**ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3**

**ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ ТА НЕКОНТРОЬОВАНОГО НАВЧАННЯ**

***Мета:*** використовуючи спеціалізовані бібліотеки і мову програмування Python дослідити методи регресії та неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні

**Хід роботи**

**Посилання на GitHub:** <https://github.com/Max2002/AI_IPZ-19-3_LMV>

**Завдання 1.** Створення регресора однієї змінної

Лістинг 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  
  
# Завантаження даних  
input\_file = 'data\_singlevar\_regr.txt'  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розділення даних на навчальні та тестові  
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 лінійної регресії  
linear\_regressor = linear\_model.LinearRegression()  
linear\_regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
  
# Прогнозування результатів  
Y\_test\_pred = linear\_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()

# Виведення результатів  
print("Linear regressor performance:")  
print(f"Mean absolute error = {round(sm.mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(sm.mean\_squared\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Median absolute error = {round(sm.median\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Explain variance score = {round(sm.explained\_variance\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"R2 score = {round(sm.r2\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
  
# Збереження моделі  
output\_model\_file = 'model.pkl'  
with open(output\_model\_file, 'wb') as f:  
 pickle.dump(linear\_regressor, f)  
  
# Завантаження моделі  
with open(output\_model\_file, 'rb') as f:  
 model\_linregr = pickle.load(f)  
  
Y\_test\_pred\_new = model\_linregr.predict(X\_test)  
print(f"\nNew mean absolute error = {round(sm.mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred\_new), 2)}")

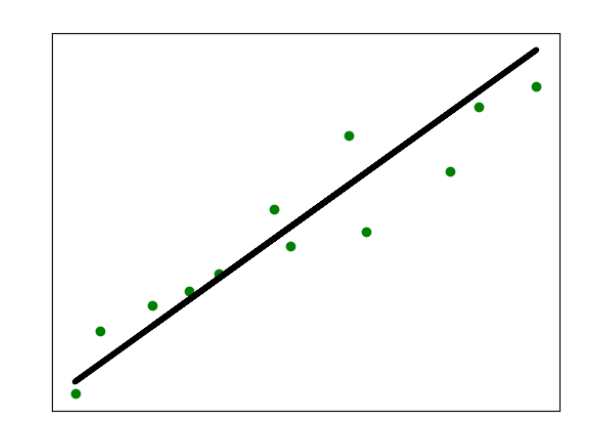


Рис. 1. Результат виконання лінійної регресії

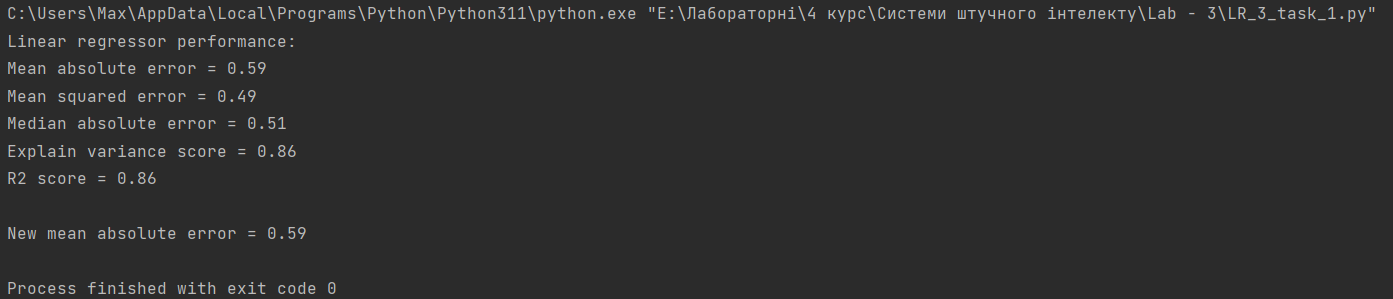


Рис. 2. Аналіз моделі та її роботи в коді та після серіалізації, завантаження зі серіалізованого файлу

Використання лінійної регресії є простим, але неефективним через узагальненість та неточність.

**Завдання 2.** Передбачення за допомогою регресії однієї змінної

За номером 4 буде використано дані з файлу data\_regr\_4.txt.

Лістинг LR\_3\_task\_2.py:

import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
# Завантаження даних  
input\_file = 'data\_regr\_4.txt'  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розділення даних на навчальні та тестові  
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 лінійної регресії  
linear\_regressor = linear\_model.LinearRegression()  
linear\_regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
  
# Прогнозування результатів  
Y\_test\_pred = linear\_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()  
  
# Виведення результатів  
print("Linear regressor performance:")  
print(f"Mean absolute error = {round(sm.mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(sm.mean\_squared\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Median absolute error = {round(sm.median\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Explain variance score = {round(sm.explained\_variance\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"R2 score = {round(sm.r2\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")

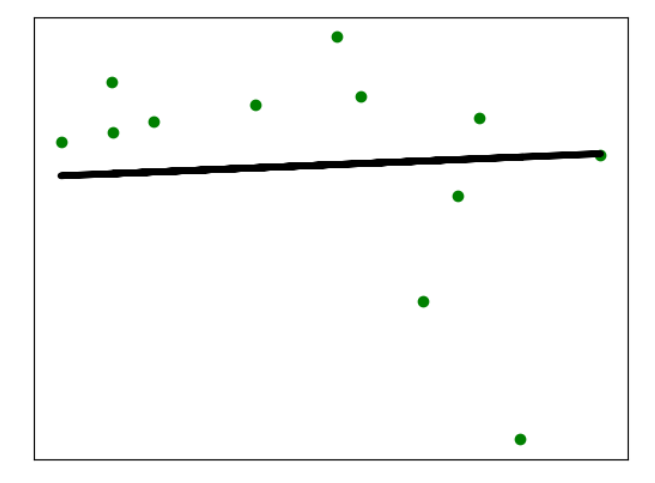


Рис. 3. Результат виконання лінійної регресії за власними даними

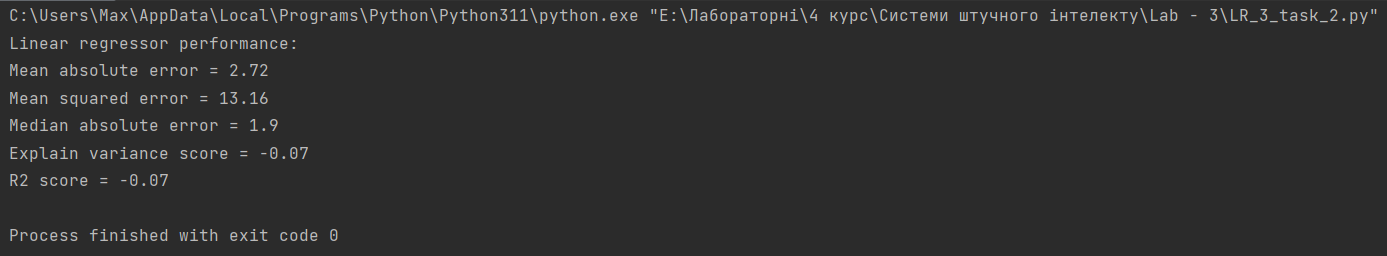


Рис. 4. Аналіз моделі за власними даними

За малої кількості даних використання будь-яких алгоритмів є неефективним, особливо алгоритму лінійної регресії.

**Завдання 3.** Створення багатовимірного регресора

Лістинг LR\_3\_task\_3.py:

import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
import sklearn.metrics as sm  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
import matplotlib.pyplot as plt  
  
# Завантаження даних  
input\_file = 'data\_multivar\_regr.txt'  
data = np.loadtxt(input\_file, delimiter=',')  
X, Y = data[:, :-1], data[:, -1]  
  
# Розділення даних на навчальні та тестові  
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 лінійної регресії  
linear\_regressor = linear\_model.LinearRegression()  
linear\_regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
  
# Прогнозування результатів  
Y\_test\_pred = linear\_regressor.predict(X\_test)  
  
# Виведення результатів  
print("Linear regressor performance:")  
print(f"Mean absolute error = {round(sm.mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(sm.mean\_squared\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Median absolute error = {round(sm.median\_absolute\_error(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"Explain variance score = {round(sm.explained\_variance\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
print(f"R2 score = {round(sm.r2\_score(Y\_test, Y\_test\_pred), 2)}")  
  
# Створення поліноміальної регресії  
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(f"Linear regression:\n{linear\_regressor.predict(datapoint)}")  
print(f"Polynomial regression:\n{poly\_linear\_model.predict(poly\_datapoint)}")

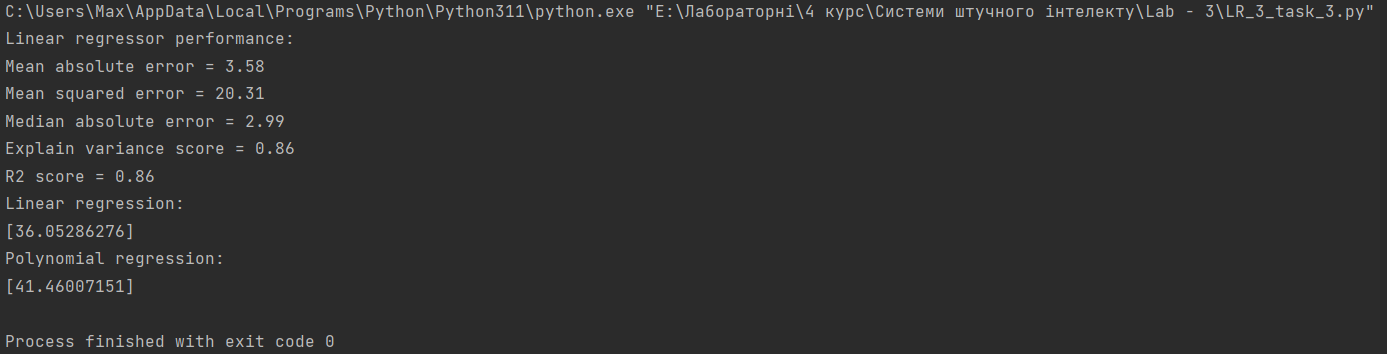


Рис. 5. Характеристика моделі лінійного регресора

З порівняння на рисунку 4 можна зробити висновок, що поліномінальний регресор є точнішим та кращим до використання.

**Завдання 4.** Регресія багатьох змінних

Лістинг коду файлу LR\_4\_task\_4.py:

import matplotlib.pyplot as plt  
import numpy as np  
from sklearn import linear\_model, datasets  
from sklearn.metrics import mean\_squared\_error, mean\_absolute\_error, r2\_score  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
  
diabetes = datasets.load\_diabetes()  
X = diabetes.data[:, np.newaxis, 2]  
Y = diabetes.target  
  
X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test = train\_test\_split(X, Y, test\_size=0.5, random\_state=0)  
regressor = linear\_model.LinearRegression()  
regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
Y\_pred = regressor.predict(X\_test)  
  
print(f"Mean absolute error = {round(mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(mean\_squared\_error(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Regression coefficient = {round(regressor.coef\_[0], 2)}")  
print(f"Regression intercept = {round(regressor.intercept\_, 2)}")  
print(f"R2 score = {round(r2\_score(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
  
fig, ax = plt.subplots()  
ax.scatter(Y\_test, Y\_pred, edgecolors=(0, 0, 0))  
ax.plot([Y.min(), Y.max()], [Y.min(), Y.max()], 'k--', lw=4)  
ax.set\_xlabel('Measured')  
ax.set\_ylabel('Predicted')  
plt.show()

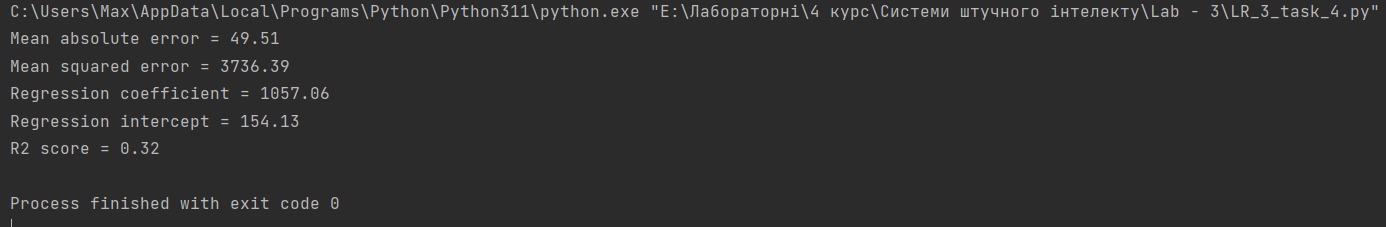


Рис. 7. Характеристика ефективності лінійної регресії на даних про діабет

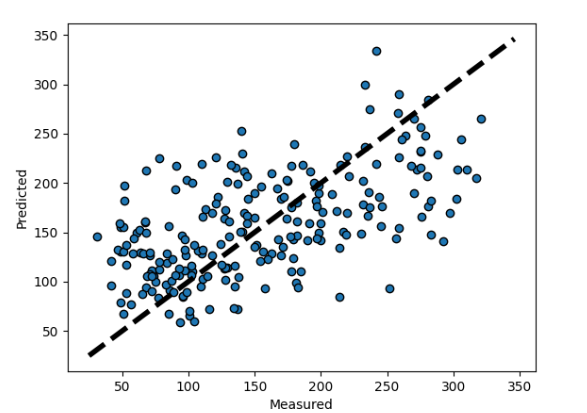


Рис. 8. Графік результату лінійної регресії даних про діабет

Використання лінійної регресії в даному випадку не є ефективним через велике розповсюдження даних.

**Завдання 5.** Самостійна побудова регресії

За номером 4 буде використано спосіб варіанту 4.

Лістинг коду LR\_3\_task\_5.py:

import matplotlib.pyplot as plt  
import numpy as np  
from sklearn import linear\_model  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
from sklearn.metrics import mean\_squared\_error, mean\_absolute\_error, r2\_score  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
  
m = 100  
X = 6 \* np.random.rand(m, 1) - 5  
Y = 0.7 \* X \*\* 2 + X + 3 + np.random.randn(m, 1)  
  
indices = np.argsort(X, axis=0)  
X = X[indices].reshape(-1, 1)  
Y = Y[indices].reshape(-1, 1)  
  
X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test = train\_test\_split(X, Y, test\_size=0.5, random\_state=0)  
regressor = linear\_model.LinearRegression()  
regressor.fit(X\_train, Y\_train)  
Y\_pred = regressor.predict(X\_test)  
  
print(f"Mean absolute error = {round(mean\_absolute\_error(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(mean\_squared\_error(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Regression coefficient = {round(regressor.coef\_[0][0], 2)}")  
print(f"Regression intercept = {round(regressor.intercept\_[0], 2)}")  
print(f"R2 score = {round(r2\_score(Y\_test, Y\_pred), 2)}")  
  
plt.scatter(X, Y, edgecolors=(0, 0, 0))  
plt.plot(X\_test, Y\_pred, color="red")  
plt.xlabel('X')  
plt.ylabel('Y')  
plt.show()  
  
poly = PolynomialFeatures(degree=2)  
X\_poly = poly.fit\_transform(X)  
regressor = linear\_model.LinearRegression()  
regressor.fit(X\_poly, Y)  
Y\_pred = regressor.predict(X\_poly)  
  
print(f"Mean absolute error = {round(mean\_absolute\_error(Y, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Mean squared error = {round(mean\_squared\_error(Y, Y\_pred), 2)}")  
print(f"Regression coefficient = {round(regressor.coef\_[0][0], 2)}")  
print(f"Regression intercept = {round(regressor.intercept\_[0], 2)}")  
print(f"R2 score = {round(r2\_score(Y, Y\_pred), 2)}")  
  
plt.scatter(X, Y, edgecolors=(0, 0, 0))  
plt.plot(X, Y\_pred, color="red")  
plt.xlabel('X')  
plt.ylabel('Y')  
plt.show()

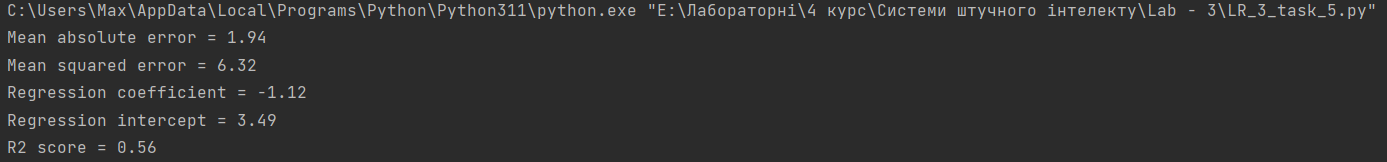


Рис. 9. Характеристика лінійної регресії випадкових даних

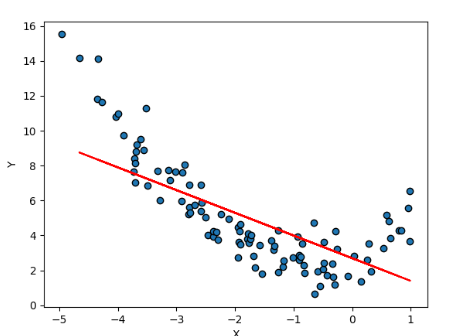


Рис. 10. Лінійна регресія випадкових даних

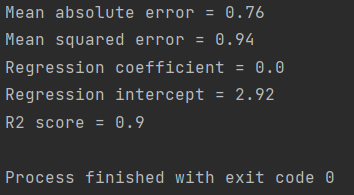


Рис. 11. Характеристика поліномінальної регресії випадкових даних

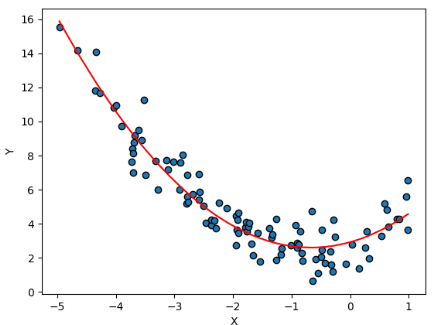


Рис. 11. Поліномінальна регресія випадкових даних

З отриманих рисунків можна підсумувати, що поліномінальна регресія показує більшу точність та кращий результат.

**Завдання 6.** Побудова кривих навчання

Лістинг LR\_3\_task\_6.py:

import matplotlib.pyplot as plt  
import numpy as np  
from sklearn.linear\_model import LinearRegression  
from sklearn.metrics import mean\_squared\_error  
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split  
from sklearn.pipeline import Pipeline  
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures  
  
  
def plot\_learning\_curves(model, X, Y, m):  
 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="Training set")  
 plt.plot(np.sqrt(val\_errors), "b-", linewidth=3, label="Validation set")  
 plt.legend(loc="upper right", fontsize=14)  
 plt.xlabel("Training set size", fontsize=14)  
 plt.ylabel("RMSE", fontsize=14)  
 plt.show()  
  
  
m = 100  
X = 6 \* np.random.rand(m, 1) - 5  
Y = 0.5 \* X\*\*2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)  
  
indices = np.argsort(X, axis=0)  
X = X[indices].reshape(-1, 1)  
Y = Y[indices].reshape(-1, 1)  
linear\_reg = LinearRegression()  
plot\_learning\_curves(linear\_reg, X, Y, m)  
  
polynomial\_regression = Pipeline([  
 ("poly\_features", PolynomialFeatures(degree=10, include\_bias=False)),  
 ("lin\_reg", LinearRegression()),  
])  
plot\_learning\_curves(polynomial\_regression, X, Y, m)  
  
polynomial\_regression = Pipeline([  
 ("poly\_features", PolynomialFeatures(degree=2, include\_bias=False)),  
 ("lin\_reg", LinearRegression()),  
])  
plot\_learning\_curves(polynomial\_regression, X, Y, m)

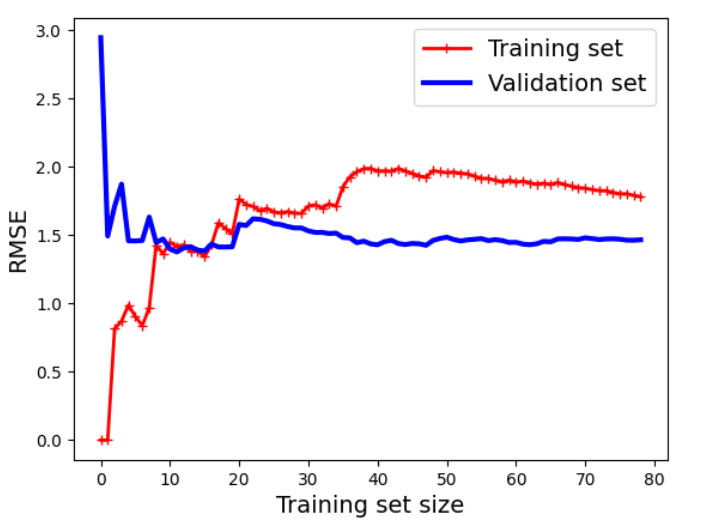


Рис. 13. Криві навчання для лінійної моделі

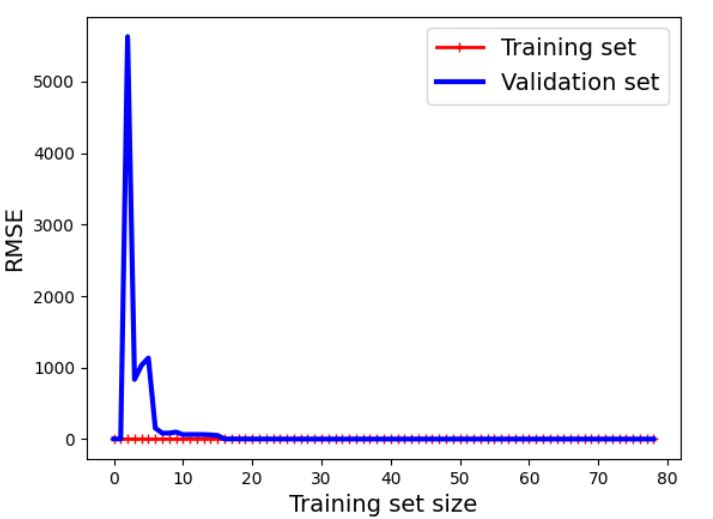


Рис. 14. Криві навчання для поліномінальної моделі 10го ступеня

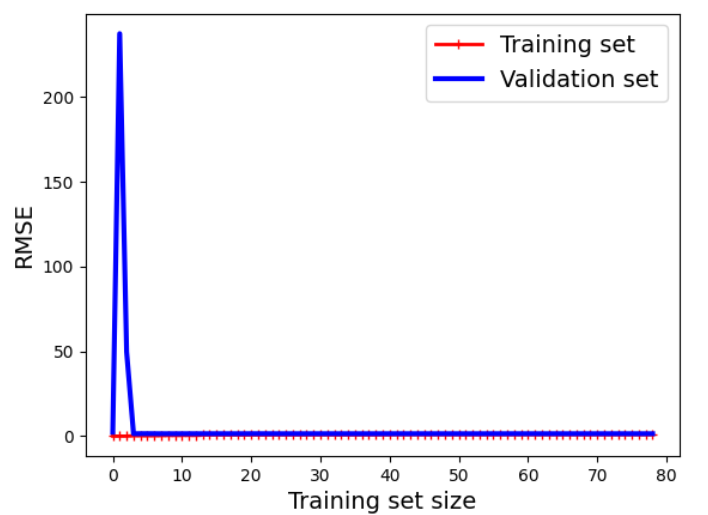


Рис. 15. Криві навчання для поліномінальної моделі 2го ступеня

**Завдання 7.** Кластеризація даних за допомогою методу k-середніх

Лістинг LR\_3\_task\_7.py:

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
from sklearn.cluster import KMeans  
from sklearn import metrics  
  
X = np.loadtxt('data\_clustering.txt', delimiter=',')  
num\_clusters = 5  
  
plt.figure()  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none', edgecolors='k', s=30)  
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(())  
plt.show()  
  
kmeans = KMeans(init='k-means++', n\_clusters=num\_clusters, n\_init=10)  
kmeans.fit(X)  
  
step\_size = 0.01  
x\_values, y\_values = np.meshgrid(np.arange(x\_min, x\_max, step\_size), np.arange(y\_min, y\_max, step\_size))  
output = kmeans.predict(np.c\_[x\_values.ravel(), y\_values.ravel()])  
  
output = output.reshape(x\_values.shape)  
plt.figure()  
plt.clf()  
plt.imshow(output, interpolation='nearest',  
 extent=(x\_values.min(), x\_values.max(), y\_values.min(), y\_values.max()),  
 cmap=plt.cm.Paired, aspect='auto', origin='lower')  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none', edgecolors='k', s=30)  
plt.title('Centroids and boundaries obtained using KMeans')  
plt.xlim(x\_min, x\_max)  
plt.ylim(y\_min, y\_max)  
plt.xticks(())  
plt.yticks(())  
plt.show()

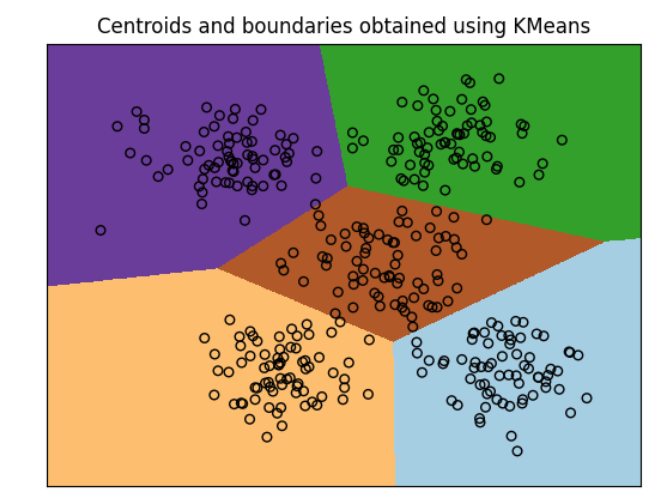


Рис. 16. Відображення кластеризованих даних методом К-середніх

Використання методу K-середніх дозволяє ефективно класифікувати дані без допомоги вчителя, а за використання K-середніх++ знаходження центрів залишається за алгоритмом.

**Завдання 8.** Кластеризація K-середніх для набору даних Iris

Лістинг 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  
  
iris = datasets.load\_iris()  
X = iris.data[:, :2]  
Y = iris.target  
  
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):  
 rng = np.random.RandomState(rseed)  
 i = rng.permutation(X.shape[0])[:n\_clusters]  
 centers = X[i]  
  
 while True:  
 labels = pairwise\_distances\_argmin(X, centers)  
 new\_centers = np.array([X[labels == i].mean(0) for i in range(n\_clusters)])  
 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")  
print(labels)  
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")  
print(labels)  
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")  
print(labels)  
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')  
plt.show()

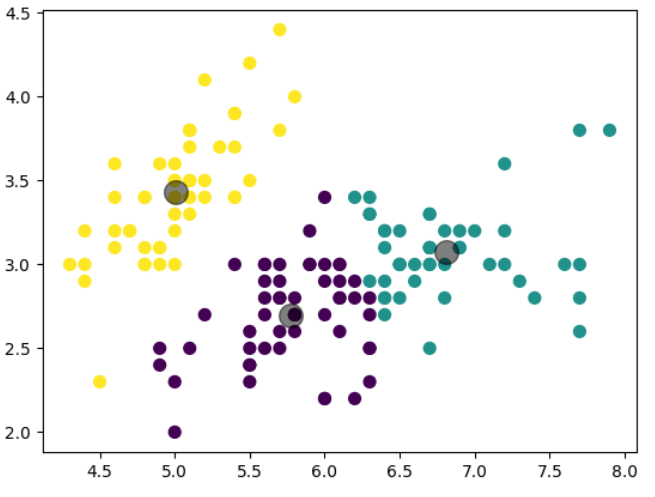


Рис. 17. Ручна кластеризація даних по ірисам

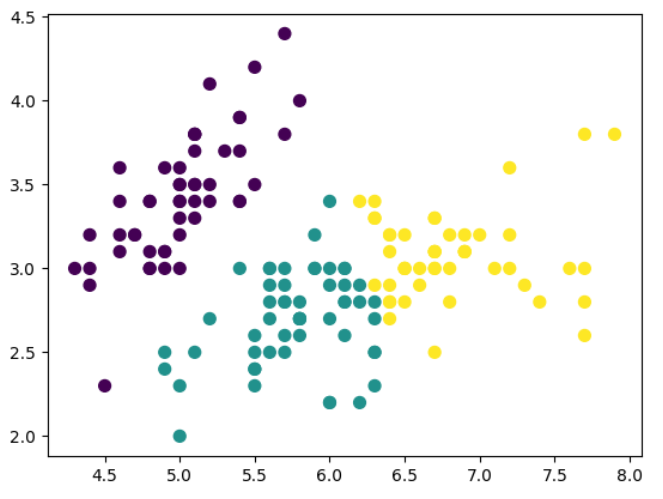


Рис. 18. Кластеризація з використанням створеної функції, випадкове зерно – 2

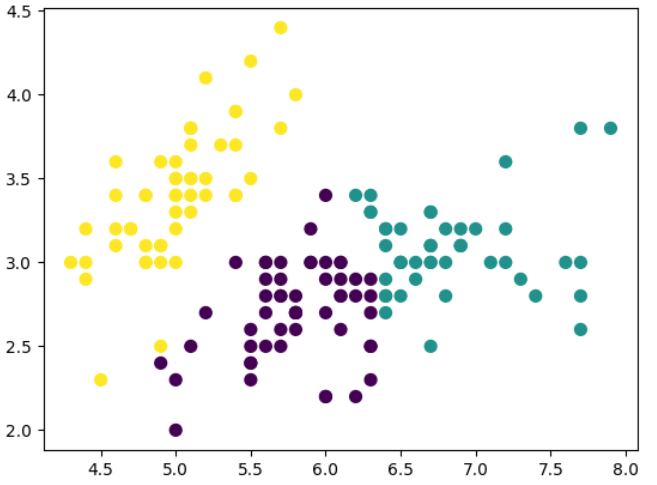


Рис. 19. Кластеризація з використанням створеної функції, випадкове зерно – 0

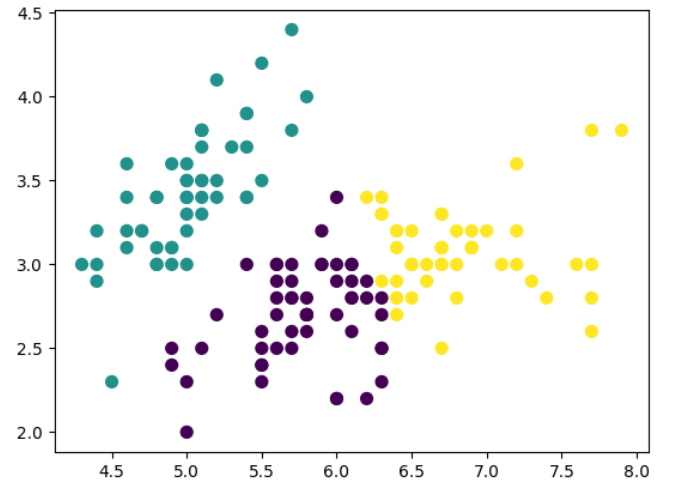


Рис. 20. Кластеризація швидким викликом кластеризатора

Кластеризації з використанням метода K-середніх є досить точною та наочною при виведенні на графіку.

**Завдання 9.** Оцінка кількості кластерів з використанням методу зсуву середнього

Лістинг коду файлу 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  
  
X = np.loadtxt('data\_clustering.txt', delimiter=',')  
bandwidth = estimate\_bandwidth(X, quantile=0.2, n\_samples=500)  
ms = MeanShift(bandwidth=bandwidth, bin\_seeding=True)  
ms.fit(X)  
  
cluster\_centers = ms.cluster\_centers\_  
labels = ms.labels\_  
  
print("cluster\_centers:\n", cluster\_centers)  
print("labels:\n", labels)  
  
plt.figure()  
markers = cycle('o\*sv')  
colors = cycle('bgrcmyk')  
for i, marker in zip(range(len(cluster\_centers)), markers):  
 plt.scatter(X[labels == i, 0], X[labels == i, 1], marker=marker, color=next(colors), s=50, label='cluster ' + str(i))  
 cluster\_center = cluster\_centers[i]  
 plt.plot(cluster\_center[0], cluster\_center[1], marker='o', markerfacecolor='k', markeredgecolor='k', markersize=15)  
plt.title(f'Estimated number of clusters: {len(cluster\_centers)}')  
plt.show()

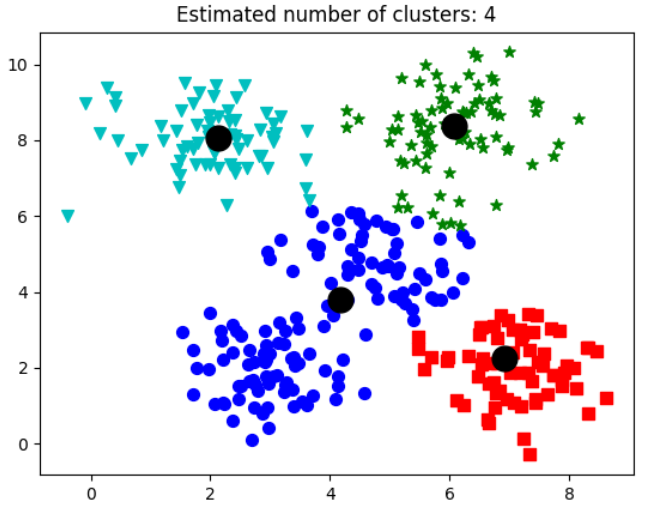


Рис. 21. Відображення кластеризованих даних методом зсуву середнього

Метод зсуву середнього також є ефективним способом кластеризації даних.

***Висновок:*** було досліджено методи регресії та неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні використовуючи спеціалізовані бібліотеки і мову програмування Python.