СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Створення навчального конвеєра (конвеєра машинного навчання)

Необхідно створити конвеєр, призначений для вибору найбільш важливих ознак з вхідних даних і їх подальшої класифікації з використанням класифікатора на основі гранично випадкового лісу.

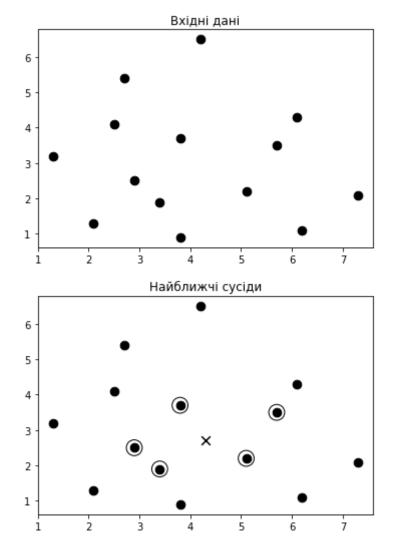
```
In [1]: from sklearn.datasets import _samples_generator
        from sklearn.feature_selection import SelectKBest, f_regression
        from sklearn.pipeline import Pipeline
        from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
        # Генерування даних
        X, y = _samples_generator.make_classification(n_samples=150, n_features=25, n_cl
                                                       n_redundant=0, random_state=7)
        # Вибір к найважливіших ознак
        k_best_selector = SelectKBest(f_regression, k=9)
        # Ініціалізація класифікатора на основі гранично випадкового лісу
        classifier = ExtraTreesClassifier(n_estimators=60, max_depth=4)
        # Створення конвеєра
        processor_pipeline = Pipeline([('selector', k_best_selector), ('erf', classifier
        # Встановлення параметрів
        processor_pipeline.set_params(selector__k=7, erf__n_estimators=30)
        # Навчання конвеєра
        processor_pipeline.fit(X, y)
        # Прогнозування результатів для вхідних даних
        output = processor_pipeline.predict(X)
        print('Predicted output:\n', output)
        # Виведення оцінки
        print('Score: ', processor_pipeline.score(X, y))
        # Виведення ознак, відібраних селектором конвеєра
        status = processor_pipeline.named_steps['selector'].get_support()
        # Вилучення та виведення індексів обраних ознак
        selected = [i for i, x in enumerate(status) if x]
        print('Indices of selected features:', ','.join([str(x) for x in selected]))
```

- Predicted output містить прогнозовані класи
- Score оцінка точності отриманого прогнозу
- Indices of selected features містить 9 обраних найбільш важливих ознак

Пошук найближчих сусідів

Здійсніть пошук найближчих сусідів заданої точки даних.

```
In [2]: import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        from sklearn.neighbors import NearestNeighbors
        # Вхідні дані
        X = np.array([[2.1, 1.3], [1.3, 3.2], [2.9, 2.5], [2.7, 5.4], [3.8, 0.9], [7.3,
                       [3.8, 3.7], [2.5, 4.1], [3.4, 1.9], [5.7, 3.5], [6.1, 4.3], [5.1,
        k = 5
        # Тестова точка даних
        test datapoint = [4.3, 2.7]
        # Тестова точка даних
        plt.figure()
        plt.title('Вхідні дані')
        plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', s=75, color='black')
        # Побудова моделі на основі методу к найближчих сусідів
        knn_model = NearestNeighbors(n_neighbors=k, algorithm='ball_tree').fit(X)
        distances, indices = knn_model.kneighbors([test_datapoint])
        # Виведемо 'k' найближчих сусідів
        print('K Nearest Neighbors:')
        for rank, index in enumerate(indices[0][:k], start=1):
            print(str(rank) + '-->', X[index])
        # Візуалізація найближчих сусідів разом із тестовою точкою даних
        plt.figure()
        plt.title('Найближчі сусіди')
        plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], marker='o', s=75, color='k')
        plt.scatter(X[indices][0][:][:, 0], X[indices][0][:][:, 1], marker='o', s=250, d
        plt.scatter(test_datapoint[0], test_datapoint[1], marker='x', s=75, color='k')
        plt.show()
        K Nearest Neighbors:
        1--> [5.1 2.2]
        2--> [3.8 \ 3.7]
        3--> [3.4 1.9]
        4-->[2.9\ 2.5]
        5--> [5.7 3.5]
```



На першому графіку зображено точки, що використовуються для тренування моделі, на другому, хрестиком позначено тестову точку, а також обведені найближчі точки до тестової К Nearest Neighbors - список з точок, відсортованих за відстанню до тестової

Створити класифікатор методом k найближчих сусідів

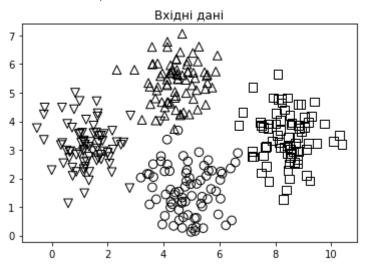
Використовуючи для аналізу дані, які містяться у файлі data.txt. Створіть класифікатор методом k найближчих сусідів.

```
In [3]: import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        import matplotlib.cm as cm
        from sklearn import neighbors, datasets
        # Завантаження вхідних даних
        input file = 'data.txt'
        data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')
        X, y = data[:, :-1], data[:, -1].astype(np.int32)
        # Відображення вхідних даних на графіку
        plt.figure()
        plt.title('Вхідні дані')
        marker_shapes = 'v^os'
        mapper = [marker_shapes[i] for i in y]
        for i in range(X.shape[0]):
            plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], marker=mapper[i], s=75, edgecolors='black', fa
        # Кількість найближчих сусідів
        num_neighbors = 12
        step\_size = 0.01
        # Створення класифікатора на основі методу k найближчих сусідів
        classifier = neighbors.KNeighborsClassifier(num_neighbors, weights='distance')
        # Навчання моделі на основі методу к найближчих сусідів
        classifier.fit(X, y)
        # Створення сітки для відображення меж на графіку
        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_values, y_values = np.meshgrid(np.arange(x_min, x_max, step_size), np.arange(y
        # Виконання класифікатора на всіх точках сітки
        output = classifier.predict(np.c [x values.ravel(), y values.ravel()])
        # Візуалізація передбачуваного результату
        output = output.reshape(x_values.shape)
        plt.figure()
        plt.pcolormesh(x_values, y_values, output, cmap=cm.Paired)
        # Накладання навчальних точок на карту
        for i in range(X.shape[0]):
            plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], marker=mapper[i], s=50, edgecolors='black', fa
        plt.xlim(x_values.min(), x_values.max())
        plt.ylim(y_values.min(), y_values.max())
        plt.title('Межі моделі класифікатора на основі К найближчих сусідів')
        # Тестування вхідної точки даних
        test_datapoint = [5.1, 3.6]
        plt.figure()
        plt.title('Тестова точка даних')
        for i in range(X.shape[0]):
            plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], marker=mapper[i], s=75, edgecolors='black', fa
        plt.scatter(test_datapoint[0], test_datapoint[1], marker='x', linewidths=6, s=20
        # Вилучення К найближчих сусідів
        _, indices = classifier.kneighbors([test_datapoint])
        indices = indices.astype(np.int32)[0]
        # Pidofnavoura V raŭfarvuro cucidik na anakivo
```

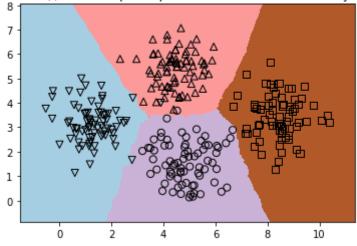
```
plt.figure()
plt.title('K найближчих сусідів')
for i in indices:
    plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], marker=mapper[y[i]], linewidths=3, s=100, face
plt.scatter(test_datapoint[0], test_datapoint[1], marker='x', linewidths=6, s=20
for i in range(X.shape[0]):
    plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], marker=mapper[i], s=75, edgecolors='black', fa

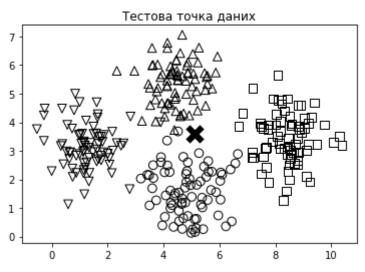
print('Predicted output:', classifier.predict([test_datapoint])[0])
plt.show()
```

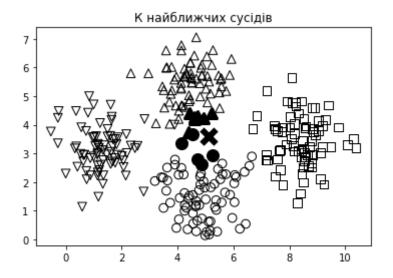
Predicted output: 1











На першому графіку зображено тренувальні дані. На другому зображені межі класі. На третьому зображено тренувальні дані разом з тестовою точкою. На четвертому Зображено найближчі до тестової тренувальні точки, можна припустити, що тестова точка належить до класу ^

Обчислення оцінок подібності

```
In [5]:
        import ison
        import numpy as np
        # Обчислення оцінки евклідової відстані між користувачами user1 та user2
        def euclidean_score(dataset, user1, user2):
            if user1 not in dataset:
                raise TypeError('Cannot find ' + user1 + ' in the dataset')
            if user2 not in dataset:
                raise TypeError('Cannot find ' + user2 + ' in the dataset')
            # Фільми, оцінені обома користувачами, user1 та user2
            common_movies = {}
            for item in dataset[user1]:
                if item in dataset[user2]:
                     common_movies[item] = 1
            # За відсутності фільмів, оцінених обома користувачами, оцінка приймається р
            if len(common movies) == 0:
                return 0
            # Квадрат різниці між рейтинговими оцінками
            squared_diff = []
            for item in dataset[user1]:
                if item in dataset[user2]:
                     squared diff.append(np.square(dataset[user1][item] - dataset[user2][
            return 1 / (1 + np.sqrt(np.sum(squared_diff)))
        # Обчислення оцінки подібності за Пірсоном
        def pearson score(dataset, user1, user2):
            if user1 not in dataset:
                raise TypeError('Cannot find ' + user1 + ' in the dataset')
            if user2 not in dataset:
                raise TypeError('Cannot find ' + user2 + ' in the dataset')
            # Фільми, оцінені обома користувачами, user1 ma user2
            common_movies = {}
            for item in dataset[user1]:
                if item in dataset[user2]:
                     common movies[item] = 1
            num_ratings = len(common_movies)
            # За відсутності фільмів, оцінених обома користувачами, оцінка приймається р
            if num ratings == 0:
                return 0
            # Обчислення суми рейтингових оцінок усіх фільмів, оцінених обома користувач
            user1 sum = np.sum([dataset[user1][item] for item in common movies])
            user2_sum = np.sum([dataset[user2][item] for item in common_movies])
            # Обчислення суми квадратів рейтингових оцінок всіх фільмів, оцінених обома
            user1 squared sum = np.sum([np.square(dataset[user1][item]) for item in comm
            user2_squared_sum = np.sum([np.square(dataset[user2][item]) for item in comm
            # Обчислення суми творів рейтингових оцінок всіх фільмів, оцінених обома кор
            sum_of_products = np.sum([dataset[user1][item] * dataset[user2][item] for it
            # Obulcacilla vocatiliacima voncaguiti Dincolla
```

```
# ООЧИСЛЕННЯ КОЕФІЦІЕНШИ КОРЕЛЯЦІІ ПІРСОНИ
             Sxy = sum_of_products - (user1_sum * user2_sum / num_ratings)
             Sxx = user1_squared_sum - np.square(user1_sum) / num_ratings
             Syy = user2 squared sum - np.square(user2 sum) / num ratings
             if Sxx * Syy == 0:
                 return 0
             return Sxy / np.sqrt(Sxx * Syy)
In [12]: | user1 = 'David Smith'
         users2 = ['Bill Duffy', 'Brenda Peterson', 'Samuel Miller', 'Julie Hammel', 'Cla
         ratings_file = 'ratings.json'
         with open(ratings_file, 'r') as f:
             data = json.loads(f.read())
         for user2 in users2:
                 print(f'Euclidean score ({user1}, {user2}): {euclidean_score(data, user
                 print(f'Pearson score ({user1}, {user2}): {pearson_score(data, user1, us
         Euclidean score (David Smith, Bill Duffy): 0.585786437626905
         Pearson score (David Smith, Bill Duffy): 0.9909924304103233
         Euclidean score (David Smith, Brenda Peterson): 0.1424339656566283
         Pearson score (David Smith, Brenda Peterson): -0.7236759610155113
         Euclidean score (David Smith, Samuel Miller): 0.30383243470068705
         Pearson score (David Smith, Samuel Miller): 0.7587869106393281
         Euclidean score (David Smith, Julie Hammel): 0.2857142857142857
         Pearson score (David Smith, Julie Hammel): 0
         Euclidean score (David Smith, Clarissa Jackson): 0.28989794855663564
         Pearson score (David Smith, Clarissa Jackson): 0.6944217062199275
         Euclidean score (David Smith, Adam Cohen): 0.38742588672279304
         Pearson score (David Smith, Adam Cohen): 0.9081082718950217
         Euclidean score (David Smith, Chris Duncan): 0.38742588672279304
```

Отже, в більшості результати співпали, проте є певні відмінності

Pearson score (David Smith, Chris Duncan): 1.0

Пошук користувачів зі схожими уподобаннями методом колаборативної фільтрації.

```
In [14]:

def find_similar_users(dataset, user, num_users):
    if user not in dataset:
        raise TypeError('Cannot find ' + user + ' in the dataset')

# Обчислення оцінки подібності за Пірсоном між вказаним користувачем та всім scores = np.array([[x, pearson_score(dataset, user, x)] for x in dataset if

# Сортування оцінок за спаданням scores_sorted = np.argsort(scores[:, 1])[::-1]

# Вилучення оцінок перших 'num_users' користувачів top_users = scores_sorted[:num_users]
    return scores[top_users]
```

```
In [15]: users = ['Bill Duff', 'Clarissa Jackson']

ratings_file = 'ratings.json'
with open(ratings_file, 'r') as f:
    data = json.loads(f.read())

for user in users:
    print('User similar to ' + user + ':\n')
    similar_users = find_similar_users(data, user, 3)
    print('User\t\t\tSimilarity score')
    print('-' * 41)
    for item in similar_users:
        print(item[0], '\t\t', round(float(item[1]), 2))
```

User similar to Chris Duncan:

User	Similarity	
Clarissa Jackson		.0
Samuel Miller	1.0	
David Smith	1.0	
User similar to Julie	Hammel:	
User	Similarity	score
D D		
Brenda Peterson	_	.0
Chris Duncan	0.0	
David Smith	0.0	
User similar to Chris	Duncan:	
User	Cimilanity	55000
user	Similarity	score
Clarissa Jackson	1	.0
Samuel Miller	1.0	
David Smith	1.0	

Отже, можемо зробити висновок, що Bill Duffy має найбільш схожі вподобання з David Smith (що співпадає з результатами при обчисленні оцінок подібності, табл. 1), a Clarissa Jackson – з Chris Duncan.

Створення рекомендаційної системи фільмів

Створіть рекомендаційну систему на основі даних, наданих у файлі ratings.json. У цьому файлі міститься інформація про користувачів та оцінки, дані ними різним фільмам. Щоб рекомендувати фільми конкретному користувачу, ми повинні знайти аналогічних користувачів у наборі даних та використовувати інформацію про їх переваги для формування відповідної рекомендації.

```
In [17]: # Отримати рекомендації щодо фільмів для вказаного користувача
         def get_recommendations(dataset, input_user):
             if input user not in dataset:
                 raise TypeError('Cannot find ' + input_user + ' in the dataset')
             overall scores = {}
             similarity_scores = {}
             for user in [x for x in dataset if x != input_user]:
                 similarity score = pearson score(dataset, input user, user)
                 if similarity_score <= 0:</pre>
                      continue
                 filtered_list = [x for x in dataset[user] if x not in dataset[input_user
                 for item in filtered_list:
                      overall_scores.update({item: dataset[user][item] * similarity_score}
                      similarity_scores.update({item: similarity_score})
                 if len(overall_scores) == 0:
                      return ['No recommendations possible']
                 # Генерація рейтингів фільмів за допомогою їх нормалізації
                 movie_scores = np.array([[score / similarity_scores[item], item] for ite
                 # Сортування за спаданням
                 movie_scores = movie_scores[np.argsort(movie_scores[:, 0])[::-1]]
                 # Вилучення рекомендацій фільмів
                 movie_recommendations = [movie for _, movie in movie_scores]
                 return movie_recommendations
In [19]: users = ['Chris Duncan', 'Julie Hammel', 'Chris Duncan']
         ratings file = 'ratings.json'
         with open(ratings_file, 'r') as f:
             data = json.loads(f.read())
         for user in users:
```

Movie recommendations for Chris Duncan:

for i, movie in enumerate(movies):

print('Movie recommendations for ' + user + ':')

movies = get_recommendations(data, user)

print(str(i + 1) + '. ' + movie)

- Goodfellas
- 2. Scarface
- 3. Vertigo

Movie recommendations for Julie Hammel:

- 1. The Apartment
- 2. Vertigo
- 3. Raging Bull

Movie recommendations for Chris Duncan:

- Goodfellas
- 2. Scarface
- 3. Vertigo

Бачимо, що у двох користувачів співпав один фільм у списку. Спробуємо перевірити спорідненість їх вподобань. При цьому перевірки показують, що у них немає спільних характеристик.