

Лабораторна робота №3
Тема: ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ ТА
НЕКОНТРОЛЬОВАНОГО НАВЧАННЯ

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

Репозиторій: <https://github.com/danielwinter13/Al-Zyma-IPZ-20-1/tree/master/lr3>

Завдання 2.1. Створення регресора однієї змінної.

```
import pickle
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm
import matplotlib.pyplot as plt

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)
```

| | | | | | | | | |
|-----------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|--|-------------------|------|
| | | | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | | | |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | | | |
| Розроб. | | Зима Д.А. | | | Звіт з лабораторної роботи | | Літ. | Арк. |
| Перевір. | | Голенко М.Ю. | | | | | | 1 |
| Керівник | | | | | | | ФІКТ Гр. ІПЗ-20-1 | |
| Н. контр. | | | | | | | | |
| Зав. каф. | | | | | | | | |
| | | | | | | | 13 | |

```

# 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))

```

Figure 1

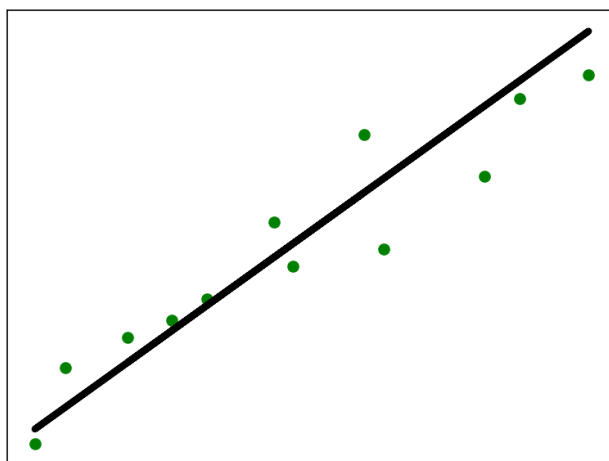


Рис.1 Результат виконання

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 2 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```

Linear regressor performance:
Mean absolute error = 0.59
Mean squared error = 0.49
Median absolute error = 0.51
Explain variance score = 0.86
R2 score = 0.86

New mean absolute error = 0.59

```

Рис.2 Результат виконання

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

Завдання 2.2. Передбачення за допомогою регресії однієї змінної.

12 варіант - файл data_regr_2.txt

```

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_2.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')

```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | 3 |

```

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))

```

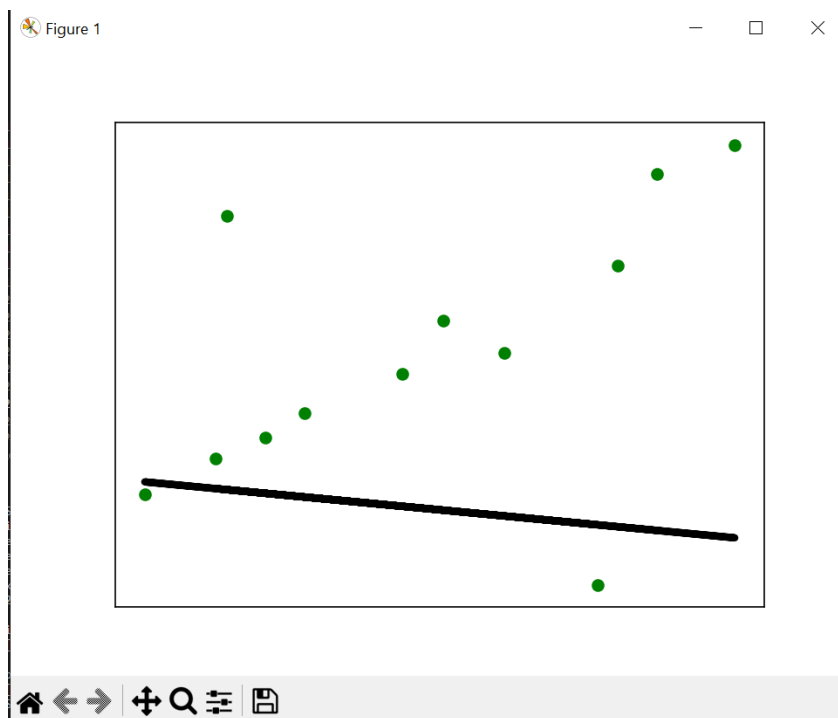


Рис.3 Результат виконання

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 4 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```

Linear regressor performance:
Mean absolute error = 2.42
Mean squared error = 9.02
Median absolute error = 2.14
Explain variance score = -0.15
R2 score = -1.61

New mean absolute error = 2.42

```

Рис.4 Результат виконання

Завдання 2.3. Створення багатовимірного регресора.

```

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)

```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – ЛрЗ | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 5 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```
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))
```

```
Linear Regressor performance:
Mean absolute error = 3.58
Mean squared error = 20.31
Median absolute error = 2.99
Explained variance score = 0.86
R2 score = 0.86

Linear regression:
[36.05286276]

Polynomial regression:
[41.45901869]
```

Рис.5 Результат виконання

Висновок: Якщо порівнювати з лінійним регресором, поліноміальний регресор демонструє кращі результати. На це вказує значення 41.45

Завдання 2.4. Регресія багатьох змінних.

```
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()
```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 6 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

Figure 1

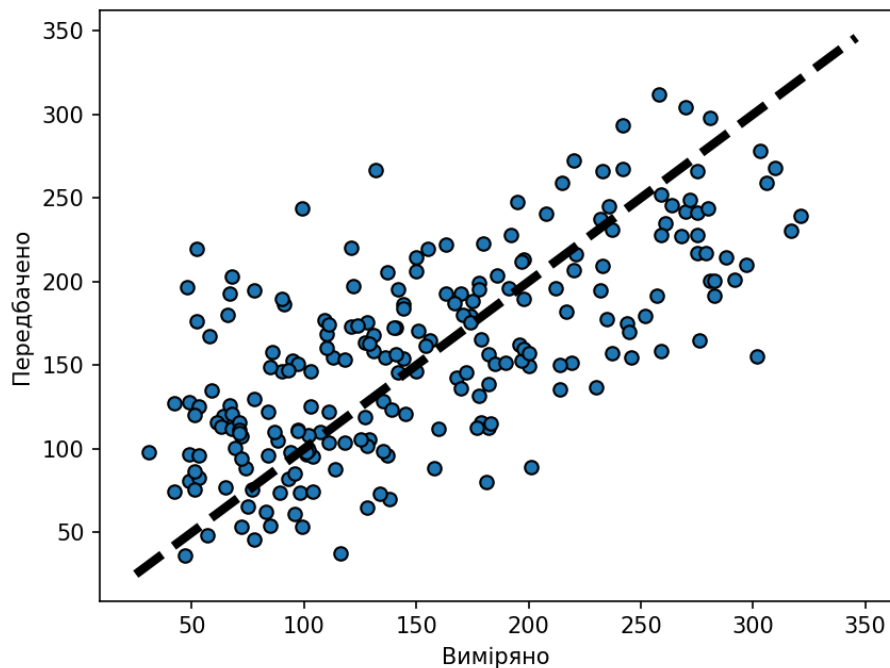


Рис.6 Результат виконання

```

regr.coef = [ -20.4  -265.89  564.65  325.56 -692.16  395.56  23.5  116.36  843.95
              12.72]
regr.intercept = 154.36
R2 score = 0.44
Mean absolute error = 44.8
Mean squared error = 3075.33

```

Рис.7 Результат виконання

Завдання 2.5. Самостійна побудова регресії.

12 варіант

```

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 = 6 * np.random.rand(m, 1) - 3
y = 0.6 * X ** 2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)
X = X.reshape(-1, 1)
y = y.reshape(-1, 1)

# Лінійна регресія
linear_regressor = linear_model.LinearRegression()

```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – ЛрЗ | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 7 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```

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()

```

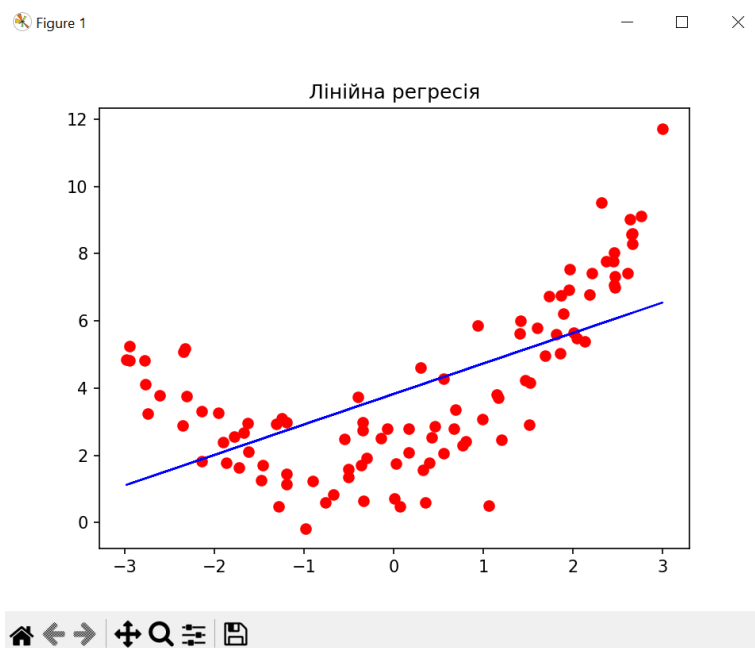


Рис.8. Результат виконання

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 8 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

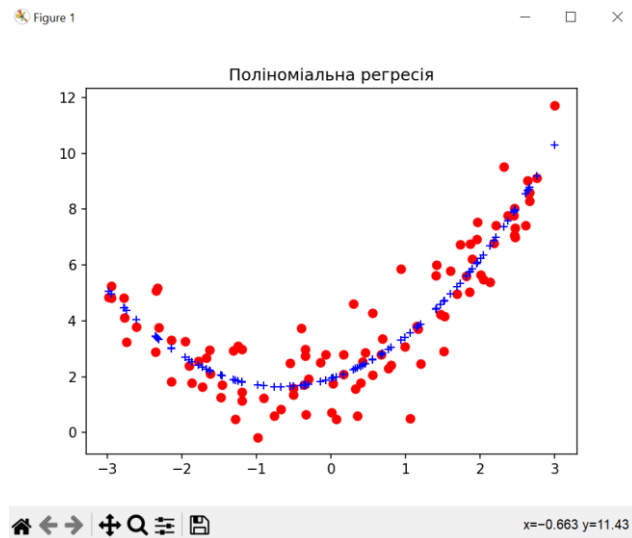


Рис.9. Результат виконання

Завдання 2.6. Побудова кривих навчання.

2 варіант

```
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 = 6 * np.random.rand(m, 1) - 3
y = 0.6 * X ** 2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)

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)
```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – ЛрЗ | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 9 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```
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)
```

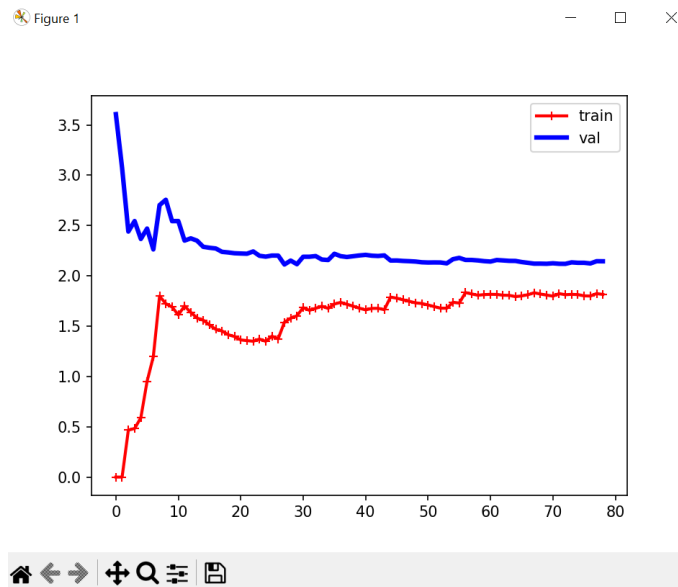


Рис.10. Криві навчання для поліноміальної моделі 10 ступеня.

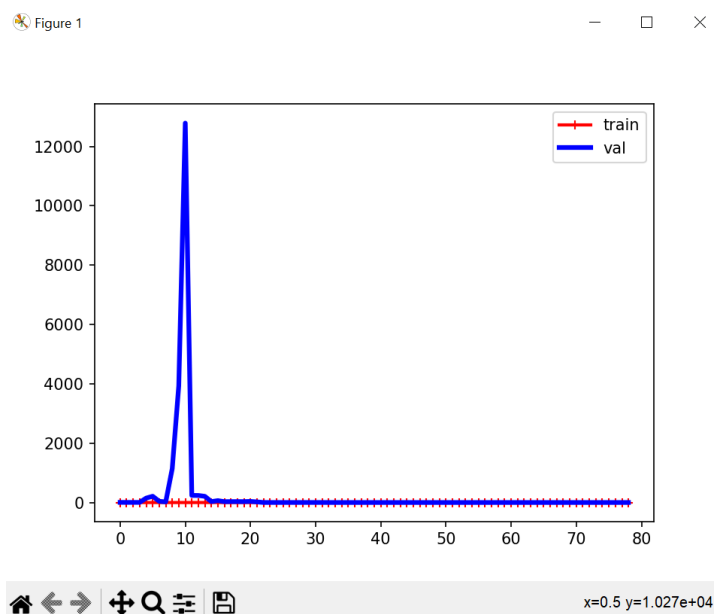


Рис.11 Криві навчання для лінійної моделі.

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 10 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

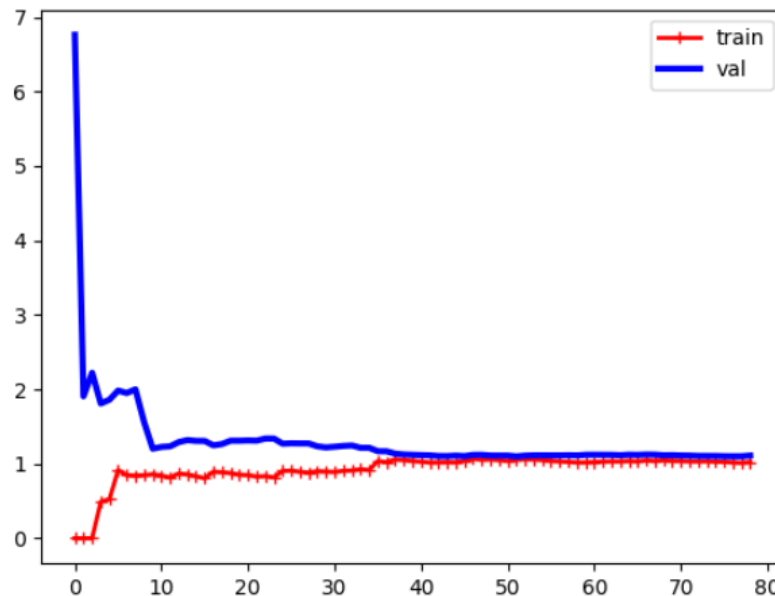


Рис.12 Криві навчання для поліноміальної моделі 2 ступеня.

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.

```
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 KMeans
kmeans = KMeans(init='k-means++', n_clusters=num_clusters, n_init=10)

# Навчання моделі кластеризації KMeans
kmeans.fit(X)
```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 11 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

```

# 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()

```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 12 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

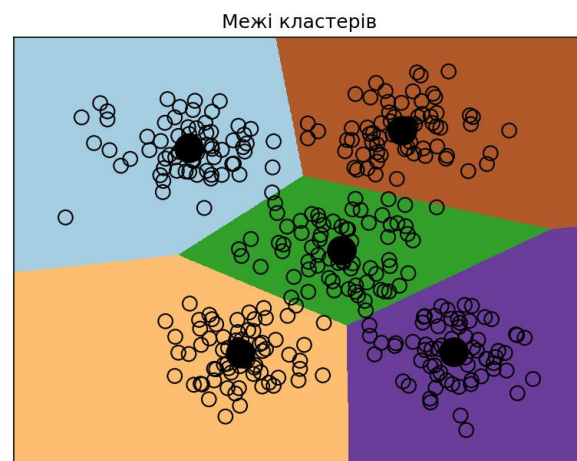
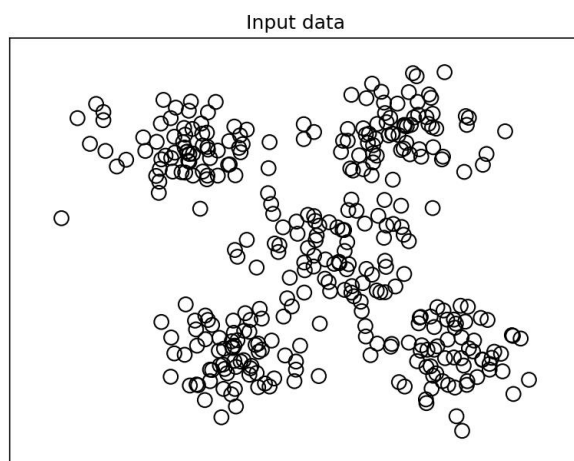


Рис.13 Вхідні дані + кластери.

Висновок: метод k-середніх валідно працює, але за умови, відомої кількості кластерів.

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

```
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()

```

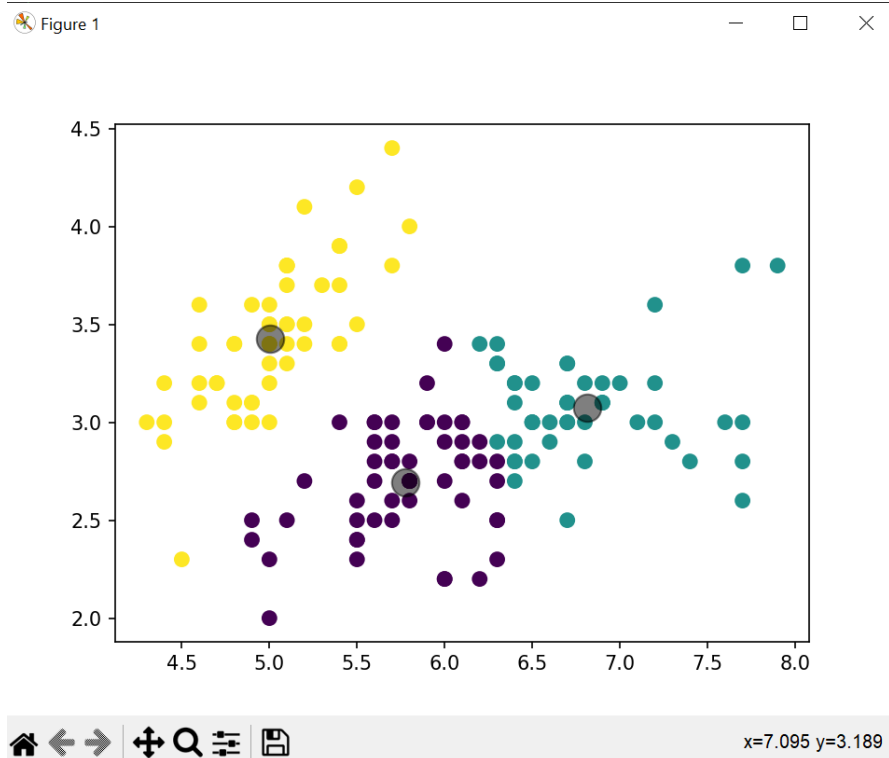


Рис.14 Кластеризація для набору даних Iris.

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 14 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

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

```
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()
```

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 16 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |

Figure 1

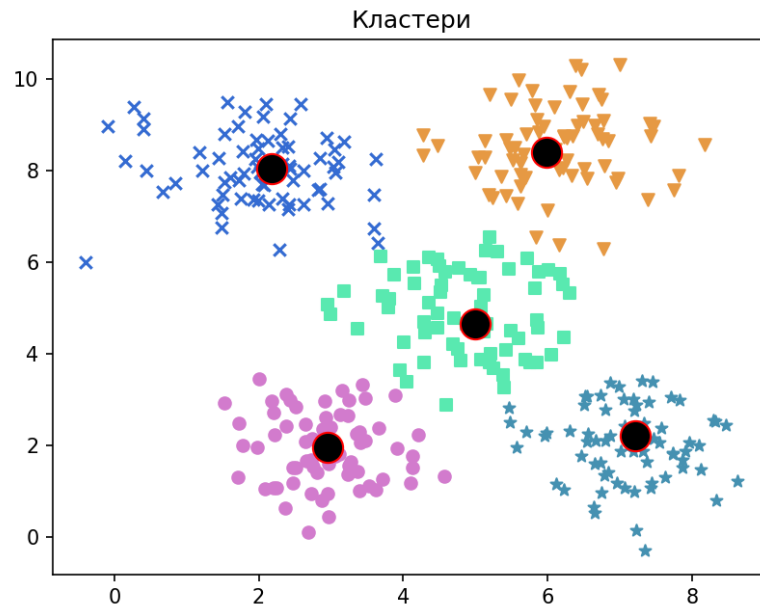


Рис.17 Кластери, отримані методом зсуву середнього.

```
Centers of clusters:
[[2.95568966 1.95775862]
 [7.20690909 2.20836364]
 [2.17603774 8.03283019]
 [5.97960784 8.39078431]
 [4.99466667 4.65844444]]
```

```
Number of clusters in input data = 5
```

Рис.18 Центри кластерів.

Метод зсуву середнього – доволі валідний алгоритм, головною перевагою якого є непотрібність жодних припущень щодо базового розподілу даних, має змогу обробляти довільні простори функцій, проте важливу роль відіграє обрана ширина вікна (bandwidth).

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

| | | | | | | |
|------|------|--------------|--------|------|--------------------------------------------------|------|
| | | Зима Д.А. | | | ДУ «Житомирська політехніка».23.121.12.000 – Лр3 | Арк. |
| | | Голенко М.Ю. | | | | 17 |
| Змн. | Арк. | № докум. | Підпис | Дата | | |