**ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3**

**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ ТА НЕКОНТРОЛЬОВАНОГО НАВЧАННЯ**

<https://github.com/MaximVengel/AI>

**Завдання 2.1.** Створення регресора однієї змінної.

LR\_3\_task\_1.py

import pickle  
import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
# Вхідний файл, який містить дані  
input\_file = 'data\_singlevar\_regr.txt'  
  
# Завантаження даних  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розбивка даних на навчальний та тестовий набори  
num\_training = int(0.8 \* len(X))  
num\_test = len(X) - num\_training  
  
# Тренувальні дані  
X\_train, y\_train = X[:num\_training], y[:num\_training]  
  
# Тестові дані  
X\_test, y\_test = X[num\_training:], y[num\_training:]  
  
# Створення об'єкта лінійного регресора  
regressor = linear\_model.LinearRegression()  
  
# Тренування моделі  
regressor.fit(X\_train, y\_train)  
  
# Прогнозування результату  
y\_test\_pred = regressor.predict(X\_test)

# Побудова графіка  
plt.scatter(X\_test, y\_test, color='green')  
plt.plot(X\_test, y\_test\_pred, color='black', linewidth=4)  
plt.xticks(())  
plt.yticks(())  
plt.show()  
  
# Обрахування метрик  
print("Linear regressor performance:")  
print("Mean absolute error =", round(sm.mean\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Mean squared error =", round(sm.mean\_squared\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Median absolute error =", round(sm.median\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Explain variance score =", round(sm.explained\_variance\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("R2 score =", round(sm.r2\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
  
# Файл для збереження моделі  
output\_model\_file = 'model.pkl'  
  
# Збереження моделі  
with open(output\_model\_file, 'wb') as f:  
 pickle.dump(regressor, f)  
  
# Завантаження моделі  
with open(output\_model\_file, 'rb') as f:  
 regressor\_model = pickle.load(f)  
  
# Perform prediction on test data  
y\_test\_pred\_new = regressor\_model.predict(X\_test)  
print("\nNew mean absolute error =", round(sm.mean\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred\_new), 2))

Результат виконання:

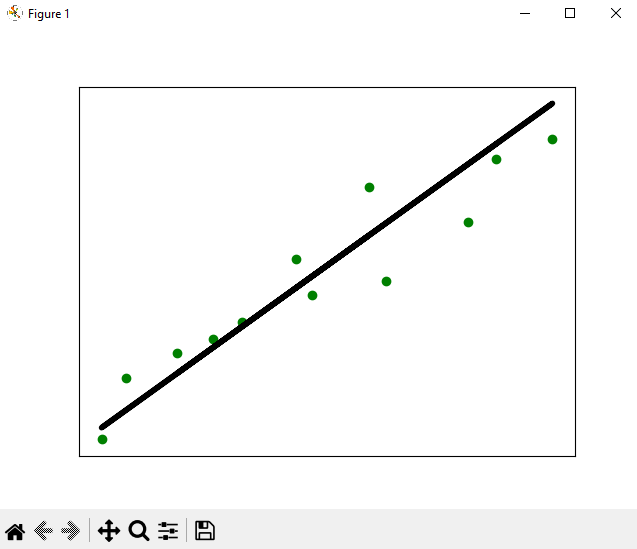
****

Рис. 1.

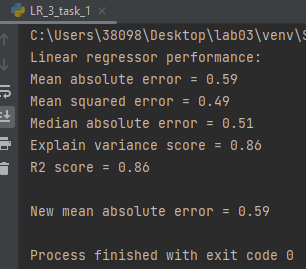
****

Рис. 2.

**Висновок:** побудована модель для вихідних даних доволі непогана. MAE, MSE – середня якість. Показник R2 – добре.

**Завдання 2.2.** Передбачення за допомогою регресії однієї змінної.



В-16

LR\_3\_task\_2.py

import pickle  
import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
# Вхідний файл, який містить дані  
input\_file = 'data\_regr\_1.txt'  
  
  
# Завантаження даних  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розбивка даних на навчальний та тестовий набори  
num\_training = int(0.8 \* len(X))  
num\_test = len(X) - num\_training  
  
# Тренувальні дані  
X\_train, y\_train = X[:num\_training], y[:num\_training]  
  
# Тестові дані  
X\_test, y\_test = X[num\_training:], y[num\_training:]  
  
# Створення об'єкта лінійного регресора  
regressor = linear\_model.LinearRegression()  
  
# Тренування моделі  
regressor.fit(X\_train, y\_train)  
  
# Прогнозування результату  
y\_test\_pred = regressor.predict(X\_test)  
  
# Побудова графіка  
plt.scatter(X\_test, y\_test, color='green')  
plt.plot(X\_test, y\_test\_pred, color='black', linewidth=4)  
plt.xticks(())  
plt.yticks(())  
plt.show()  
  
# Обрахування метрик  
print("Linear regressor performance:")  
print("Mean absolute error =", round(sm.mean\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Mean squared error =", round(sm.mean\_squared\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Median absolute error =", round(sm.median\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Explain variance score =", round(sm.explained\_variance\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("R2 score =", round(sm.r2\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
  
# Файл для збереження моделі  
output\_model\_file = 'model.pkl'  
  
# Збереження моделі  
with open(output\_model\_file, 'wb') as f:  
 pickle.dump(regressor, f)  
  
# Завантаження моделі  
with open(output\_model\_file, 'rb') as f:  
 regressor\_model = pickle.load(f)  
  
# Perform prediction on test data  
y\_test\_pred\_new = regressor\_model.predict(X\_test)  
print("\nNew mean absolute error =", round(sm.mean\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred\_new), 2))

Результат виконання:

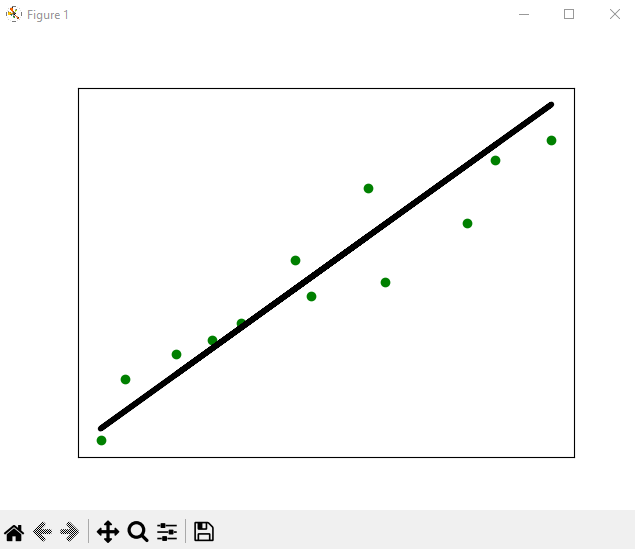
****

Рис. 3.

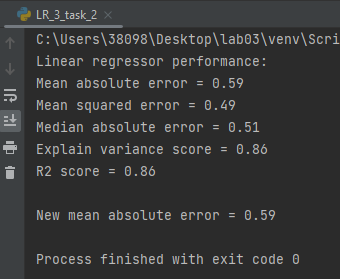


Рис. 4.

**Висновок:** для цих вхідних даних - модель, що побудована на основі однієї змінної показала гарний результат, отже є сенс використовувати її у такому випадку.

**Завдання 2.3.** Створення багатовимірного регресора.

LR\_3\_task\_3.py

import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
  
# Вхідний файл, який містить дані  
input\_file = 'data\_multivar\_regr.txt'  
  
# Завантаження даних  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розбивка даних на навчальний та тестовий набори  
num\_training = int(0.8 \* len(X))  
num\_test = len(X) - num\_training  
  
# Тренувальні дані  
X\_train, y\_train = X[:num\_training], y[:num\_training]  
  
# Тестові дані  
X\_test, y\_test = X[num\_training:], y[num\_training:]  
  
# Створення об'єкта лінійного регресора  
linear\_regressor = linear\_model.LinearRegression()  
  
# Тренування моделі  
linear\_regressor.fit(X\_train, y\_train)  
  
# Прогнозування результату  
y\_test\_pred = linear\_regressor.predict(X\_test)  
  
# Обрахування метрик  
print("Linear Regressor performance:")  
print("Mean absolute error =", round(sm.mean\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Mean squared error =", round(sm.mean\_squared\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Median absolute error =", round(sm.median\_absolute\_error(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("Explained variance score =", round(sm.explained\_variance\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
print("R2 score =", round(sm.r2\_score(y\_test, y\_test\_pred), 2))  
  
# Поліноміальна регресія  
polynomial = PolynomialFeatures(degree=10)  
X\_train\_transformed = polynomial.fit\_transform(X\_train)  
datapoint = [[7.75, 6.35, 5.56]]  
poly\_datapoint = polynomial.fit\_transform(datapoint)  
  
poly\_linear\_model = linear\_model.LinearRegression()  
poly\_linear\_model.fit(X\_train\_transformed, y\_train)  
print("\nLinear regression:\n", linear\_regressor.predict(datapoint))  
print("\nPolynomial regression:\n", poly\_linear\_model.predict(poly\_datapoint))

Результат виконання:

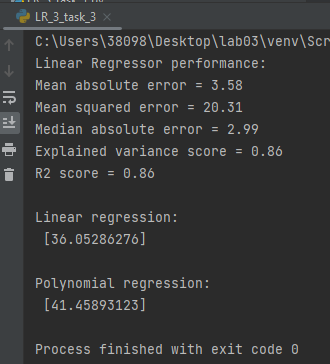


Рис. 5.

**Висновок:**  в порівнянні з лінійним регресором, поліноміальний peгpecop забезпечує отримання результату, ближчого до значення 41.45, тобто дає кращі результати.

**Завдання 2.4.** Регресія багатьох змінних.

LR\_3\_task\_4.py

import matplotlib.pyplot as plt  
import numpy as np  
from sklearn import datasets, linear\_model  
from sklearn.metrics import mean\_squared\_error, r2\_score  
from sklearn.metrics import mean\_absolute\_error  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
  
diabetes = datasets.load\_diabetes()  
X = diabetes.data  
y = diabetes.target  
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.5, random\_state=0)  
regr = linear\_model.LinearRegression()  
regr.fit(Xtrain, ytrain)  
ypred = regr.predict(Xtest)  
# Обрахування метрик  
print("regr.coef =", np.round(regr.coef\_, 2))  
print("regr.intercept =", round(regr.intercept\_, 2))  
print("R2 score =", round(r2\_score(ytest, ypred), 2))  
print("Mean absolute error =", round(mean\_absolute\_error(ytest, ypred), 2))  
print("Mean squared error =", round(mean\_squared\_error(ytest, ypred), 2))  
  
fig, ax = plt.subplots()  
ax.scatter(ytest, ypred, edgecolors=(0, 0, 0))  
ax.plot([y.min(), y.max()], [y.min(), y.max()], 'k--', lw=4)  
ax.set\_xlabel('Виміряно')  
ax.set\_ylabel('Передбачено')  
plt.show()

Результат виконання:

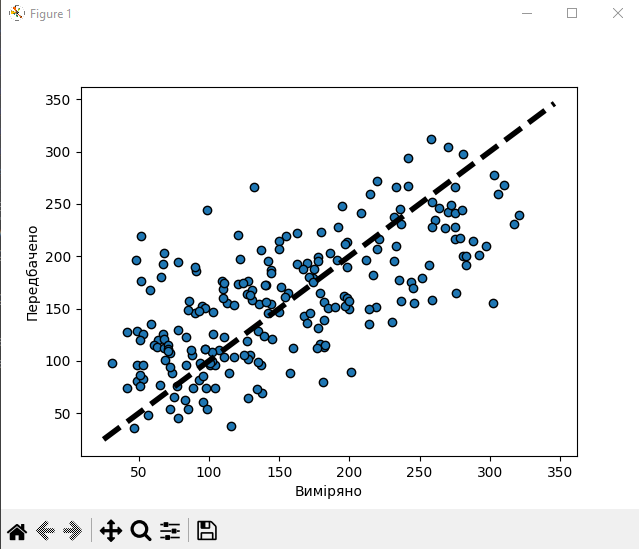
****

Рис. 6.

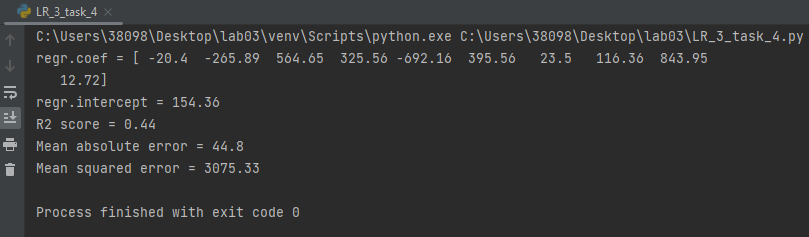


Рис. 7.

**Висновок:** для великої кількості даних вона є далекою від ідеалу.

**Завдання 2.5.** Самостійна побудова регресії.

****

В-16

LR\_3\_task\_5.py

import numpy as np  
from matplotlib import pyplot as plt  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
  
# Генерація даних  
m = 100  
X = np.linspace(-3, 3, m)  
y = 2 \* np.sin(X) + np.random.uniform(-0.6, 0.6, m)  
X = X.reshape(-1, 1)  
y = y.reshape(-1, 1)  
  
# Лінійна регресія  
linear\_regressor = linear\_model.LinearRegression()  
linear\_regressor.fit(X, y)  
  
# Поліноміальна регресія  
polynomial = PolynomialFeatures(degree=2, include\_bias=False)  
X\_poly = polynomial.fit\_transform(X)  
polynomial.fit(X\_poly, y)  
  
poly\_linear\_model = linear\_model.LinearRegression()  
poly\_linear\_model.fit(X\_poly, y)  
y\_pred = poly\_linear\_model.predict(X\_poly)  
  
print("\nr2: ", sm.r2\_score(y, y\_pred))  
  
# Лінійна регресія  
plt.scatter(X, y, color='red')  
plt.plot(X, linear\_regressor.predict(X), color='blue', linewidth=1)  
plt.title("Лінійна регресія")  
plt.show()  
  
  
# Поліноміальна регресія  
plt.scatter(X, y, color='red')  
plt.plot(X, y\_pred, "+", color='blue', linewidth=2)  
plt.title("Поліноміальна регресія")  
plt.show()

Результат виконання:

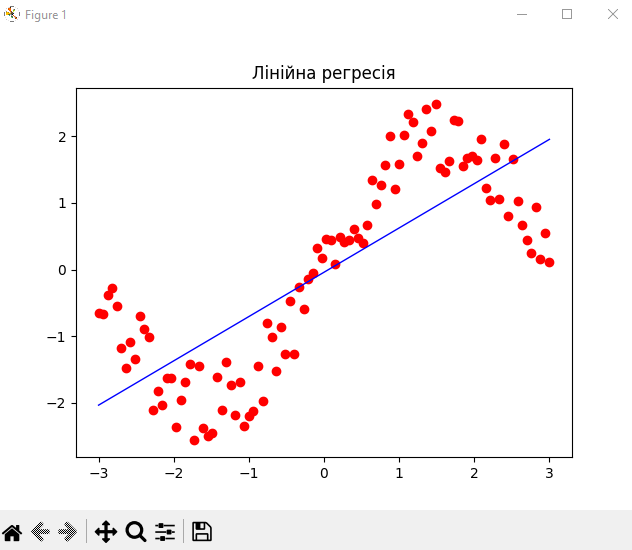
****

Рис. 8.

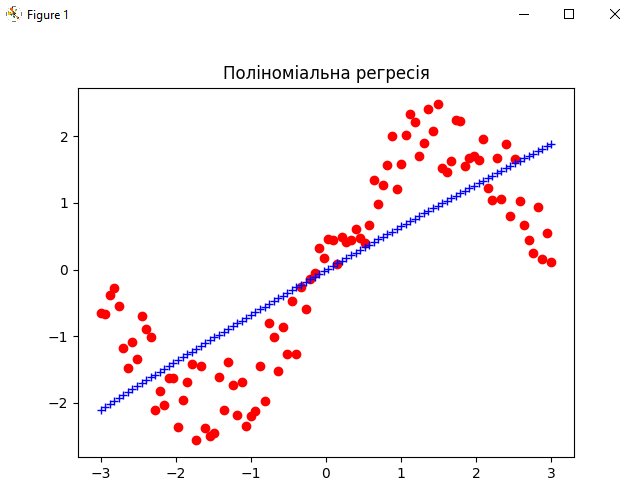


Рис. 9.

Формула моделі – квадратична функція, тому було застосовано 2-й ступінь.

**Завдання 2.6.** Побудова кривих навчання.

****

В-16

LR\_3\_task\_6.py

import matplotlib.pyplot as plt  
import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
from sklearn.metrics import mean\_squared\_error  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
  
# Генерація даних  
m = 100  
X = np.linspace(-3, 3, m)  
y = 2 \* np.sin(X) + np.random.uniform(-0.6, 0.6, m)  
  
  
def plot\_learning\_curves(model, X, y):  
 X\_train, X\_val, y\_train, y\_val = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2)  
 train\_errors, val\_errors = [], []  
 for m in range(1, len(X\_train)):  
 model.fit(X\_train[:m], y\_train[:m])  
 y\_train\_predict = model.predict(X\_train[:m])  
 y\_val\_predict = model.predict(X\_val)  
 train\_errors.append(mean\_squared\_error(y\_train\_predict, y\_train[:m]))  
 val\_errors.append(mean\_squared\_error(y\_val\_predict, y\_val))  
 plt.plot(np.sqrt(train\_errors), "r-+", linewidth=2, label='train')  
 plt.plot(np.sqrt(val\_errors), "b-", linewidth=3, label='val')  
 plt.legend()  
 plt.show()  
  
  
lin\_reg = linear\_model.LinearRegression()  
# plot\_learning\_curves(lin\_reg, X, y)  
  
  
from sklearn.pipeline import Pipeline  
  
polynomial\_regression = Pipeline([  
 ("poly\_features",  
 PolynomialFeatures(degree=10, include\_bias=False)),  
 ("lin\_reg", linear\_model.LinearRegression())  
])  
  
plot\_learning\_curves(polynomial\_regression, X, y)

Результат виконання:

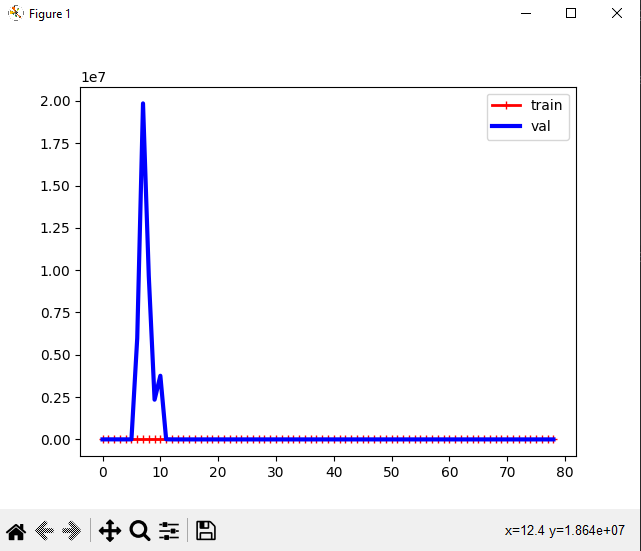


Рис. 10. Криві навчання для поліноміальної моделі 10 ступеня.

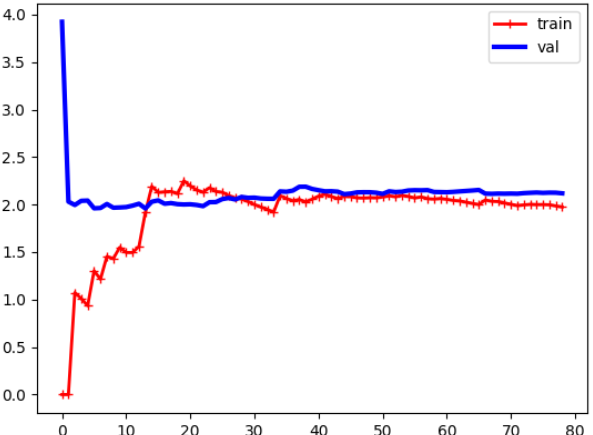
****

Рис.11. Криві навчання для лінійної моделі.

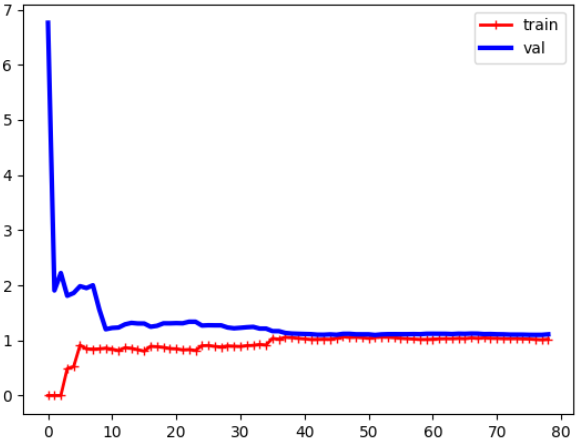
****

Рис.12. Криві навчання для поліноміальної моделі 2 ступеня.

**Висновок:** для з’ясування ступеня складності необхідної моделі використовуються криві навчання. Для досягнення успіху необхідно досягти компромісу між зміщенням та дисперсією. В нашому випадку найкращий результат показала модель 2 ступеня.

**Завдання 2.7.** Кластеризація даних за допомогою методу k-середніх.

LR\_3\_task\_7.py

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.cluster import KMeans  
from sklearn import metrics  
  
# Завантаження вхідних даних  
X = np.loadtxt('data\_clustering.txt', delimiter=',')  
num\_clusters = 5  
  
# Включення вхідних даних до графіка  
plt.figure()  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none', edgecolors='black', s=80)  
x\_min, x\_max = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1  
y\_min, y\_max = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1  
plt.title('Input data')  
plt.xlim(x\_min, x\_max)  
plt.ylim(y\_min, y\_max)  
plt.xticks(())  
plt.yticks(())  
  
# Створення об'єкту КМеаns  
kmeans = KMeans(init='k-means++', n\_clusters=num\_clusters, n\_init=10)  
  
# Навчання моделі кластеризації КМеаns  
kmeans.fit(X)  
  
# Визначення кроку сітки  
step\_size = 0.01  
  
# Відображення точок сітки  
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\_vals, y\_vals = np.meshgrid(np.arange(x\_min, x\_max, step\_size),  
 np.arange(y\_min, y\_max, step\_size))  
  
# Передбачення вихідних міток для всіх точок сітки  
output = kmeans.predict(np.c\_[x\_vals.ravel(), y\_vals.ravel()])  
  
# Графічне відображення областей та виділення їх кольором  
output = output.reshape(x\_vals.shape)  
plt.figure()  
plt.clf()  
plt.imshow(output, interpolation='nearest',  
 extent=(x\_vals.min(), x\_vals.max(),  
 y\_vals.min(), y\_vals.max()),  
 cmap=plt.cm.Paired,  
 aspect='auto',  
 origin='lower')  
  
# Відображення вхідних точок  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none',  
 edgecolors='black', s=80)  
  
# Відображення центрів кластерів  
cluster\_centers = kmeans.cluster\_centers\_  
plt.scatter(cluster\_centers[:, 0], cluster\_centers[:, 1],  
 marker='o', s=210, linewidths=4, color='black',  
 zorder=12, facecolors='black')  
  
x\_min, x\_max = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1  
y\_min, y\_max = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1  
plt.title('Межі кластерів')  
plt.xlim(x\_min, x\_max)  
plt.ylim(y\_min, y\_max)  
plt.xticks(())  
plt.yticks(())  
plt.show()

Результат виконання:

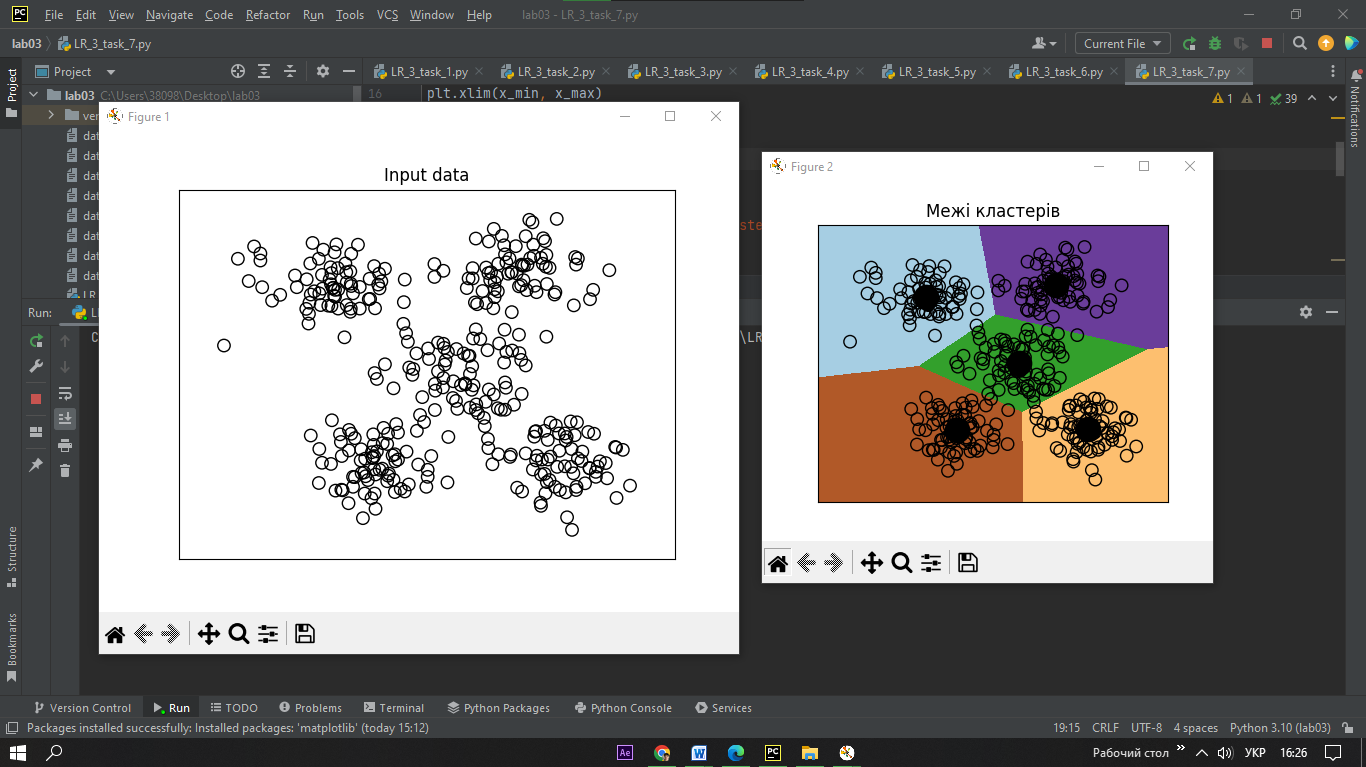
****

Рис. 13. Вхідні дані + кластери.

**Висновок:** метод k-середніх добре себе показазує, за умови, відомої кількісті кластерів.

**Завдання 2.8.** Кластеризація K-середніх для набору даних Iris.

LR\_3\_task\_8.py

import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn import datasets  
from sklearn.cluster import KMeans  
from sklearn.metrics import pairwise\_distances\_argmin  
import numpy as np  
  
# Отримуємо дані  
iris = datasets.load\_iris()  
X = iris.data[:, :2]  
Y = iris.target  
  
# Визначаємо початкові кластери  
kmeans = KMeans(n\_clusters=Y.max() + 1, init='k-means++', n\_init=10, max\_iter=300,  
 tol=0.0001, verbose=0, random\_state=None, copy\_x=True)  
kmeans.fit(X)  
y\_pred = kmeans.predict(X)  
  
print("n\_clusters: 3, n\_init: 10, max\_iter: 300, tol: 0.0001, verbose: 0, random\_state: None, copy\_x: True")  
print(y\_pred)  
plt.figure()  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y\_pred, s=50, cmap='viridis')  
centers = kmeans.cluster\_centers\_  
plt.scatter(centers[:, 0], centers[:, 1], c='black', s=200, alpha=0.5)  
plt.show()  
  
  
def find\_clusters(X, n\_clusters, rseed=2):  
 # Випадково обираємо кластери  
 rng = np.random.RandomState(rseed)  
 i = rng.permutation(X.shape[0])[:n\_clusters]  
 centers = X[i]  
  
 while True:  
 # Оголошуємо label базуючись на найближчому центрі  
 labels = pairwise\_distances\_argmin(X, centers)  
 # Знаходимо нові центри з середини точок  
 new\_centers = np.array([X[labels == i].mean(0) for i in range(n\_clusters)])  
 # Перевірка збіжності  
 if np.all(centers == new\_centers):  
 break  
 centers = new\_centers  
 return centers, labels  
  
  
print("using find\_clusters():")  
centers, labels = find\_clusters(X, 3)  
print("n\_clusters: 3, rseed: 2")  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')  
plt.show()  
  
centers, labels = find\_clusters(X, 3, rseed=0)  
print("n\_clusters: 3, rseed: 0")  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')  
plt.show()  
  
labels = KMeans(3, random\_state=0).fit\_predict(X)  
print("n\_clusters: 3, rseed: 0")  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')  
plt.show()

Результат виконання:

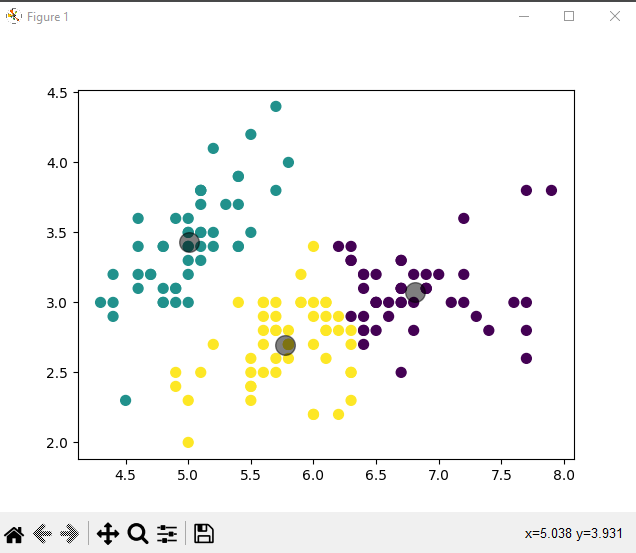


Рис. 14. Кластеризація для набору даних Iris.

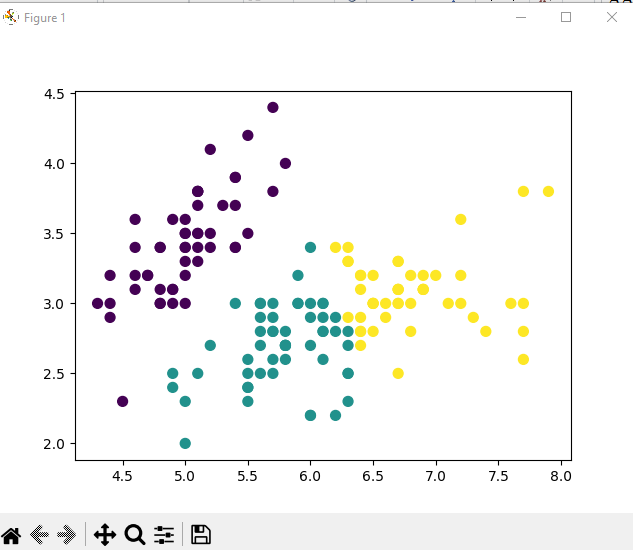


Рис. 15. Кластеризація для набору даних Iris.

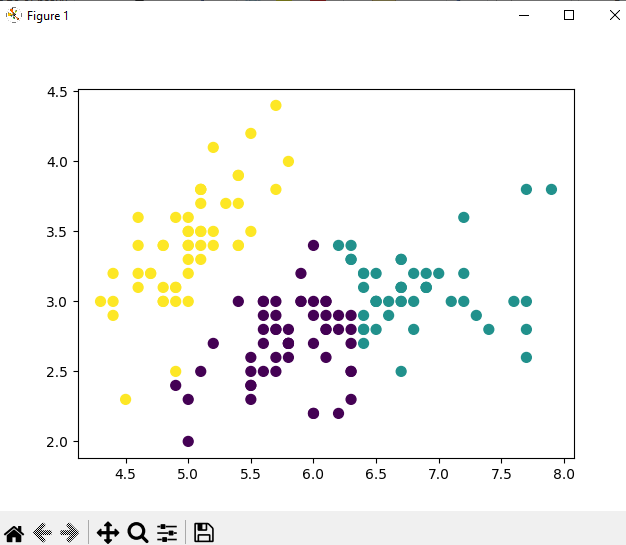


Рис. 16. Кластеризація для набору даних Iris.

**Завдання 2.9.** Оцінка кількості кластерів з використанням методу зсуву середнього.

LR\_3\_task\_9.py

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.cluster import MeanShift, estimate\_bandwidth  
from itertools import cycle  
  
# Завантаження даних  
X = np.loadtxt('data\_clustering.txt', delimiter=',')  
  
# Оцінка ширини вікна для X  
bandwidth\_X = estimate\_bandwidth(X, quantile=0.1, n\_samples=len(X))  
  
# Кластеризація даних методом зсуву середнього  
meanshift\_model = MeanShift(bandwidth=bandwidth\_X, bin\_seeding=True)  
meanshift\_model.fit(X)  
  
# Витягування центрів кластерів  
cluster\_centers = meanshift\_model.cluster\_centers\_  
print('\nCenters of clusters:\n', cluster\_centers)  
  
# Оцінка кількості кластерів  
labels = meanshift\_model.labels\_  
num\_clusters = len(np.unique(labels))  
print("\nNumber of clusters in input data =", num\_clusters)  
  
# Відображення на графіку точок та центрів кластерів  
plt.figure()  
markers = 'o\*xvs'  
for i, marker in zip(range(num\_clusters), markers):  
 # Відображення на графіку точок, що належать поточному кластеру  
 plt.scatter(X[labels == i, 0], X[labels == i, 1], marker=marker,  
 color=np.random.rand(3,))  
  
 # Відображення на графіку центру кластера  
 cluster\_center = cluster\_centers[i]  
 plt.plot(cluster\_center[0], cluster\_center[1], marker='o',  
 markerfacecolor='black', markeredgecolor='red',  
 markersize=15)  
  
plt.title('Кластери')  
plt.show()

Результат виконання:

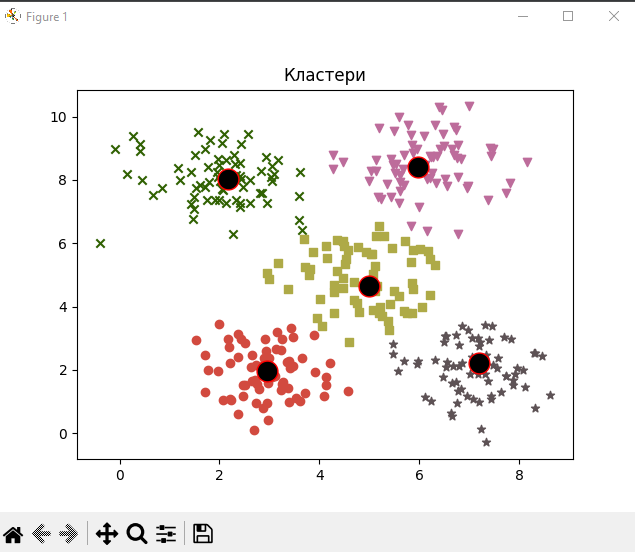
****

Рис. 17. Кластери, отримані методом зсуву середнього.

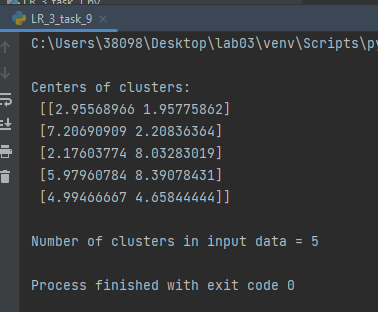
****

Рис. 18. Центри кластерів.

Метод зсуву середнього – потужний алгоритм, головною перевагою якого є непотрібність жодних припущень щодо базового розподілу даних, здатний обробляти довільні простори функцій, проте важливу роль відіграє обрана ширина вікна (bandwidth). Як бачимо, кількість кластерів співпадає з передбаченим у попередньому завданні.

**Висновок по лабораторній роботі:**

Під час виконання завдань лабораторної роботи з використанням спеціалізованих бібліотек та мови програмування Python було досліджено методи регресії та неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні.