X encoded[:, i] = label encoder[-1].fit transform(X[:, i])
X = X \text{ 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,
y test pred = classifier.predict(X test)
num folds = 3
accuracy values = cross val score(classifier, X, y, scoring='accuracy',
precision values = cross val score(classifier, X, y,
print("Precision: " + str(round(100 * precision values.mean(), 2)) + "%")
recall values = cross val score(classifier, X, y, scoring='recall weighted',
cv=num folds)
f1 values = cross val score(classifier, X, y, scoring='f1 weighted',
print("F1: " + str(round(100 * f1 values.mean(), 2)) + "%")
```

```
input_data = ['37', 'Private', '215646', 'HS-grad', '9', 'Never-married',
    'Handlers-cleaners', 'Not-in-family', 'White', 'Male', '0', '0', '40', 'United-States']

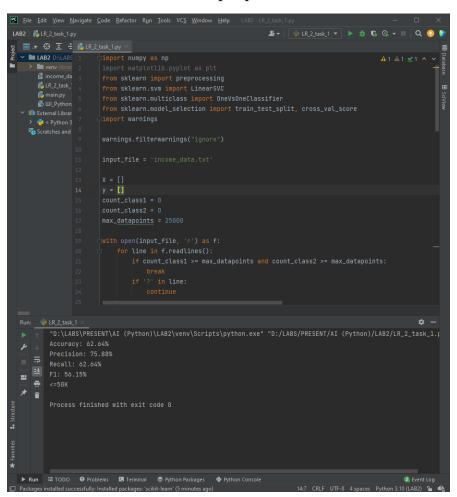
input_data_encoded = [-1] * len(input_data)
    count = 0

for i, item in enumerate(input_data):
    if item.isdigit():
        input_data_encoded[i] = int(input_data[i])
    else:
        input_data_encoded[i] =
int(label_encoder[count].transform([input_data[i]])[0])
        count += 1

input_data_encoded = np.array(input_data_encoded)

predicted_class = classifier.predict([input_data_encoded])
print(label_encoder[-1].inverse_transform(predicted_class)[0])
```

Код програми



Результат виконання програми

Завдання 2.

```
classifier = SVC(kernel='poly', degree=2, random_state=0)
                         classifier.fit(X, y)
Run: 👘 L_2_task_2 ×
         "D:\LABS\PRESENT\AI (Python)\LAB2\venv\Scripts\python.exe" "D:/LABS/PRES
         Accuracy: 77.84%
         Precision: 81.79%
        Recall: 77.84%
    ±
         F1: 70.44%
        <=50K
         Process finished with exit code 0
                      classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf', random_state=0))
                      classifier.fit(X, y)
                       for i, item in enumerate(input_... > else
Run: 👘 L_2_task_2 ×
        "D:\LABS\PRESENT\AI (Python)\LAB2\venv\Scripts\python.exe" "D:/LABS/PRESENT/AI (F
        Accuracy: 78.51%
        Precision: 82.93%
       Recall: 78.51%
       F1: 71.65%
        <=50K
        Process finished with exit code 0
                     classifier.fit(X, y)
                      for i, item in enumerate(input_... > else
Run: 🔷 L_2_task_2 ×
        "D:\LABS\PRESENT\AI (Python)\LAB2\venv\Scripts\python.exe" "D:/LABS/PRESENT/AI (Python
        Accuracy: 62.65%
       Precision: 62.63%
       Recall: 62.65%
       F1: 62.64%
        Process finished with exit code 0
```

Завдання 3.

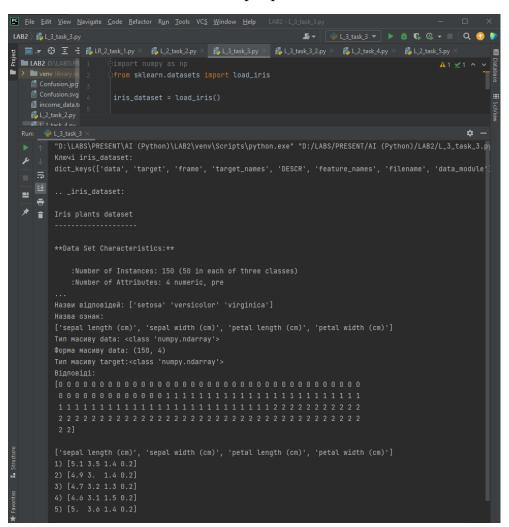
```
import numpy as np
from sklearn.datasets import load_iris

iris_dataset = load_iris()

print("Ключі iris_dataset: \n{}\n".format(iris_dataset.keys()))
print(iris_dataset['DESCR'][:193] + "\n...")
print("Назви відповідей: {}".format(iris_dataset['target_names']))
print("Назва ознак: \n{}".format(iris_dataset['feature_names']))
print("Тип масиву data: {}".format(type(iris_dataset['data'])))
print("Форма масиву data: {}".format(iris_dataset['data'].shape))
print("Тип масиву target:{}".format(type(iris_dataset['target'])))
print("Відповіді:\n{}\n".format(iris_dataset['target']))

print(format(iris_dataset['feature_names']))
for i in range(5):
    print('{}'.format(i+1) + ") " + "{}".format(iris_dataset['data'][i]))
```

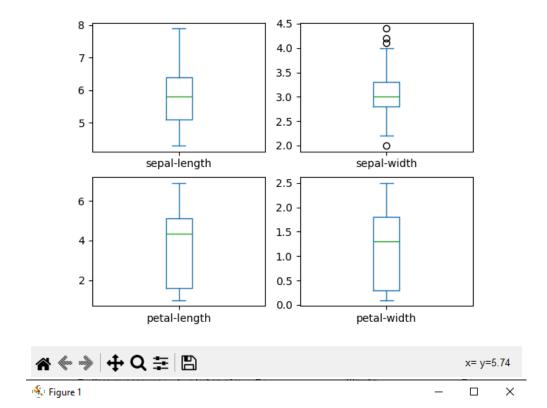
Код програми

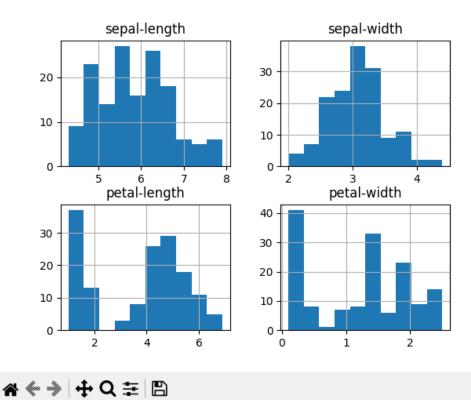


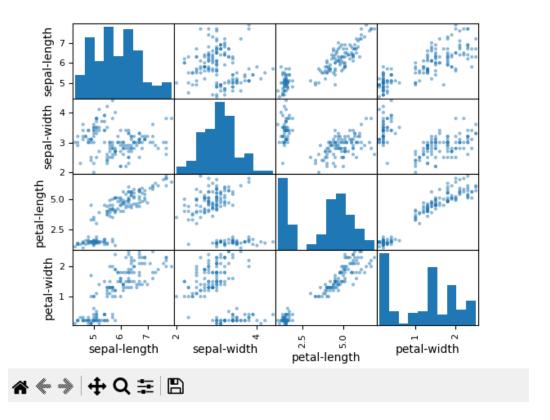
Результат виконання програми

```
from pandas import read csv
from pandas.plotting import scatter matrix
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as pyplot
matplotlib.use('TkAgg')
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)
print(dataset.shape)
print(dataset.head(20))
print(dataset.describe())
print(dataset.groupby('class').size())
dataset.plot(kind='box', subplots=True, layout=(2, 2), sharex=False,
pyplot.show()
dataset.hist()
pyplot.show()
array = dataset.values
X = array[:, 0:4]
y = array[:, 4]
X train, X validation, Y train, Y validation = train test split(X, y,
pyplot.show()
```

Код програми (1 - 3)





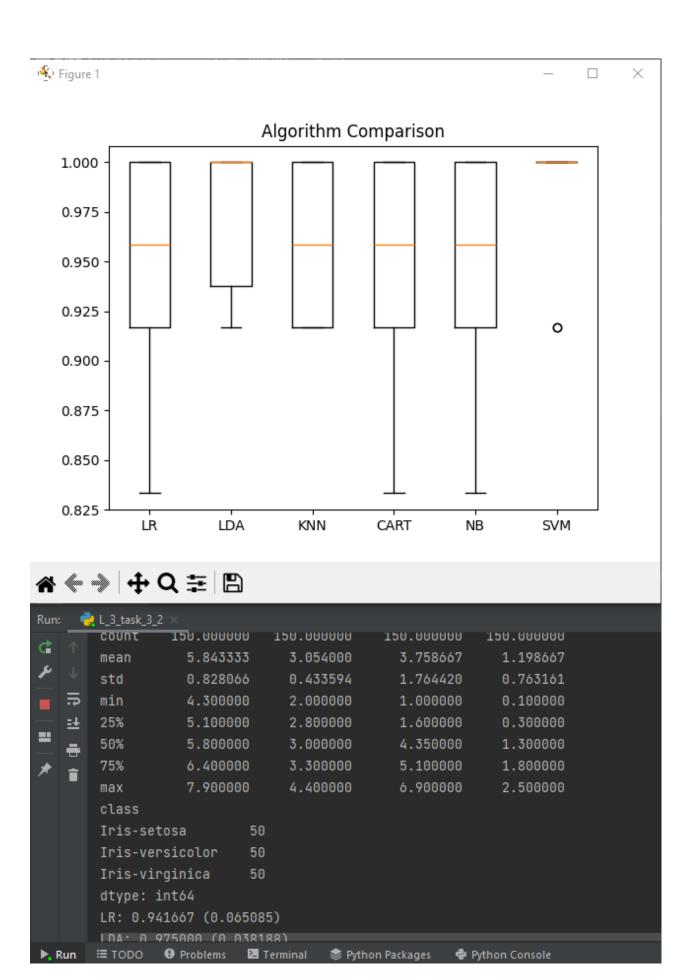


```
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression(solver='liblinear', multi_class='ovr')))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis()))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier()))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier()))
models.append(('NB', GaussianNB()))
models.append(('SVM', 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)
    print('%s: %f (%f)' % (name, cv_results.mean(), cv_results.std()))

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

Код програми (4)



Серед методів класифікації, розглянутих у нашому дослідженні, метод опорних векторів (SVM) виявився найбільш оптимальним. Цей метод продемонстрував найвищу середню точність та мінімальне стандартне відхилення в порівнянні з іншими методами. Крім того, слід відзначити, що метод опорних векторів відомий своєю здатністю ефективно працювати з різними типами даних і успішно справлятися з складними завданнями класифікації.

```
model = SVC(gamma='auto')
model.fit(X_train, Y_train)
predictions = model.predict(X_validation)

print(accuracy_score(Y_validation, predictions))
print(confusion_matrix(Y_validation, predictions))
print(classification_report(Y_validation, predictions))
```

Код програми (6-7)

```
print(accuracy_score(Y_validation, predictions))
                      print(confusion_matrix(Y_validation, predictions))
                      print(classification_report(Y_validation, predictions))
Run:
     L_3_task_3_2 ×
       U.9000000000000000/
        [[11 0 0]
        [ 0 12 1]
        [0 0 6]]
                         precision
                                      recall f1-score
                                                         support
           Iris-setosa
                                        1.00
                                                  1.00
                                                              11
                              1.00
       Iris-versicolor
                              1.00
                                        0.92
                                                  0.96
                                                              13
        Iris-virginica
                              0.86
                                        1.00
                                                  0.92
                                                  0.97
               accuracy
                                                  0.96
                                                              30
              macro avq
                              0.95
                                        0.97
          weighted avg
                              0.97
                                        0.97
                                                  0.97
```

```
import numpy as np
X_new = np.array([[5, 2.9, 1, 0.2]])
print("Φopma X_new:", X_new.shape)
```

```
prediction = model.predict(X_new)
print("Прогноз: {}".format(prediction))
predicted_class = prediction[0]
print("Mitka: {}".format(predicted_class))
```

Код програми (8)

```
Форма X_new: (1, 4)
Прогноз: ['Iris-setosa']
Мітка: Iris-setosa
Process finished with exit code 0
```

На підставі аналізу точності, матриці помилок та звіту про класифікацію можна зробити припущення, що досягнута висока ефективність класифікації на наборі даних Iris. За результатами аналізу можна стверджувати, що квітка, представлена восьмим прикладом, відноситься до виду Iris-setosa.

Завдання 4.

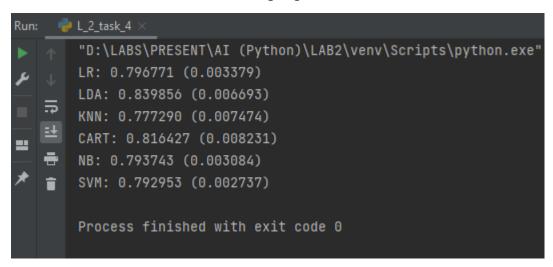
```
y = dataset_encoded['Income']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
    random_state=0)

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='scale')))

results = []
names = []
for name, model in models:
    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)
    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()))
```

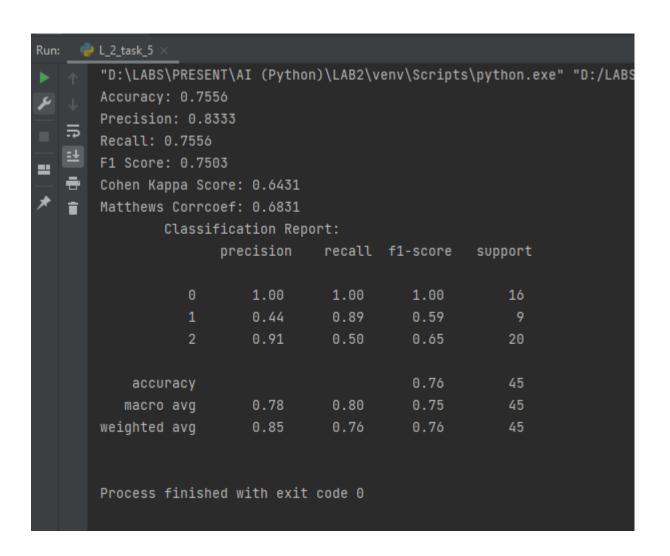
Код програми

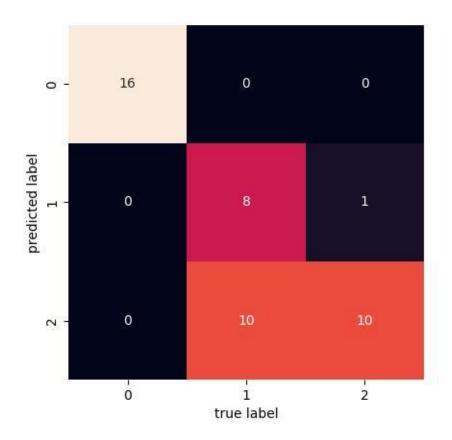


За отриманими результатами можна визначити, що в даному контексті найкращою опцією є метод аналізу лінійних дискримінантів (LDA). Ця модель ефективно враховує взаємозв'язок між ознаками та цільовою змінною. Крім того, стандартне відхилення для LDA ϵ низьким, що свідчить про стабільність цієї моделі, і, важливо відзначити, що її розрахунок не потребує значних обчислювальних ресурсів.

Завдання 5.

```
import matplotlib.pyplot as plt
matplotlib.use('TkAgg')
clf = RidgeClassifier(tol=1e-2, solver="sag")
ypred = clf.predict(X test)
print('Precision:', np.round(metrics.precision score(y test, ypred,
4))
mat = confusion matrix(y_test, ypred)
sns.heatmap(mat.T, square=True, annot=True, fmt='d', cbar=False)
plt.xlabel('true label')
plt.ylabel('predicted label')
plt.savefig("Confusion.jpg")
f = BytesIO()
plt.savefig(f, format="svg")
plt.savefig("Confusion.svg")
```





Метод Ridge використовується для класифікації даних і має параметри, які впливають на його роботу. Параметр "tol=1e-2" визначає точність обчислення і використовується у випадках, коли оптимізаційний алгоритм повинен завершити свою роботу. Параметр "solver="sag"" вказує на метод оптимізації для класифікатора Ridge, де "sag" означає Stochastic Average Gradient Descent.

Щодо показників якості:

- Ассигасу визначає відсоток правильних передбачень у порівнянні з загальною кількістю прикладів, і в цьому випадку вона становить 75%.
- Precision вимірює точність передбачень позитивних класів і складає 83%.
- Recall вимірює здатність моделі виявляти всі позитивні приклади, і його значення також становить 75%.
- F1 Score представляє гармонічне середнє між точністю і повнотою, і в даному випадку він становить 75%.

Матриця заплутаності "Confusion.jpg" вказує на кількість правильних і неправильних класифікацій для кожного класу. На головній діагоналі знаходиться кількість правильних класифікацій для кожного класу, і поза

головною діагоналлю показана кількість неправильних класифікацій для кожного класу.

Коефіцієнт Коена Каппа (Cohen Kappa Score) вимірює ступінь узгодженості між реальними та передбаченими мітками, враховуючи можливість випадкового вибору. Значення Каппа у цьому випадку становить 0.6431, що вказує на помірний рівень узгодженості між фактичними та передбаченими класами.

Коефіцієнт кореляції Метьюза (Matthews Correlation Coefficient) подібний до Коефіцієнта Коена Каппа, але більше враховує дисбаланс класів у вибірці. Зазвичай використовується для бінарної класифікації, і в даному випадку його значення становить 0.6831, що свідчить про добрий рівень узгодженості між фактичними та передбаченими класами.

Висновки: в ході виконання лабораторної роботи було, використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python, досліджено різні методи класифікації даних та отримано практичні навички в їх порівнянні.

GitHub: https://github.com/invicibleee/Artificial-intelligence.git