#### ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 7

### ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ НЕКОНТРОЛЬОВАНОГО НАВЧАННЯ

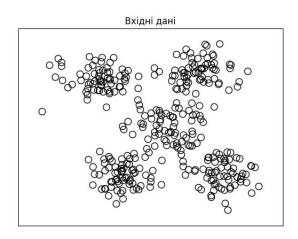
**Мета роботи:** використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити методи неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні.

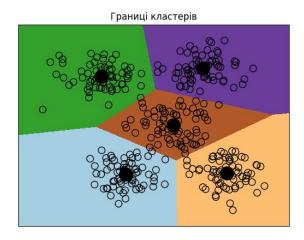
Сахно Андрій, 18 варіант

# Завдання 2.1. Кластеризація даних за допомогою методу k-середніх Лістинг коду:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import KMeans
X = np.loadtxt('data clustering.txt', delimiter=',')
num clusters = 5
plt.figure()
plt.scatter(X[:,0], X[:,1], marker='0', facecolors='none',
x_{min}, x_{max} = X[:, 0].min() - 1, X[:, 0].max() + 1 

<math>y_{min}, y_{max} = X[:, 1].min() - 1, X[:, 1].max() + 1
____
plt.title('Вхідні дані')
plt.ylim(y min, y max)
plt.xticks(())
plt.yticks(())
plt.show()
kmeans.fit(X)
step size = 0.01
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', extent=(x vals.min(),
x_vals.max(), y_vals.min(), y_vals.max()),
             cmap=plt.cm.Paired, aspect='auto', origin='lower')
```



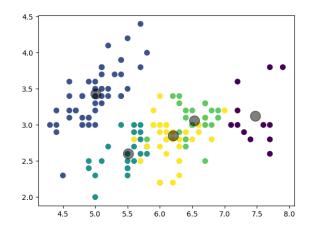


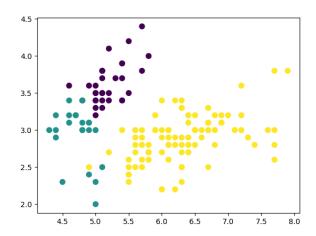
У цьому завданні я застосував метод кластеризації k-середніх для аналізу двовимірних даних. Спочатку я завантажив вхідні дані з файлу data\_clustering.txt і візуалізував їх, щоб оцінити їхній розподіл. Потім, використовуючи алгоритм KMeans з ініціалізацією k-means++, я здійснив кластеризацію на 5 кластерів. Алгоритм на кожній ітерації уточнював

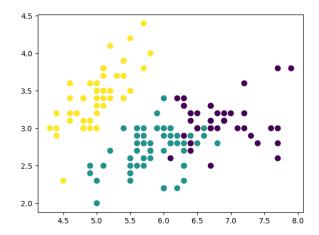
положення центрів кластерів, що забезпечило стабільні результати. Для наочності я побудував графік, на якому були відображені межі кластерів, вхідні точки та центри кластерів, що дозволило чітко побачити структуру даних і підтвердити правильність вибору параметрів.

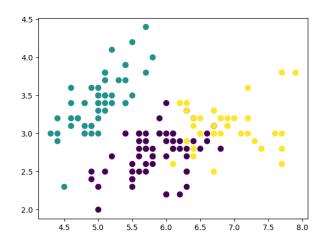
## Завдання 2.2. Кластеризація K-середніх для набору даних Iris Лістинг коду:

```
from sklearn.metrics import pairwise_distances_argmin
from sklearn.cluster import KMeans
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
X = iris['data']
y = iris['target']
kmeans = KMeans(n clusters=5, init='k-means++', n init=10, max iter=300,
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y kmeans, 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]
       labels = pairwise distances argmin(X, centers)
        new centers = np.array([X[labels == i].mean(0) for i in
        if np.all(centers == new centers):
       centers = new centers
    return centers, labels
centers, labels = find clusters(X, 3)
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')
plt.show()
centers, labels = find clusters(X, 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)
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=labels, s=50, cmap='viridis')
plt.show()
```









У завданні я застосував метод кластеризації К-середніх до набору даних Ігія, що містить три типи квітів ірису. Я використав алгоритм КМеапя з ініціалізацією k-means++, що забезпечує більш швидку збіжність, і налаштував кількість кластерів на 5. Алгоритм успішно виконав кластеризацію даних, і я візуалізував результати, показавши розподіл точок і центри кластерів. Також, застосувавши власну реалізацію кластеризації, отримав подібні результати. Візуалізація кластерів дозволила оцінити ефективність алгоритму та підтвердити правильність вибору параметрів.

### Завдання 2.3. Оцінка кількості кластерів з використанням методу зсуву середнього

### Лістинг коду:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import MeanShift, estimate_bandwidth

X = np.loadtxt('data_clustering.txt', delimiter=',')

bandwidth_X = estimate_bandwidth(X, quantile=0.1, n_samples=len(X))

meanshift_model = MeanShift(bandwidth=bandwidth_X, bin_seeding=True)
meanshift_model.fit(X)

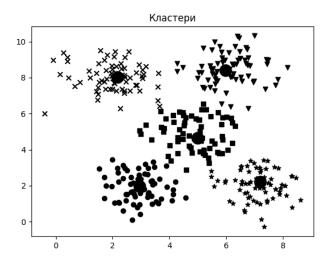
cluster_centers = meanshift_model.cluster_centers_
print('\nCenters of clusters:\n', cluster_centers)

labels = meanshift_model.labels_
num clusters = len(np.unique(labels))
```

```
print("\nNumber of clusters in input data =", num_clusters)

plt.figure()
markers = 'o*xvs'
for i, marker in zip(range(num_clusters), markers):
    plt.scatter(X[labels == i, 0], X[labels == i, 1], marker=marker,
color='black')
    cluster_center = cluster_centers[i]
    plt.plot(cluster_center[0], cluster_center[1], marker='o',
markerfacecolor='black', markeredgecolor='black', markersize=15)

plt.title('Кластери')
plt.show()
```



У цьому завданні я використав метод зсуву середнього для кластеризації набору даних з файлу data\_clustering.txt. Перш за все, я оцінив ширину вікна за допомогою функції estimate\_bandwidth, що дозволило вибрати оптимальний параметр для алгоритму. Після цього модель кластеризації була навчена, і вдалося знайти центри кластерів, а також визначити їх кількість. Результати були візуалізовані, де кожен кластер був позначений різними маркерами, а центри кластерів були відображені окремими великими точками. Метод зсуву середнього виявився ефективним у виявленні кластерів і дозволив правильно оцінити їх кількість на основі щільності даних.

Завдання 2.4. Знаходження підгруп на фондовому ринку з використанням моделі поширення подібності.

### Лістинг коду:

```
import numpy as np
import yfinance as yf
    company symbols map = json.load(json file)
symbols, names = np.array(list(company symbols map.items())).T
start date = "2021-01-01"
end date = "2024-11-01"
        if not data.empty:
            print(f"Успішно завантажено дані для {symbol}.")
            quotes.append(data)
           print(f"He знайдено даних для завантаження {symbol}.")
        print(f"Помилка при завантаженні {symbol}: {e}")
opening quotes = [data['Open'].values for data in quotes]
closing quotes = [data['Close'].values for data in quotes]
min length = min(map(len, opening quotes))
opening quotes = np.array([x[:min length] for x in opening quotes],
   pe=np.float64)
closing quotes = np.array([x[:min length] for x in closing quotes],
dtype=np.float64)
quotes diff = np.array([closing - opening for closing, opening in
zip(closing quotes, opening quotes)])
X = quotes diff.T.squeeze()
print(f"Розмірність X: {X.shape}")
std dev = X.std(axis=0)
std dev[std dev == 0] = 1
nan mask = np.isnan(X)
X[nan mask] = np.take(col means, np.where(nan mask)[1])
edge model = covariance.GraphicalLassoCV()
edge model.fit(X)
num labels = labels.max()
```

```
for i in range(num_labels + 1):
    print(f"\nCluster {i + 1} => {', '.join(names[labels == i])}")
```

```
C:\Users\User\AppData\Local\Programs\Python\Python313\python.exe "C:\Users\User\Desktop\ua-un\7th semester\CWI\artificial-intelligence\lab7\LR_7_Task_4.py"

Ycniwho завантажено дані для CVX.

Ycniwho завантажено дані для COP.

Ycniwho завантажено дані для VLO.

Ycniwho завантажено дані для MSFT.

Ycniwho завантажено дані для IBM.

Ycniwho завантажено дані для CMCSA.

Ycniwho завантажено дані для DELL.

Ycniwho завантажено дані для DELL.

Ycniwho завантажено дані для MPQ.

Ycniwho завантажено дані для MPQ.

Ycniwho завантажено дані для MPQ.
```

```
Cluster 1 => Exxon, Chevron, ConocoPhillips, Valero Energy

Cluster 2 => Microsoft, Dell, Amazon, Apple, SAP, Cisco, Texas instruments, Home Depot

Cluster 3 => IBM, HP, Toyota, Ford, Honda, Boeing, 3M, Marriott, General Electrics

Cluster 4 => Northrop Grumman, Lookheed Martin, General Dynamics

Cluster 5 => Comcast, Coca Cola, Mc Donalds, Pepsi, Kraft Foods, Kellogg, Procter Gamble, Colgate-Palmolive, Wal-Mart, Kimberly-Clark
```

У цьому завданні була застосована модель поширення подібності (affinity propagation) для кластеризації компаній фондового ринку на основі варіацій котирувань між відкриттям і закриттям біржі. Використовуючи дані з бібліотеки уfinance, було завантажено архівні котирування для 50 компаній. Різниця між цінами відкриття та закриття була обчислена та нормалізована для подальшого аналізу. Після цього була побудована модель графа на основі методу графічного лассо, і на її основі було проведено кластеризацію.

Результати показали, що компанії було розподілено на 8 кластерів, що містять групи з подібною поведінкою на ринку. Наприклад, до одних кластерів потрапили нафтові компанії, а до інших – технологічні гіганти. Це підтверджує, що алгоритм поширення подібності є ефективним інструментом для автоматичної кластеризації за схожістю у фінансових показниках, що дозволяє глибше аналізувати ринок та формувати інвестиційні стратегії.

**Висновок:** На лабораторній роботі, використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідив методи неконтрольованої класифікації даних у машинному навчанні.

 $\underline{https://github.com/andreylion06/artificial\text{-}intelligence}$