ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ ТА НЕКОНТРОЬОВАНОГО НАВЧАННЯ

Посилання на GitHub: https://github.com/enot1k666/labsOAI.git

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

2. ЗАВДАННЯ НА ЛАБОРАТОРНУ РОБОТУ ТА МЕТОДИЧНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ ДО ЙОГО ВИКОНАННЯ

Завдання 2.1. Створення регресора однієї змінної

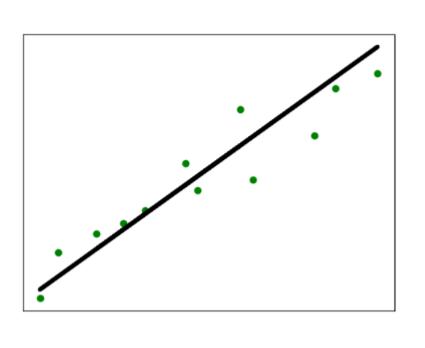
Побудувати регресійну модель на основі однієї змінної. Використовувати файл вхідних даних: data singlevar regr.txt.

```
import pickle
import numpy as np
import sklearn.metrics as sm
import matplotlib.pyplot as plt
data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
num_training = int(0.8 * len(X))
num test = len(X) - num training
X train, y train = X[:num training], y[:num training]
X test, y test = X[num training:], y[num_training:]
regressor = linear_model.LinearRegression()
y test pred = regressor.predict(X test)
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()
print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =",
```

					ДУ «Житомирська політехніка».22.121.18.000 – ЛрЗ				
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата					
Розр	0 б.	Скоківський В.				Лim.	Арк.	Аркушів	
Пере	евір. Голенко М.Ю.				n :		1		
Керіс	зник				Звіт з				
Н. кс	нтр.				лабораторної роботи	ФІК	Т Гр. ІІ	73-20-3	
Зав.	каф.		Ī			,			

```
C:\Users\skoki\PycharmProjects\labs0AI\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\skoki\PycharmProjects\labs0AI\lab3\task1.py
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

Process finished with exit code 0
```



Регресійний аналіз за допомогою лінійної регресії

Висновок: Модель лінійної регресії була піддана тренуванню на 80% даних і оцінена на залишкових 20%. У результаті отримані такі метрики: середня абсолютна помилка – 0.59, середня квадратична різниця – 0.49, медіана абсолютних поми-

 $Ap\kappa$.

		Скоківський В.			
		Голенко М.Ю.			ДУ «Житомирська політехніка».22.121.18.000 — Лр3
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

лок — ().51, оцінка п	ояснено	ої дис	сперсії – 0.86. При відновленні моделі з використ	гағ
ням зб	ереженого ф	айлу но	ва аб	солютна помилка також дорівню $\epsilon0.59$, що свідч	ИТ
про те	, що зоереже	на та за	ванта	ажена модель демонструють однакові результат	И.
	Скоківський В.			ДУ «Житомирська політехніка».22.121.18.000 – Лр3	L
	Голенко М.Ю.				- 1

Змн. Арк.

№ докум.

Підпис Дата

Завдання 2.2. Передбачення за допомогою регресії однієї змінної

Побудувати регресійну модель на основі однієї змінної. Використовувати вхідні дані відповідно свого варіанту, що визначається за списком групи у журналі (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1

№ за списком	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
№ варіанту	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5

Варіант 3 файл: data_regr_3.txt

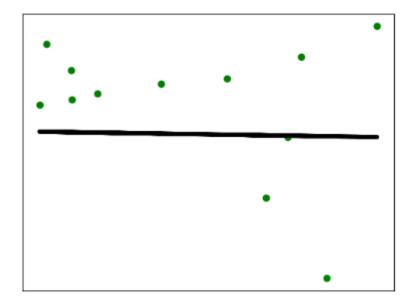
```
import pickle
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
X_{i} y = data[:, :-1], data[:, -1]
num_training = int(0.8 * len(X))
num_test = len(X) - num_training
X train, y train = X[:num training], y[:num training]
X test, y test = X[num_training:], y[num_training:]
regressor = linear model.LinearRegression()
regressor.fit(X_train, y_train)
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()
print("Linear regressor performance:")
print("Mean squared error =",
print("Median absolute error =",
output_model_file = 'model2.pkl'
with open(output_model_file, 'wb') as f:
    pickle.dump(regressor, f)
with open(output_model_file, 'rb') as f:
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))
```

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\lab3\task2.py
Linear regressor performance:
Mean absolute error = 3.59
Mean squared error = 17.39
Median absolute error = 3.39
Explain variance score = 0.02
R2 score = -0.16

New mean absolute error = 3.59

Process finished with exit code 0
```



Висновок: Модель лінійної регресії була піддана тренуванню на 80% даних і оцінена на залишкових 20%. Отримані метрики вказують на наступне: середня абсолютна помилка — 3.59, середня квадратична різниця — 17.39 (що свідчить про великі відхилення у прогнозах), медіана абсолютних помилок — 3.39, оцінка поясненої дисперсії — 0.02 (прогнози значно відрізняються від фактичних значень). Нова абсолютна помилка для моделі, відновленої з використанням збереженого файлу, також дорівнює 3.59, що підтверджує, що збережена і завантажена модель повертає ті ж самі результати.

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Завдання 2.3. Створення багатовимірного регресора

Використовувати файл вхідних даних: data_multivar_regr.txt, побудувати регресійну модель на основі багатьох змінних.

Лістинг програми:

```
from math import degrees
data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
num training = int(0.8 * len(X))
num_test = len(X) - num_training
X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training]
X test, y test = X[num training:], y[num training:]
linear regressor = linear model.LinearRegression()
linear_regressor.fit(X_train, y_train)
y test pred = linear regressor.predict(X test)
print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =",
print("Mean squared error =",
print("Median absolute error ="
print("Explain variance score =",
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))
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",
print("\nPolynomial regression:\n",
```

```
C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\lab3\task3.py
Linear regressor performance:
Mean absolute error = 3.58
Mean squared error = 20.31
Median absolute error = 2.99
Explain variance score = 0.86
R2 score = 0.86

Linear regression:
[36.05286276]

Polynomial regression:
[41.45421524]

Process finished with exit code 0
```

		Скоківський В.			
		Голенко М.Ю.			ДУ «Жип
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

Висновок: Середня абсолютна помилка становить 3.58,середня квадратична різниця дорівнює 20.31(значення вище ніж попереднє,що свідчить про великі відхолиння у прогнозах) ,медіана абсолютних помилок дорівнює 2.99, оцінка поясненої дисперсії становить 0.86(прогнози схожі до фактичних значень. Для поліноміальної регресії використовується поліном 10-го ступеня, для вхідного значення [7.75, 6.35, 5.56], поліноміальна регресійна модель прогнозує значення 41.46, в той час як лінійна регресія прогнозує значення 36.05. Обидві моделі мають схожі значення показників,що свідчить про те,що обидві моделі надають приблизно однакові результати.

Завдання 2.4. Регресія багатьох змінних

<u>Лістинг програми:</u>

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn import datasets, linear_model
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error
from sklearn.model_selection import train_test_split

diabetes = datasets.load_diabetes()
X = diabetes.data
y = diabetes.target

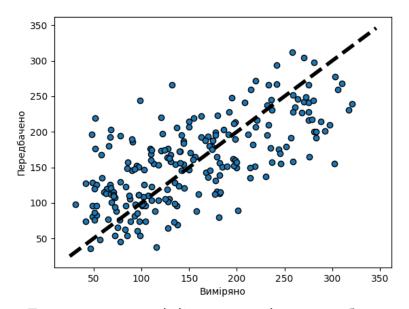
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.5, random_state=0)

regr = linear_model.LinearRegression()
regr.fit(X_train, y_train)
y_pred = regr.predict(X_test)

print("Linear regressor performance:")
print("regr.coef_ =", regr.coef_)
print("R2 score =", round(r2 score(y_test, y_pred), 2))
print("Mean absolute error =", round(mean_absolute_error(y_test, y_pred), 2))
print("Mean squared error =", round(mean_squared_error(y_test, y_pred), 2))

fig, ax = plt.subplots()
ax.splot([y_min(), y_max()], [y.min(), y.max()], 'k--', lw=4)
ax.set_ylabel('Emmipho')
ax.set_ylabel('Emmipho')
ax.set_ylabel('Emmipho')
plt.show()
```

			_		
		Скоківський В.			
		Голенко М.Ю.			ДУ «Житоми
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	



Висновок: Було виконано лінійну регресію для набору даних «Diabetes» та було отримано такі результати якості:Коефіцієнти регресії представлються як масив чисел,вони вказують на вагу кожної ознаки[-20.4047621,-265.88518, 564.65086437,325.56226865,692.16120333,395.55720874,23.49659361,116.36402337 843.94613929,12.71856131],Перетин рівний 154.36 і представляє відсоток,на який зміщується пряма регресії,Оцінка R2 дорівнює 0.44(модель пояснює близкьо 44% варіації в цільовій змінній),Середня Абсолютна різниця становить 44.8,Середня Квадратична Оцінка дорівнює 3075.33(показує різницю між прогнозованим і фактичним значеннями).Модель має обмежену ефективність,що підтверджує значення R2)

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Завдання 2.5. Самостійна побудова регресії

Згенеруйте свої випадкові дані обравши за списком відповідно свій варіант (згідно табл. 2.2) та виведіть їх на графік. Побудуйте по них модель лінійної регресії, виведіть на графік. Побудуйте по них модель поліноміальної регресії, виведіть на графік. Оцініть її якість.

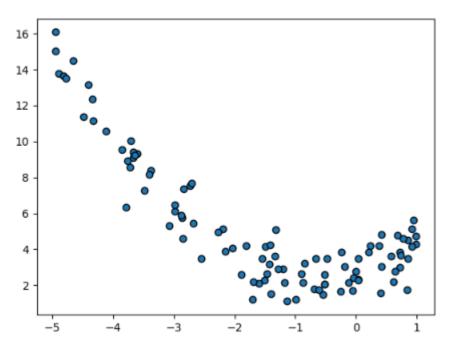
Таблиця 2.2

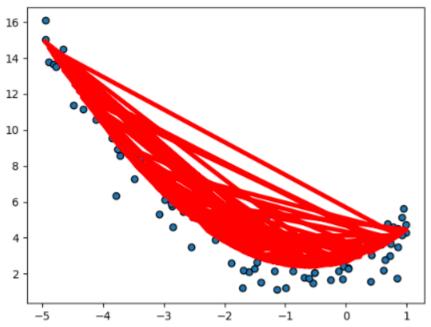
Лістинг програми:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
X = 6 * np.random.rand(m, 1) - 5
y = 0.7 * X ** 2 + X + 3 + np.random.randn(m, 1)
fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(X, y, edgecolors=(0, 0, 0))
plt.show()
poly features = PolynomialFeatures(degree=3, include bias=False)
X_poly = poly_features.fit_transform(X)
print("X[0] = ",X[0])
print("X[0] = ",X[0])
print("X[1] = ",X[1])
print("Y[1] = ",y[1])
lin reg = linear model.LinearRegression()
lin_reg.fit(X_poly, y)
print("Перетин:",lin reg.intercept ,"Коефіцієнти регресії", lin reg.coef )
y pred = lin reg.predict(X poly)
print("X poly = ",X poly)
fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(X, y, edgecolors=(0, 0, 0))
plt.plot(X, y pred, color='red', linewidth=4)
plt.show()
```

```
C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\skoki\PycharmProjects\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI\labsOAI
```

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата





Графіки моделі

Висновок: Математичне рівняння для даної моделі:

$$y = 0.7_{x1}^2 + 1.0x_1 + 3 +$$
гауссов шум

Отримана модель регресії з передбаченими коефіцієнтами:

$$y = 3.07618256 + 1.09246979_{x1} + 0.61181343_{x2} - 0.02138683_{x3} \\$$

		Скоківський В.			
		Голенко М.Ю.			ДУ «Ж
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

Результати регресії:

X[0] = [-1.59591606]

X[1] = [-0.48231179] -значення X для першого спостереження.

Y[1] = [3.4939998] - відповідне значення Y для першого спостереження.

Перетин: [2.68172353] Коефіцієнти регресії [0.97095503,0.80659551,0.02275606]

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Завдання 2.6. Побудова кривих навчання

Побудуйте криві навчання для ваших даних у попередньому завданні.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.import linear_model
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.preprocessing import train_test_split
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.pipeline import Pipeline

m = 100

X = 6 * np.random.rand(m, 1) - 5

Y = 0.7 * X ** 2 + X + 3 + 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(l, len(X_train)):
        model.fit(X_train[:m], Y_train[:m])
        y_train_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))
    fig, ax = plt.subplots()
    plt.ylim(0, 2)
    ax.plot(np.sqrt(train_errors), "r-+", linewidth=2, label='train')
    ax.plot(np.sqrt(val_errors), "b-", linewidth=3, label='val')

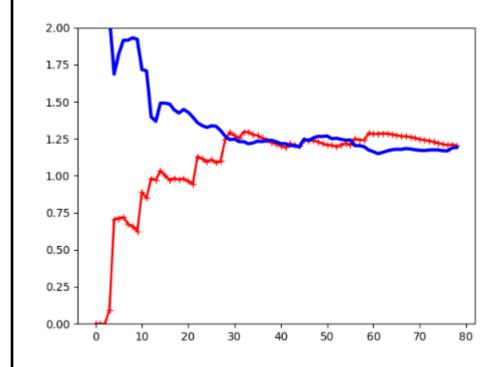
plt.show()

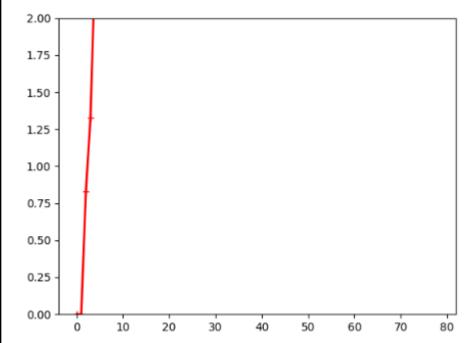
lin_reg = linear_model.LinearRegression()
plot_learning_curves(lin_reg, X, y)

polynomial_regression = Pipeline([
        ('poly_features', PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False)),
        ('lin_reg', linear_model.LinearRegression()),
])

plot_learning_curves(polynomial_regression, np.array(X).reshape(-1, 1), y)
```

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата





		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

2. ЗАВДАННЯ НА ЛАБОРАТОРНУ РОБОТУ ТА МЕТОДИЧНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ ДО ЙОГО ВИКОНАННЯ

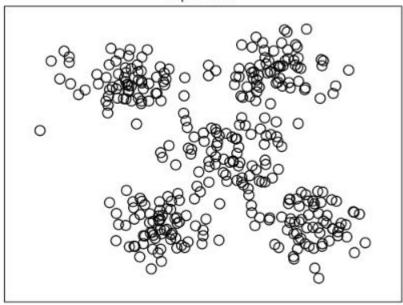
Завдання 2.7. Кластеризація даних за допомогою методу к-середніх

Провести кластеризацію даних методом k-середніх. Використовувати файл вхідних даних: data_clustering.txt.

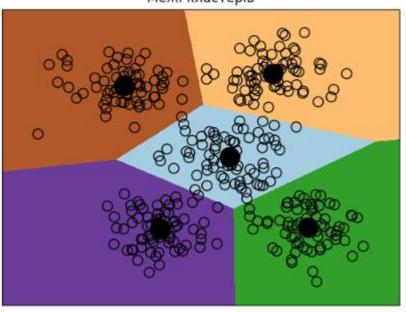
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import metrics
X = np.loadtxt('data clustering.txt', delimiter=',')
num clusters = 5
plt.figure()
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none', edgecolors='black',
x_{min}, x_{max} = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1
y_{min}, y_{max} = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1
plt.title('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 \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))
output = kmeans.predict(np.c [x vals.ravel(), y vals.ravel()])
output = output.reshape(x vals.shape)
plt.figure()
plt.clf()
plt.imshow(output, interpolation='nearest',
           aspect='auto',
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', facecolors='none',
cluster centers = kmeans.cluster centers
plt.scatter(cluster_centers[:, 0], cluster_centers[:, 1],
x \min, x \max = X[:, 0].\min() - 1, X[:, 0].\max() + 1
plt.title('Межі кластерів')
plt.xlim(x_min, x_max)
plt.ylim(y min, y max)
plt.xticks(())
plt.yticks(())
plt.show()
```

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Input data



Межі кластерів



Висновок: Ми використали агоритм K-Means для кластеризації даних, було використано 5 кластерів, на графіку показано розділення простору на кластери та центри кластерів.

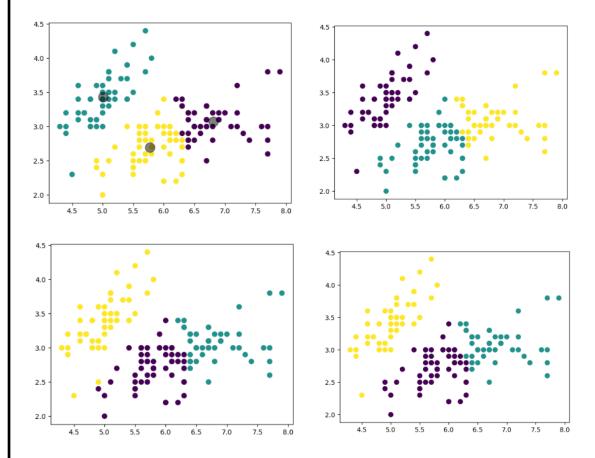
		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Завдання 2.8. Кластеризація K-середніх для набору даних Iris

Виконайте кластеризацію K-середніх для набору даних Iris, який включає три типи (класи) квітів ірису (Setosa, Versicolour і Virginica) з чотирма атрибутами: довжина чашолистка, ширина чашолистка, довжина пелюстки та ширина пелюстки. У цьому завданні використовуйте sklearn.cluster.KMeans для пошуку кластерів набору даних Iris.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
Y = iris.target
kmeans = KMeans(n clusters=Y.max() + 1, init='k-means++', n init=10, max iter=300,
y pred = kmeans.predict(X)
print("n clusters: 3, n init: 10, max iter: 300, tol: 0.0001, verbose: 0, ran-dom 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)
def find_clusters(X, n_clusters, rseed=2):
    i = rng.permutation(X.shape[0])[:n clusters]
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()
```

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата



Висновок: K-Means алгоритм може бути використаний для кластеризації даних, і ви можете вибирати різні параметри та початкові умови для отримання різних результатів кластеризації. Точна кількість кластерів та початкові умови можуть бути важливими для правильного розділення даних на кластери

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Завдання 2.9. Оцінка кількості кластерів з використанням методу зсуву середнього

Відповідно до рекомендацій, напишіть програму та оцініть максимальну кількість кластерів у заданому наборі даних за допомогою алгоритму зсуву середньою. Для аналізу використовуйте дані, які містяться у файлі data_clustering.txt.

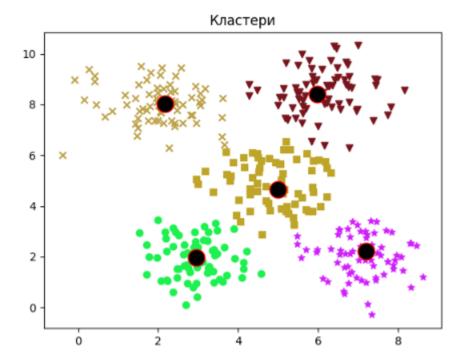
		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
C:\Users\skoki\PycharmProjects\labs0AI\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\skoki\PycharmProjects\labs0AI\lab3\task9.py

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

Process finished with exit code 0
```



Висновок: Меап Shift алгоритм ефективно використовується для групування даних. В результаті його застосування було сформовано п'ять кластерів, а координати їх центрів були виведені на екран і зображені на графіку. Кожен кластер був відзначений окремим кольором для полегшення візуалізації та аналізу структури даних.

Висновок до лабораторної роботи: використовуючи спеціалізовані бібліотеки і мову програмування Python дослідив методи регресії та неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні.

		Скоківський В.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата