**ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 2**

**ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАНИХ**

***Мета роботи:*** використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову

програмування Python дослідити різні методи класифікації даних та навчитися їх порівнювати.

**Завдання 2.1**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn import preprocessing  
from sklearn.svm import SVC  
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split, cross\_val\_score  
  
# Input file containing data  
input\_file = 'income\_data.txt'  
  
# Read the data  
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:  
 break  
  
 if '?' in line:  
 continue  
  
 data = line[:-1].split(', ')  
  
 if data[-1] == '<=50K' and count\_class1 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class1 += 1  
  
 if data[-1] == '>50K' and count\_class2 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class2 += 1

# Convert to numpy array  
X = np.array(X)  
  
# Convert string data to numerical data  
label\_encoder = []  
X\_encoded = np.empty(X.shape)  
for i, item in enumerate(X[0]):  
 if item.isdigit():  
 X\_encoded[:, i] = X[:, i]  
 else:  
 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)  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X = scaller.fit\_transform(X)  
  
# Create SVM classifier  
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='sigmoid'))  
  
# Train the classifier  
classifier.fit(X=X, y=y)  
  
# Cross validation  
X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=5)  
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='sigmoid'))  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X\_train = scaller.fit\_transform(X\_train)  
  
  
classifier.fit(X=X\_train, y=y\_train)  
y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
  
# Compute the F1 score of the SVM classifier  
f1 = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
accuracy\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)  
print("Accuracy: " + str(round(100 \* accuracy\_values.mean(), 2)) + "%")  
precision\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='precision\_weighted', cv=3)  
print("Precision: " + str(round(100 \* precision\_values.mean(), 2)) + "%")  
recall\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='recall\_weighted', cv=3)  
print("Recall: " + str(round(100 \* recall\_values.mean(), 2)) + "%")  
f1\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
print("F1: " + str(round(100 \* f1\_values.mean(), 2)) + "%")  
  
print("F1 score: " + str(round(100\*f1.mean(), 2)) + "%")  
  
# Predict output for a test datapoint  
input\_data = ['37', 'Private', '215646', 'HS-grad', '9', 'Never-married', 'Handlers-cleaners', 'Not-in-family', 'White', 'Male', '0', '0', '40', 'United-States']  
  
# Encode test datapoint  
input\_data\_encoded = np.array([-1] \* len(input\_data))  
count = 0  
for i, item in enumerate(input\_data):  
 if item.isdigit():  
 input\_data\_encoded[i] = item  
 else:  
 input\_data\_encoded[i] = int(label\_encoder[count].transform([item]))  
 count += 1  
input\_data\_encoded = input\_data\_encoded.astype(int)  
input\_data\_encoded = [input\_data\_encoded]  
  
  
# Run classifier on encoded datapoint and print output  
predicted\_class = classifier.predict(input\_data\_encoded)  
print(label\_encoder[-1].inverse\_transform(predicted\_class)[0])

**Результат виконання:**

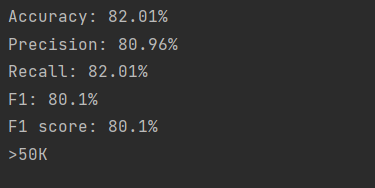


Рис.1 Результат виконання

**Завдання 2.2**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn import preprocessing  
from sklearn.svm import SVC  
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split, cross\_val\_score  
  
# Input file containing data  
input\_file = 'income\_data.txt'  
  
# Read the data  
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:  
 break  
  
 if '?' in line:  
 continue  
  
 data = line[:-1].split(', ')  
  
 if data[-1] == '<=50K' and count\_class1 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class1 += 1  
  
 if data[-1] == '>50K' and count\_class2 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class2 += 1  
  
# Convert to numpy array  
X = np.array(X)  
  
# Convert string data to numerical data  
label\_encoder = []  
X\_encoded = np.empty(X.shape)  
for i, item in enumerate(X[0]):  
 if item.isdigit():  
 X\_encoded[:, i] = X[:, i]  
 else:  
 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)  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X = scaller.fit\_transform(X)  
  
# Create SVM classifier  
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(kernel='rbf',gamma=0.1,C=0.1))  
  
# SVC(gamma='auto') (1)  
# kernel='rbf',gamma=0.1,C=0.1 (2)  
# SVC(kernel='sigmoid') (3)  
  
# Train the classifier  
classifier.fit(X=X, y=y)  
  
# Cross validation  
X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=5)  
classifier = OneVsOneClassifier(SVC(gamma='auto'))  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X\_train = scaller.fit\_transform(X\_train)  
  
  
classifier.fit(X=X\_train, y=y\_train)  
y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
  
# Compute the F1 score of the SVM classifier  
f1 = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
accuracy\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)  
print("Accuracy: " + str(round(100 \* accuracy\_values.mean(), 2)) + "%")  
precision\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='precision\_weighted', cv=3)  
print("Precision: " + str(round(100 \* precision\_values.mean(), 2)) + "%")  
recall\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='recall\_weighted', cv=3)  
print("Recall: " + str(round(100 \* recall\_values.mean(), 2)) + "%")  
f1\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
print("F1: " + str(round(100 \* f1\_values.mean(), 2)) + "%")  
  
print("F1 score: " + str(round(100\*f1.mean(), 2)) + "%")  
  
# Predict output for a test datapoint  
input\_data = ['37', 'Private', '215646', 'HS-grad', '9', 'Never-married', 'Handlers-cleaners', 'Not-in-family', 'White', 'Male', '0', '0', '40', 'United-States']  
  
# Encode test datapoint  
input\_data\_encoded = np.array([-1] \* len(input\_data))  
count = 0  
for i, item in enumerate(input\_data):  
 if item.isdigit():  
 input\_data\_encoded[i] = item  
 else:  
 input\_data\_encoded[i] = int(label\_encoder[count].transform([item]))  
 count += 1  
input\_data\_encoded = input\_data\_encoded.astype(int)  
input\_data\_encoded = [input\_data\_encoded]  
  
  
# Run classifier on encoded datapoint and print output  
predicted\_class = classifier.predict(input\_data\_encoded)  
print(label\_encoder[-1].inverse\_transform(predicted\_class)[0])

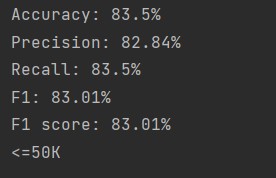


Рис.2 Результат виконання poly

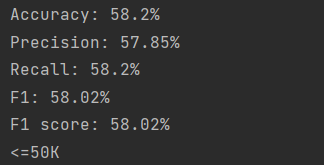


Рис.3 Результат виконання sigmoid

В результаті маємо, що RFB дає хороший результат, але чуть має не долік перед полі ядром, але має перевагу в швидкодії. Сигмоїдне ядро дає більш низький результат. З цього можемо вважати, що для нашого випадку краще підходить RBF, тому що має поєднання точності та швидкості.

**Завдання 2.3**

from sklearn.datasets import load\_iris  
import numpy as np  
from pandas import read\_csv  
from pandas.plotting import scatter\_matrix  
from matplotlib import pyplot  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
from sklearn.model\_selection import cross\_val\_score  
from sklearn.model\_selection import StratifiedKFold  
from sklearn.metrics import classification\_report  
from sklearn.metrics import confusion\_matrix  
from sklearn.metrics import accuracy\_score  
from sklearn.linear\_model import LogisticRegression  
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier  
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier  
from sklearn.discriminant\_analysis import LinearDiscriminantAnalysis  
from sklearn.naive\_bayes import GaussianNB  
from sklearn.svm import SVC  
  
iris\_dataset = load\_iris()  
print(f'Ключі iris\_dataset: {iris\_dataset.keys()}')  
print(iris\_dataset['DESCR'][:193] + "\n....")  
print(f"Назви відповідей: {iris\_dataset['target\_names']}")  
print(f"Назва ознак: {iris\_dataset['feature\_names']}")  
print(f"Тип масиву data: {type(iris\_dataset['data'])}")  
print(f"Форма масиву data: {iris\_dataset['data'].shape}")  
print("Відповіді:\n{}".format(iris\_dataset['target']))  
  
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)  
  
# shape print(dataset.shape)  
  
# Зріз даних head  
print(dataset.head(20))  
  
# Стастичні зведення методом describe  
print(dataset.describe())  
  
# Розподіл за атрибутом class  
print(dataset.groupby('class').size())  
  
# Діаграма розмаху  
dataset.plot(kind='box', subplots=True, layout=(2, 2), sharex=False, sharey=False)  
pyplot.show()  
  
# Гістограма розподілу атрибутів датасета  
dataset.hist()  
pyplot.show()  
  
# Матриця діаграм розсіювання  
scatter\_matrix(dataset)  
pyplot.show()  
# Розділення датасету на навчальну та контрольну вибірки  
array = dataset.values  
  
# Вибір перших 4-х стовпців  
X = array[:, 0:4]  
  
# Вибір 5-го стовпця  
y = array[:, 4]  
# Разделение X и y на обучающую и контрольную выборки  
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)  
 print('%s: %f (%f)' % (name, cv\_results.mean(), cv\_results.std()))  
  
# Порівняння алгоритмів  
pyplot.boxplot(results, labels=names)  
pyplot.title('Algorithm Comparison')  
pyplot.show()  
  
# Створюємо прогноз на контрольній вибірці  
model = SVC(gamma='auto')  
model.fit(X\_train, Y\_train)  
predictions = model.predict(X\_validation)  
  
# Оцінюємо прогноз  
print(accuracy\_score(Y\_validation, predictions))  
print(confusion\_matrix(Y\_validation, predictions))  
print(classification\_report(Y\_validation, predictions))  
  
X\_new = np.array([[5, 2.9, 1, 0.2]])  
  
for name, model in models:  
 model.fit(X\_train, Y\_train)  
 prediction = model.predict(X\_new)  
 print("Прогноз: {}".format(prediction))  
 print(accuracy\_score(Y\_validation, predictions))  
 print(confusion\_matrix(Y\_validation, predictions))  
 print(classification\_report(Y\_validation, predictions))

**Результат виконання:**

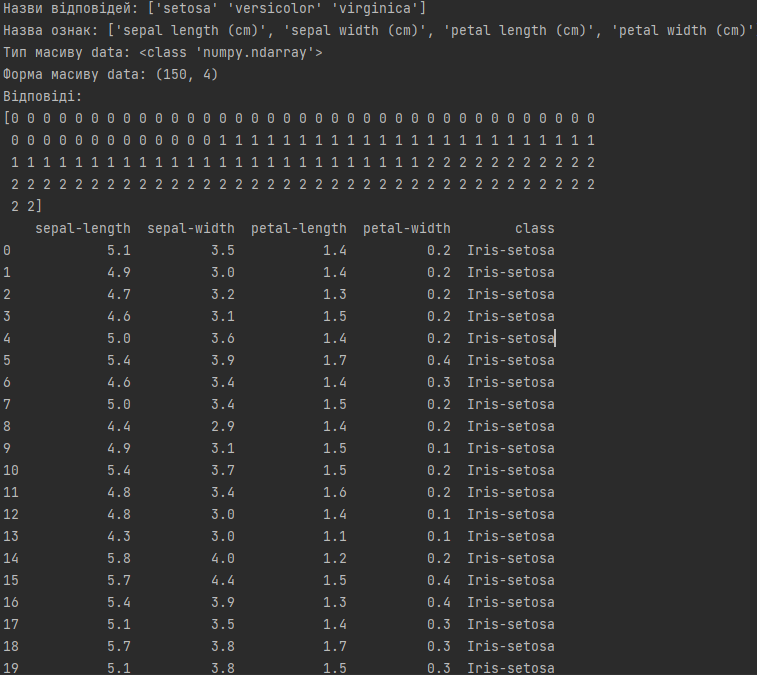


Рис.4 Результат виконання

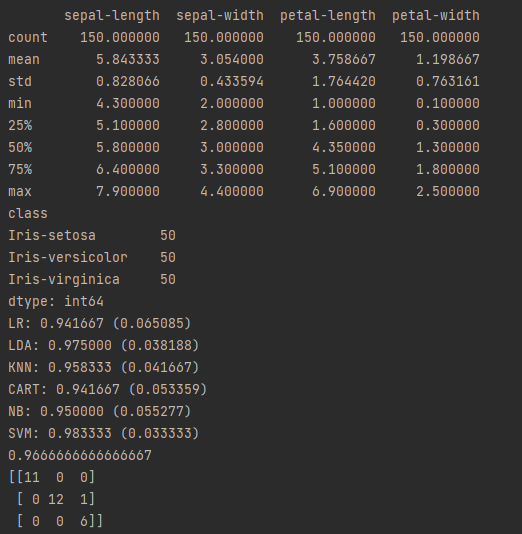


Рис.5 Результат виконання

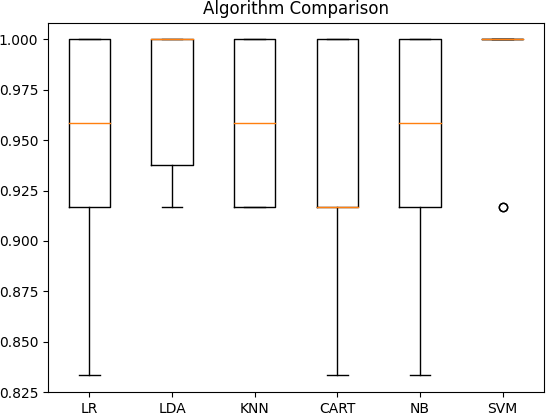


Рис.6 Результат виконання

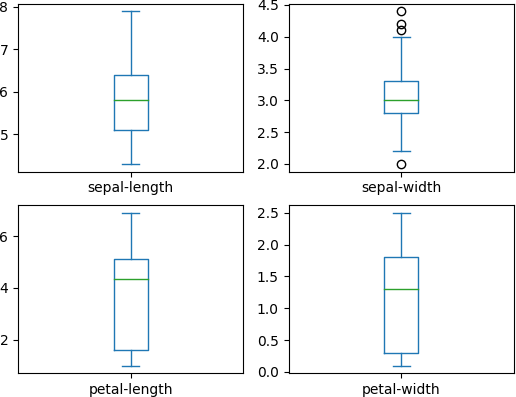


Рис.7 Результат виконання

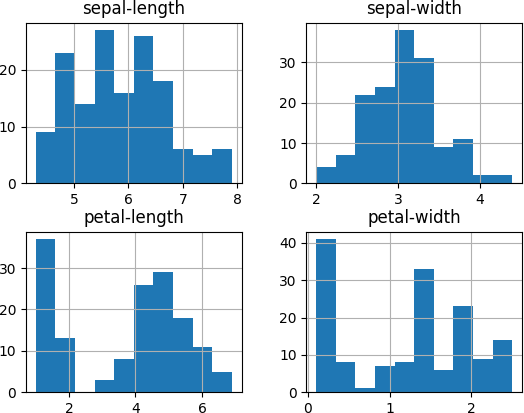


Рис.8 Результат виконання

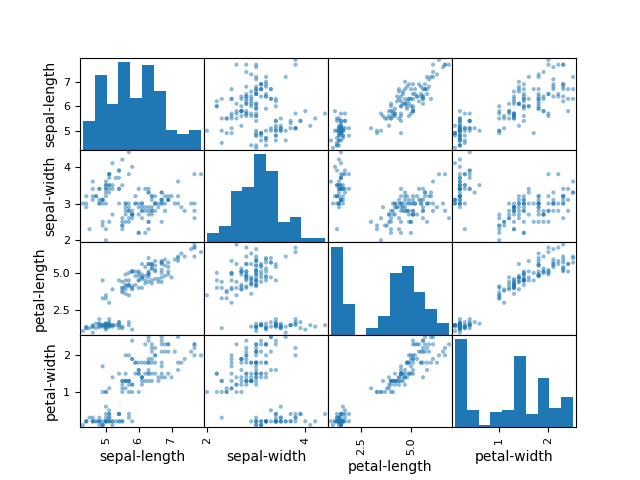


Рис.9 Результат виконання

Квітка належала до класу Iris-setosa

Ітого, з діаграм можемо зробити висновок, що найкраще показала себе модель лінійного дискримінантного аналізу, але вона є не дуже стійка і під час тестування займала більше часу для виконання.

**Завдання 2.4**

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn import preprocessing  
from sklearn.svm import SVC  
from sklearn.linear\_model import LogisticRegression  
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier  
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier  
from sklearn.discriminant\_analysis import LinearDiscriminantAnalysis  
from sklearn.naive\_bayes import GaussianNB  
from sklearn.multiclass import OneVsOneClassifier  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split, cross\_val\_score  
  
# Input file containing data  
input\_file = 'income\_data.txt'  
  
# Read the data  
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:  
 break  
  
 if '?' in line:  
 continue  
  
 data = line[:-1].split(', ')  
  
 if data[-1] == '<=50K' and count\_class1 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class1 += 1  
  
 if data[-1] == '>50K' and count\_class2 < max\_datapoints:  
 X.append(data)  
 count\_class2 += 1  
  
# Convert to numpy array  
X = np.array(X)  
  
# Convert string data to numerical data  
label\_encoder = []  
X\_encoded = np.empty(X.shape)  
for i, item in enumerate(X[0]):  
 if item.isdigit():  
 X\_encoded[:, i] = X[:, i]  
 else:  
 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)  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X = scaller.fit\_transform(X)  
  
# Create SVM classifier  
classifier = GaussianNB()  
  
# Train the classifier  
classifier.fit(X=X, y=y)  
  
# Cross validation  
X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=5)  
classifier = GaussianNB()  
  
scaller = preprocessing.MinMaxScaler(feature\_range=(0, 1))  
X\_train = scaller.fit\_transform(X\_train)  
  
  
classifier.fit(X=X\_train, y=y\_train)  
y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
  
# Compute the F1 score of the SVM classifier  
f1 = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
accuracy\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='accuracy', cv=3)  
print("Accuracy: " + str(round(100 \* accuracy\_values.mean(), 2)) + "%")  
precision\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='precision\_weighted', cv=3)  
print("Precision: " + str(round(100 \* precision\_values.mean(), 2)) + "%")  
recall\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='recall\_weighted', cv=3)  
print("Recall: " + str(round(100 \* recall\_values.mean(), 2)) + "%")  
f1\_values = cross\_val\_score(classifier, X, y, scoring='f1\_weighted', cv=3)  
print("F1: " + str(round(100 \* f1\_values.mean(), 2)) + "%")  
  
print("F1 score: " + str(round(100\*f1.mean(), 2)) + "%")  
  
# Predict output for a test datapoint  
input\_data = ['37', 'Private', '215646', 'HS-grad', '9', 'Never-married', 'Handlers-cleaners', 'Not-in-family', 'White', 'Male', '0', '0', '40', 'United-States']  
  
# Encode test datapoint  
input\_data\_encoded = np.array([-1] \* len(input\_data))  
count = 0  
for i, item in enumerate(input\_data):  
 if item.isdigit():  
 input\_data\_encoded[i] = item  
 else:  
 input\_data\_encoded[i] = int(label\_encoder[count].transform([item]))  
 count += 1  
input\_data\_encoded = input\_data\_encoded.astype(int)  
input\_data\_encoded = [input\_data\_encoded]  
  
  
# Run classifier on encoded datapoint and print output  
predicted\_class = classifier.predict(input\_data\_encoded)  
print(label\_encoder[-1].inverse\_transform(predicted\_class)[0])

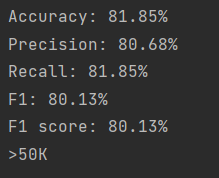


Рис.10 Результат виконання LR

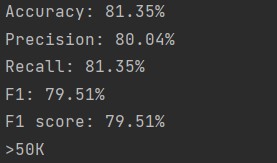


Рис.11 Результат виконання LDA

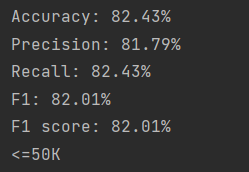


Рис.12 Результат виконання KNN

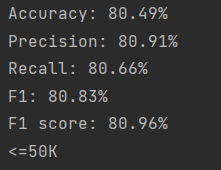


Рис.13 Результат виконання CART

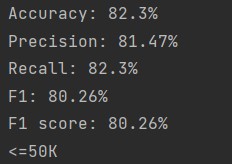


Рис.14 Результат виконання SVM

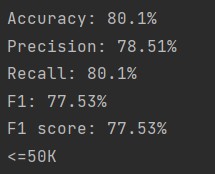


Рис.15 Результат виконання NB

**Завдання 2.5**

import numpy as np  
import seaborn as sns  
from sklearn.datasets import load\_iris  
from sklearn.linear\_model import RidgeClassifier  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
from sklearn.metrics import confusion\_matrix  
from io import BytesIO  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn import metrics  
  
sns.set()  
iris = load\_iris()  
X, y = iris.data, iris.target  
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.3, random\_state=0)  
clf = RidgeClassifier(tol=1e-2, solver="sag")  
clf.fit(Xtrain, ytrain)  
ypred = clf.predict(Xtest)  
  
print('Accuracy:', np.round(metrics.accuracy\_score(ytest, ypred), 4))  
print('Precision:', np.round(metrics.precision\_score(ytest, ypred, average='weighted'), 4))  
print('Recall:', np.round(metrics.recall\_score(ytest, ypred, average='weighted'), 4))  
print('F1 Score:', np.round(metrics.f1\_score(ytest, ypred, average='weighted'), 4))  
print('Cohen Kappa Score:', np.round(metrics.cohen\_kappa\_score(ytest, ypred), 4))  
print('Matthews Corrcoef:', np.round(metrics.matthews\_corrcoef(ytest, ypred), 4))  
print('\t\tClassification Report:\n', metrics.classification\_report(ypred, ytest))  
  
mat = confusion\_matrix(ytest, 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")  
# Save SVG in a fake file object.  
f = BytesIO()  
plt.savefig(f, format="svg")

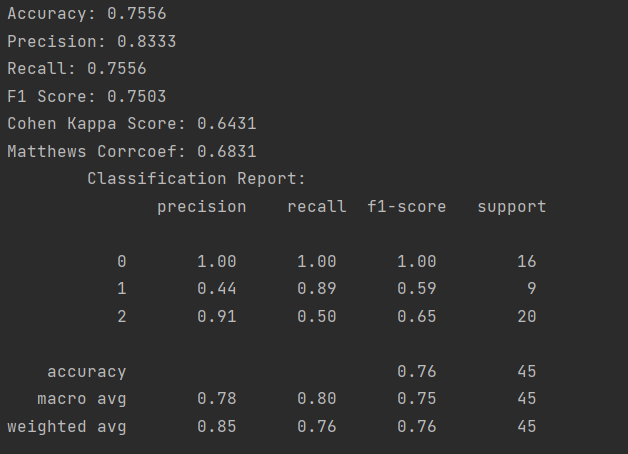


Рис.16 Результат виконання

З отриманого результату видно, що було отримано r1, recall, коеф. Коена Каппа – це стат. значення, що вимірює міжрегіональну згоду на

категоріальні предметі і вважається більш надійнішим аніж розрахунок у відсотках. Також було отримано коеф. кореляції Метьюза використовується в машинному навчанні, як міра якості бінарних мультикласних класифікацій.

Матриця невідповідності – це таблиця особливого компонування, що дає можливість унаочнювати продуктивність алгоритму, зазвичай керованого навчання. Кожен з рядків цієї матриці представляє зразки прогнозованого класу, тоді як кожен зі стовпців представляє зразки справжнього класу (або навпаки). Її назва походить від того факту, що вона дає можливість просто бачити, чи допускає система невідповідності між цими двома класами.

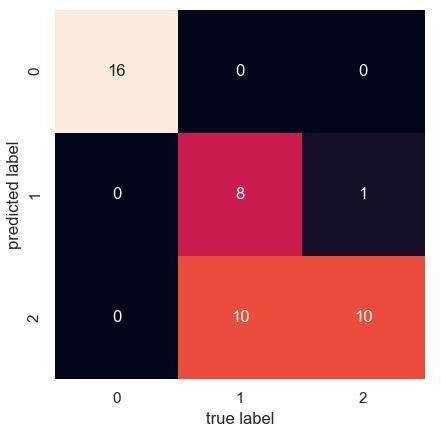


Рис.17 Результат виконання