**ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 4**

**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ АНСАМБЛЕВОГО НАВЧАННЯ ТА СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

***Мета:*** використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити методи ансамблів у машинному навчанні та створити рекомендаційні системи

**Хід роботи**

Завдання 1. Створення класифікаторів на основі випадкових та гранично випадкових лісів

Лістинг коду файлу Task\_1.py:

import argparse  
import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.metrics import classification\_report  
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, ExtraTreesClassifier  
from utilities import visualize\_classifier  
from sklearn.model\_selection import cross\_val\_score, train\_test\_split  
  
  
def build\_arg\_parser():  
 parser = argparse.ArgumentParser(description='Classify data using Ensemble Learning techniques')  
 parser.add\_argument("--classifier-type", dest="classifier\_type", required=True, choices=['rf', 'erf'],  
 help="Type of classifier to use; can be either 'rf' or 'erf'")  
 return parser  
  
  
if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
 args = build\_arg\_parser().parse\_args()  
 classifier\_type = args.classifier\_type  
  
 input\_file = 'data\_random\_forests.txt'  
 data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
 X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
 print(X)  
  
 class\_0 = np.array(X[Y == 0])  
 class\_1 = np.array(X[Y == 1])  
 class\_2 = np.array(X[Y == 2])  
  
 plt.figure()  
 plt.scatter(class\_0[:, 0], class\_0[:, 1], s=75, facecolors='red', edgecolors='black', linewidth=1, marker='s')  
 plt.scatter(class\_1[:, 0], class\_1[:, 1], s=75, facecolors='green', edgecolors='black', linewidth=1, marker='o')  
 plt.scatter(class\_2[:, 0], class\_2[:, 1], s=75, facecolors='blue', edgecolors='black', linewidth=1, marker='^')

plt.title('Input data')  
 plt.show()  
  
 X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test = train\_test\_split(X, Y, test\_size=0.25, random\_state=5)  
 params = {'n\_estimators': 100, 'max\_depth': 4, 'random\_state': 0}  
  
 if classifier\_type == 'rf':  
 classifier = RandomForestClassifier(\*\*params)  
 else:  
 classifier = ExtraTreesClassifier(\*\*params)  
  
 classifier.fit(X\_train, Y\_train)  
 visualize\_classifier(classifier, X\_train, Y\_train, 'Training dataset')  
  
 class\_names = ['Class-0', 'Class-1', 'Class-2']  
 print("\n" + "#"\*40)  
 print("\nClassifier performance on training dataset\n")  
 Y\_train\_pred = classifier.predict(X\_train)  
 print(classification\_report(Y\_train, Y\_train\_pred, target\_names=class\_names))  
 print("#"\*40 + "\n")  
  
 print("#"\*40)  
 print("\nClassifier performance on test dataset\n")  
 Y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
 print(classification\_report(Y\_test, Y\_test\_pred, target\_names=class\_names))  
 print("#"\*40 + "\n")

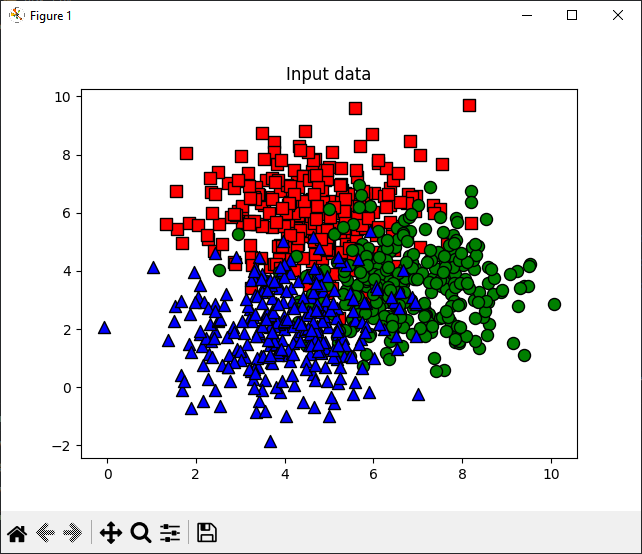


Рис.4.1 – Зображення розподілення даних

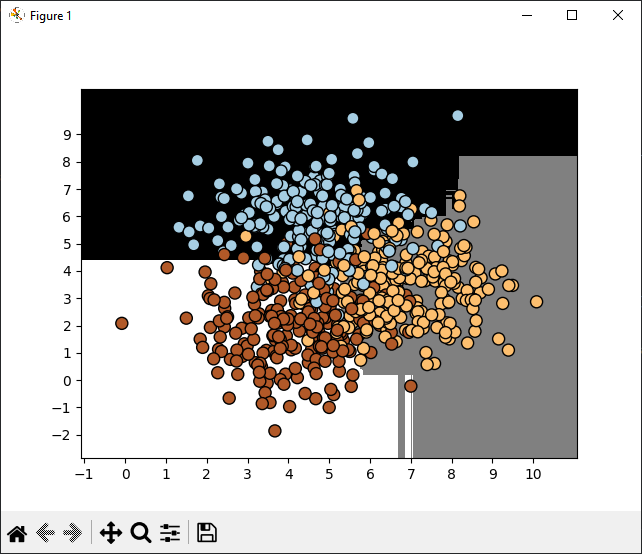


Рис.4.2 – Класифікація методом випадкових дерев

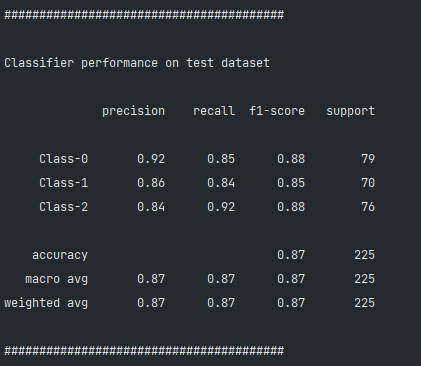


Рис.4.3 – Характеристики роботи методу випадкових дерев

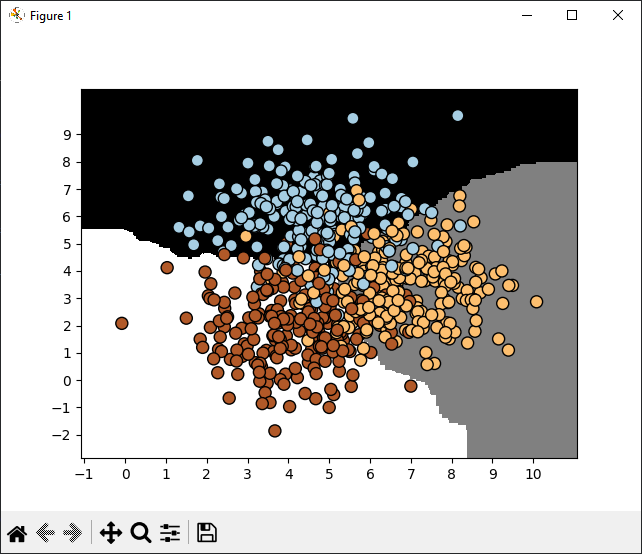


Рис.4.5 – Класифікація методом гранично випадкових дерев

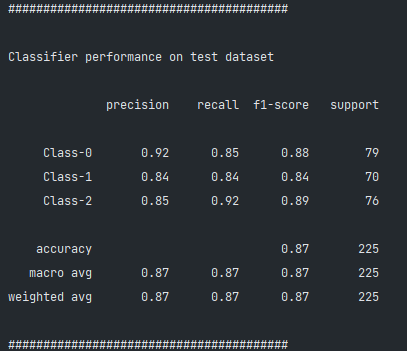


Рис.4.5 – Характеристики роботи методу гранично випадкових дерев

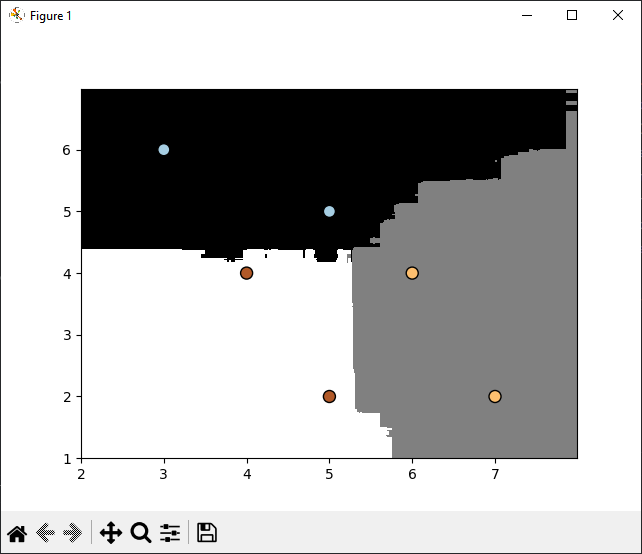


Рис.4.6 – Візуалізація можливих класів точок (rf)

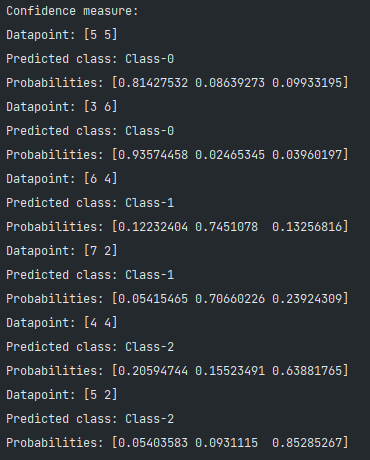


Рис.4.7 – Дані про можливі класи (rf)

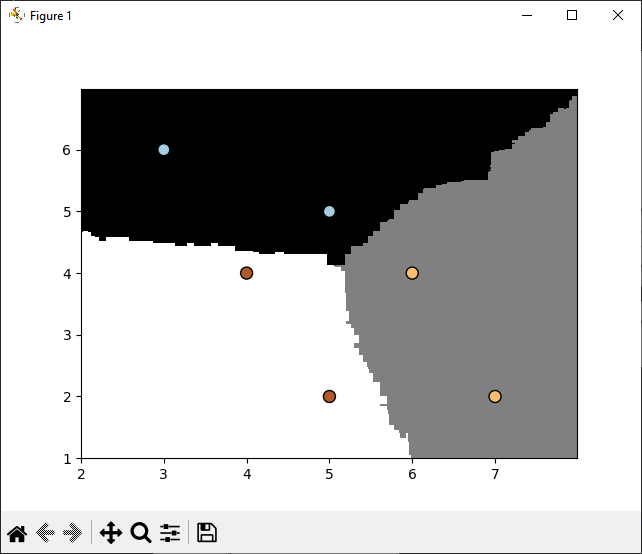


Рис.4.8 – Візуалізація можливих класів точок (erf)

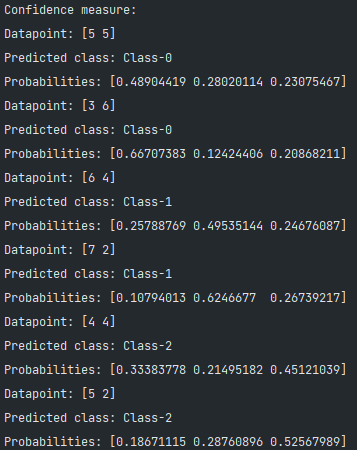


Рис.4.9 – Дані про можливі класи (erf)

Використання випадкових дерев та граничних випадкових дерев дозволяє ефективно класифікувати дані, з двох методів останній має кращий результат.

Завдання 2. Обробка дисбалансу класів

Лістинг коду файлу Task\_2.py:

import sys  
import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.model\_selection import cross\_val\_score, train\_test\_split  
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier  
from sklearn.metrics import classification\_report  
from utilities import visualize\_classifier  
  
if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
 input\_file = 'data\_imbalance.txt'  
 data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
 X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
 class\_0 = np.array(X[Y == 0])  
 class\_1 = np.array(X[Y == 1])  
  
 plt.figure()  
 plt.scatter(class\_0[:, 0], class\_0[:, 1], s=75, facecolors='black', edgecolors='black', linewidth=1, marker='x')  
 plt.scatter(class\_1[:, 0], class\_1[:, 1], s=75, facecolors='white', edgecolors='black', linewidth=1, marker='o')  
 plt.title('Input data')  
  
 X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test = train\_test\_split(X, Y, test\_size=0.25, random\_state=5)  
 params = {'n\_estimators': 100, 'max\_depth': 4, 'random\_state': 0}  
  
 if len(sys.argv) > 1:  
 if sys.argv[1] == 'balance':  
 params['class\_weight'] = 'balanced'  
 else:  
 raise TypeError("Invalid input argument; should be 'balance' or nothing")  
  
 classifier = ExtraTreesClassifier(\*\*params)  
 classifier.fit(X\_train, Y\_train)  
 visualize\_classifier(classifier, X\_train, Y\_train)  
  
 Y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
 class\_names = ['Class-0', 'Class-1']  
 print("\n" + "#"\*40)  
 print("Classifier performance on training dataset")  
 print(classification\_report(Y\_test, Y\_test\_pred, target\_names=class\_names))  
 print("#"\*40)  
 print("Classifier performance on test dataset")  
 print(classification\_report(Y\_test, Y\_test\_pred, target\_names=class\_names))  
 print("#"\*40 + "\n")  
 plt.show()

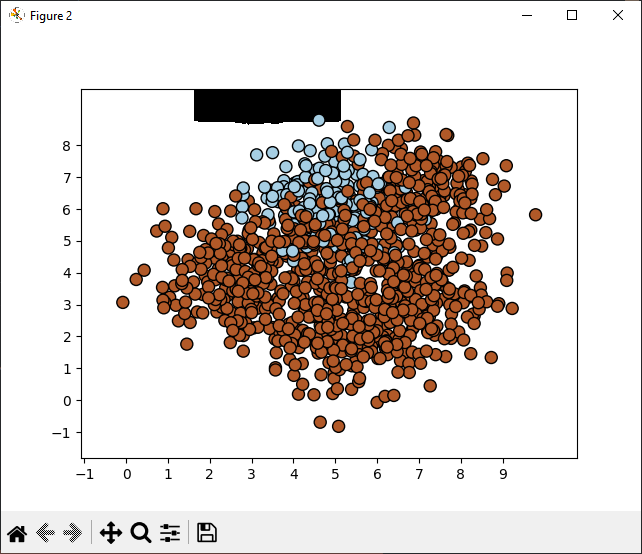


Рис.4.10 – Розподілення незбалансованих даних

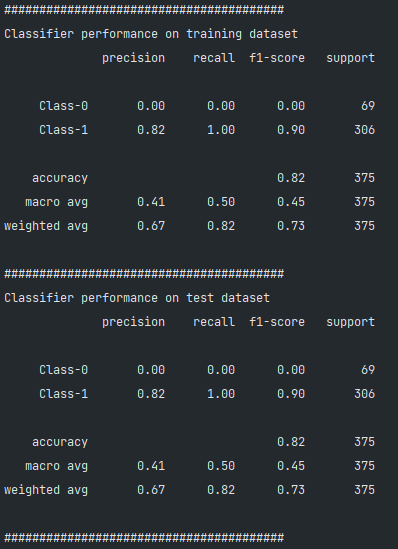


Рис.4.11 – Характеристика незбалансованого класифікатора

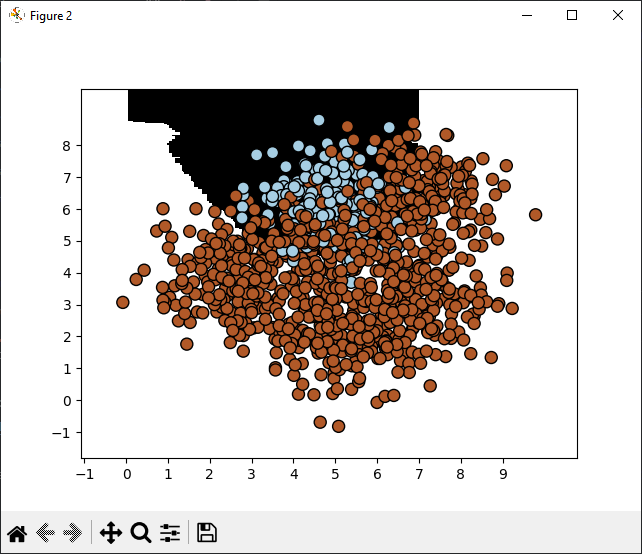


Рис.4.12 – Збалансована класифікація

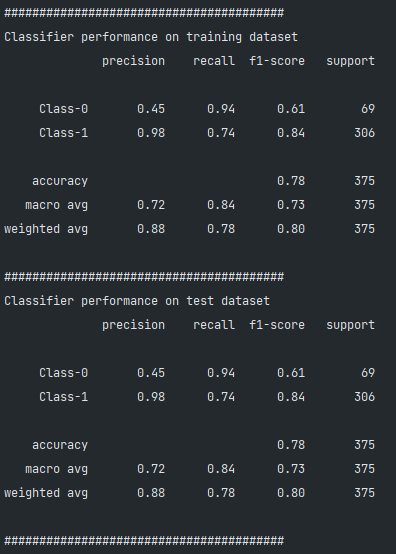


Рис.4.13 – Характеристики збалансованої класифікації

Завдяки балансуванню даних було отримано коректні результати та ефективно класифіковано дані

Завдання 3. Знаходження оптимальних навчальних параметрів за допомогою сіткового пошуку

Лістинг коду файлу Task\_3.py:

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.model\_selection import cross\_val\_score, train\_test\_split, GridSearchCV  
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier  
from sklearn.metrics import classification\_report  
from utilities import visualize\_classifier  
  
input\_file = 'data\_random\_forests.txt'  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
class\_0 = np.array(X[Y == 0])  
class\_1 = np.array(X[Y == 1])  
class\_2 = np.array(X[Y == 2])  
  
X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test = train\_test\_split(X, Y, test\_size=0.25, random\_state=5)  
  
parameter\_grid = [{'n\_estimators': [100], 'max\_depth': [2, 4, 7, 12, 16]},  
 {'max\_depth': [4], 'n\_estimators': [25, 50, 100, 250]}]  
  
metrics = ['precision\_weighted', 'recall\_weighted']  
  
for metric in metrics:  
 print("#### Searching optimal parameters for", metric)  
 classifier = GridSearchCV(ExtraTreesClassifier(random\_state=0), parameter\_grid, cv=5, scoring=metric)  
 classifier.fit(X\_train, Y\_train)  
 print("\nScores across the parameter grid:")  
  
 for params, avg\_score in classifier.cv\_results\_.items():  
 print(params, '-->', avg\_score)  
 print("\nHighest scoring parameter set:", classifier.best\_params\_)  
  
 Y\_test\_pred = classifier.predict(X\_test)  
 class\_names = ['Class-0', 'Class-1', 'Class-2']  
 print("#"\*40)  
 print("Classifier performance on training dataset")  
 print(classification\_report(Y\_test, Y\_test\_pred, target\_names=class\_names))  
 print("#"\*40 + "\n")  
  
 visualize\_classifier(classifier, X\_test, Y\_test)

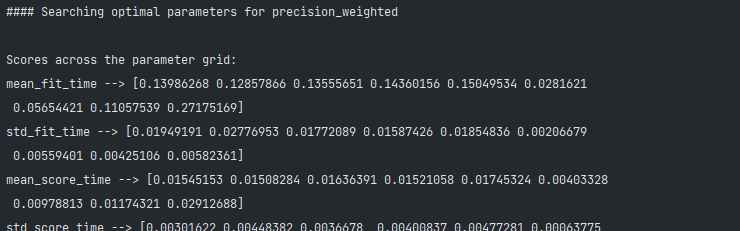


Рис.4.14 – Отримання даних класифікації

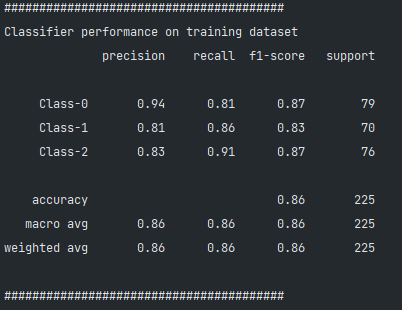


Рис.4.15 – Характеристика класифікації зі сітковим пошуком

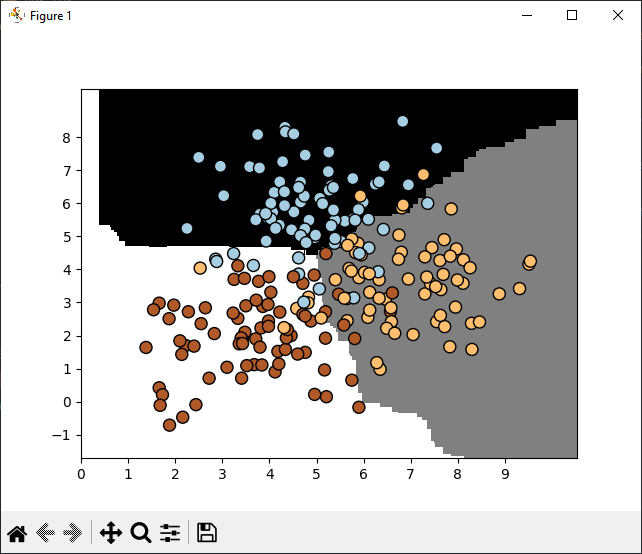


Рис.4.16 – Класифікація даних зі сітковим пошуком

Завдання 4. Обчислення відносної важливості ознак

Виконання завдання неможливе, дані є застарілими та доступ до них обмежено.

Завдання 5. Прогнозування інтенсивності дорожнього руху за допомогою класифікатора на основі гранично випадкових лісів

Лістинг коду Task\_5.py:

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.metrics import classification\_report, mean\_absolute\_error  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split, cross\_val\_score  
from sklearn.ensemble import ExtraTreesRegressor  
from sklearn import preprocessing  
  
input\_file = 'traffic\_data.txt'  
data = []  
with open(input\_file, 'r') as f:  
 for line in f.readlines():  
 items = line[:-1].split(',')  
 data.append(items)  
  
data = np.array(data)  
  
label\_encoder = []  
X\_encoded = np.empty(data.shape)  
for i, item in enumerate(data[0]):  
 if item.isdigit():  
 X\_encoded[:, i] = data[:, i]  
 else:  
 label\_encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())  
 X\_encoded[:, i] = label\_encoder[-1].fit\_transform(data[:, 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=0.25, random\_state=5)  
params = {'n\_estimators': 100, 'max\_depth': 4, 'random\_state': 0}  
regressor = ExtraTreesRegressor(\*\*params)  
regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
  
Y\_pred = regressor.predict(X\_test)  
print("Mean absolute error =", round(mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_pred), 2))  
  
test\_datapoint = ['Saturday', '10:20', 'Atlanta', 'no']  
test\_datapoint\_encoded = [-1] \* len(test\_datapoint)  
count = 0  
  
for i, item in enumerate(test\_datapoint):  
 if item.isdigit():  
 test\_datapoint\_encoded[i] = int(test\_datapoint[i])  
 else:  
 test\_datapoint\_encoded[i] = int(label\_encoder[count].transform([test\_datapoint[i]]))  
 count = count + 1  
  
test\_datapoint\_encoded = np.array(test\_datapoint\_encoded)  
  
print("Predicted traffic:", int(regressor.predict([test\_datapoint\_encoded])[0]))



Рис.4.17 – Результат регресії на основі гранично випадкових лісів

Завдання 6. Створення навчального конвеєра (конвеєра машинного навчання)

Лістинг файлу Task\_6.py:

from sklearn.datasets import \_samples\_generator  
from sklearn.feature\_selection import SelectKBest, f\_regression  
from sklearn.pipeline import Pipeline  
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier  
  
X, Y = \_samples\_generator.make\_classification(n\_samples=150, n\_features=25, n\_classes=3,  
 n\_informative=6, n\_redundant=0, random\_state=7)  
  
k\_best\_selector = SelectKBest(f\_regression, k=10)  
classifier = ExtraTreesClassifier(n\_estimators=60, max\_depth=4)  
  
pipeline = Pipeline([('selector', k\_best\_selector), ('erf', classifier)])  
pipeline.set\_params(selector\_\_k=7, erf\_\_n\_estimators=30)  
pipeline.fit(X, Y)  
print("Predicted output:", pipeline.predict(X))  
  
print("Score:", pipeline.score(X, Y))  
status = pipeline.named\_steps['selector'].get\_support()  
selected = [i for i, x in enumerate(status) if x]  
print("Selected features:", selected)

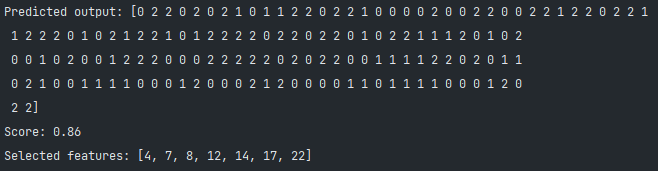


Рис.4.18 – Отримані результати навчального конвеєра

Завдання 7. Пошук найближчих сусідів

Лістинг файлу Task\_7.py:

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors  
  
X = np.array([  
 [2.1, 1.3], [1.3, 3.2], [2.9, 2.5], [2.7, 5.4],  
 [3.8, 0.9], [7.3, 2.1], [4.2, 6.5], [3.8, 3.7],  
 [2.5, 4.1], [3.4, 1.9], [5.7, 3.5], [6.1, 4.3],  
 [5.1, 2.2], [6.2, 1.1]  
])  
  
k = 5  
test\_data = np.array([[4.3, 2.7]])  
  
knn = NearestNeighbors(n\_neighbors=k, algorithm='ball\_tree').fit(X)  
distances, indices = knn.kneighbors(test\_data)  
  
print("K Nearest Neighbors:")  
for rank, index in enumerate(indices[0][:k], start=1):  
 print(str(rank) + ":", X[index])  
  
plt.figure()  
plt.title("K Nearest Neighbors")  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', s=75, color='k')  
plt.scatter(test\_data[:, 0], test\_data[:, 1], marker='o', s=75, color='red')  
plt.scatter(X[indices][0][:][:, 0], X[indices][0][:][:, 1], marker='o', s=250, color='k', facecolors='none')  
plt.show()

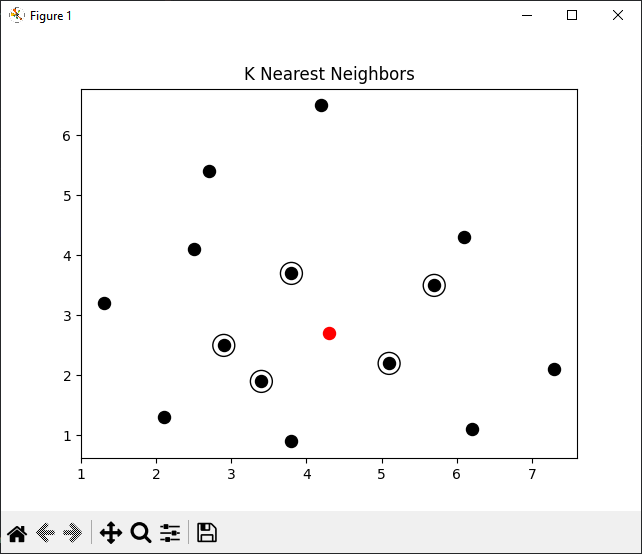


Рис.4.19 – Пошук найближчих сусідів

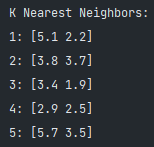


Рис.4.20 – Дані про найближчих сусідів

Завдання 8: Створити класифікатор методом k найближчих сусідів

Лістинг коду файлу Task\_8.py:

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
import matplotlib.cm as cm  
from sklearn import neighbors, datasets  
  
input\_file = 'data.txt'  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
num\_neighbors = 12  
step\_size = 0.01  
classifier = neighbors.KNeighborsClassifier(num\_neighbors, weights='distance')  
classifier.fit(X, Y)  
  
X\_min, X\_max = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1  
Y\_min, Y\_max = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1  
X\_values, Y\_values = np.meshgrid(np.arange(X\_min, X\_max, step\_size), np.arange(Y\_min, Y\_max, step\_size))  
  
output\_mesh = classifier.predict(np.c\_[X\_values.ravel(), Y\_values.ravel()])  
output\_mesh = output\_mesh.reshape(X\_values.shape)  
  
plt.figure()  
plt.pcolormesh(X\_values, Y\_values, output\_mesh, cmap=cm.Paired)  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=Y, s=80, edgecolors='black', linewidth=1, cmap=cm.Paired)  
plt.xlim(X\_values.min(), X\_values.max())  
plt.ylim(Y\_values.min(), Y\_values.max())  
plt.title('K Nearest Neighbors classifier on input data')  
  
test\_datapoint = [5.1, 3.6]  
plt.scatter(test\_datapoint[0], test\_datapoint[1], marker='o', s=100, linewidths=3, color='black')  
  
\_, indices = classifier.kneighbors([test\_datapoint])  
indices = np.asarray(indices).flatten()  
plt.scatter(X[indices][:, 0], X[indices][:, 1], marker='\*', s=80, linewidths=1, color='black', facecolors='none')  
plt.show()  
  
print("Predicted output:", classifier.predict([test\_datapoint])[0])

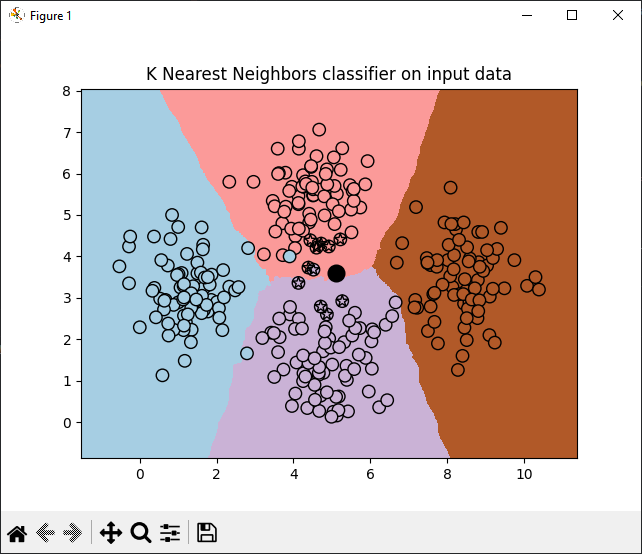


Рис.4.21 – Класифікація методом К-найближчих сусідів та найближчі сусіди введеної точки



Рис.4.22 – Обрахований клас точки

Завдання 9. Обчислення оцінок подібності

Лістинг коду файлу Task\_9.py:

import argparse  
import json  
import numpy as np  
  
  
def build\_arg\_parser():  
 parser = argparse.ArgumentParser(description='Compute similarity score')  
 parser.add\_argument('--user1', dest='user1', required=True, help="First user")  
 parser.add\_argument('--user2', dest='user2', required=True, help="Second user")  
 parser.add\_argument('--score-type', dest='score\_type', required=True,  
 choices=['Euclidean', 'Pearson'], help="Similarity score to be computed")  
 return parser  
  
  
def euclidean\_score(dataset, user1, user2):  
 if user1 not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + user1 + ' in the dataset')  
 if user2 not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + user2 + ' in the dataset')  
  
 common\_movies = {}  
 for item in dataset[user1]:  
 if item in dataset[user2]:  
 common\_movies[item] = 1  
  
 if len(common\_movies) == 0:  
 return 0  
  
 squared\_diff = []  
 for item in dataset[user1]:  
 if item in dataset[user2]:  
 squared\_diff.append(np.square(dataset[user1][item] - dataset[user2][item]))  
 return 1 / (1 + np.sqrt(np.sum(squared\_diff)))  
  
  
def pearson\_score(dataset, user1, user2):  
 if user1 not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + user1 + ' in the dataset')  
 if user2 not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + user2 + ' in the dataset')  
  
 common\_movies = {}  
 for item in dataset[user1]:  
 if item in dataset[user2]:  
 common\_movies[item] = 1  
  
 num\_ratings = len(common\_movies)  
 if num\_ratings == 0:  
 return 0  
  
 user1\_sum = np.sum([dataset[user1][item] for item in common\_movies])  
 user2\_sum = np.sum([dataset[user2][item] for item in common\_movies])  
  
 user1\_squared\_sum = np.sum([np.square(dataset[user1][item]) for item in common\_movies])  
 user2\_squared\_sum = np.sum([np.square(dataset[user2][item]) for item in common\_movies])  
  
 product\_sum = np.sum([dataset[user1][item] \* dataset[user2][item] for item in common\_movies])  
  
 Sxy = product\_sum - (user1\_sum \* user2\_sum / num\_ratings)  
 Sxx = user1\_squared\_sum - np.square(user1\_sum) / num\_ratings  
 Syy = user2\_squared\_sum - np.square(user2\_sum) / num\_ratings  
  
 if Sxx \* Syy == 0:  
 return 0  
  
 return Sxy / np.sqrt(Sxx \* Syy)  
  
  
if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
 args = build\_arg\_parser().parse\_args()  
 user1 = args.user1  
 user2 = args.user2  
 score\_type = args.score\_type  
  
 with open('movie\_ratings.json', 'r') as f:  
 data = json.loads(f.read())  
  
 if score\_type == 'Euclidean':  
 print("\nEuclidean score:")  
 print(euclidean\_score(data, user1, user2))  
 else:  
 print("\nPearson score:")  
 print(pearson\_score(data, user1, user2))

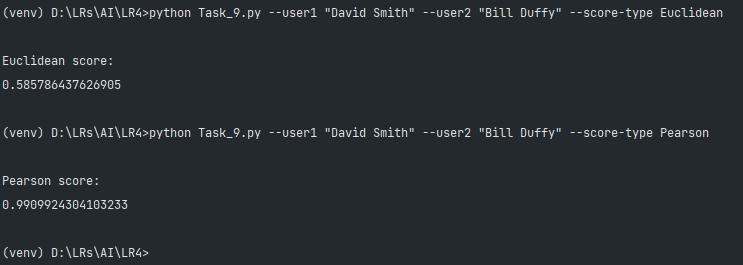


Рис.4.23 – Обрахунок оцінок для David Smith та Bill Duffy

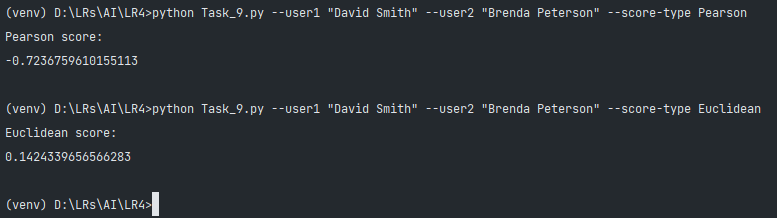


Рис.4.24 – Обрахунок оцінок для David Smith та Brenda Peterson

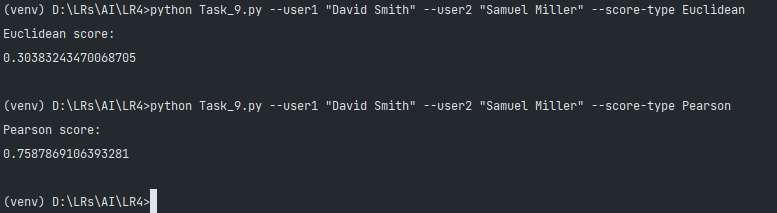


Рис.4.25 – Обрахунок оцінок для David Smith та Samuel Miller

Завдання 10. Пошук користувачів зі схожими уподобаннями методом колаборативної фільтрації

Лістинг файлу Task\_10.py:

import argparse  
import json  
import numpy as np  
from Task\_9 import pearson\_score  
  
  
def build\_arg\_parser():  
 parser = argparse.ArgumentParser(description='Find users who are similar to the input user')  
 parser.add\_argument('--user', dest='user', required=True, help='Input user')  
 return parser  
  
  
def find\_similar\_users(dataset, user, num\_users):  
 if user not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + user + ' in the dataset')  
  
 scores = np.array([[x, pearson\_score(dataset, user, x)] for x in dataset if x != user])  
 scores\_sorted = np.argsort(scores[:, 1])[::-1]  
 top\_users = scores\_sorted[:num\_users]  
 return scores[top\_users]  
  
  
if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
 args = build\_arg\_parser().parse\_args()  
 user = args.user  
  
 ratings\_file = 'movie\_ratings.json'  
 with open(ratings\_file, 'r') as f:  
 data = json.loads(f.read())  
  
 print("Users similar to " + user + ":")  
 similar\_users = find\_similar\_users(data, user, 3)  
 print('User\t\t\tSimilarity score')  
 print('-'\*41)  
 for item in similar\_users:  
 print(item[0], '\t\t', round(float(item[1]), 2))

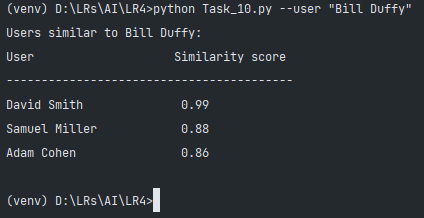


Рис.4.26 – Знаходження найбільших оцінок

Завдання 11. Створення рекомендаційної системи фільмів

Лістинг файлу Task\_11.py:

import argparse  
import json  
import numpy as np  
from Task\_9 import pearson\_score  
from Task\_10 import find\_similar\_users  
  
  
def build\_arg\_parser():  
 parser = argparse.ArgumentParser(description='Find movies recommended for the input user')  
 parser.add\_argument('--user', dest='user', required=True, help='Input user')  
 return parser  
  
  
def get\_recommendations(dataset, input\_user):  
 if input\_user not in dataset:  
 raise TypeError('Cannot find ' + input\_user + ' in the dataset')  
  
 total\_scores = {}  
 similarity\_sums = {}  
 for user in [x for x in dataset if x != input\_user]:  
 similarity\_score = pearson\_score(dataset, input\_user, user)  
  
 if similarity\_score <= 0:  
 continue  
  
 filtered\_list = [movie for movie in dataset[user]  
 if movie not in dataset[input\_user] or dataset[input\_user][movie] == 0]  
  
 for movie in filtered\_list:  
 total\_scores.update({movie: dataset[user][movie] \* similarity\_score})  
 similarity\_sums.update({movie: similarity\_score})  
  
 if len(total\_scores) == 0:  
 return ['No recommendations possible']  
  
 movie\_ranks = np.array([[total/similarity\_sums[item], item] for item, total in total\_scores.items()])  
 movie\_ranks = movie\_ranks[np.argsort(movie\_ranks[:, 0])[::-1]]  
 recommended\_movies = [movie for \_, movie in movie\_ranks]  
  
 return recommended\_movies[:10]  
  
  
if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':  
 args = build\_arg\_parser().parse\_args()  
 user = args.user  
  
 ratings\_file = 'movie\_ratings.json'  
 with open(ratings\_file, 'r') as f:  
 data = json.loads(f.read())  
  
 print("Movies recommended for " + user + ":")  
 movies = get\_recommendations(data, user)  
 for i, movie in enumerate(movies):  
 print(str(i+1) + '. ' + movie)

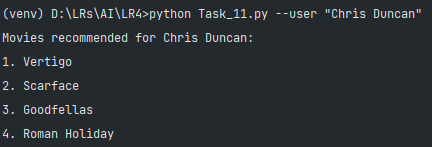


Рис.4.27 – Результат пошуку рекомендацій

***Висновок:*** під час виконання завдань лабораторної роботи було досліджено методи ансамблів у машинному навчанні та створено рекомендаційні системи використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python.

Програмний код та проект роботи можна переглянути на репозиторії за посиланням: <https://github.com/nikitoss888/AI_LR4>.