```
MNIST_PCA_SVM
       Importation des libs :
In [1]: import numpy as np
       import matplotlib.pyplot as plt
       import seaborn as sns
       from sklearn.decomposition import PCA
       from sklearn.svm import SVC
       from sklearn.model_selection import train_test_split
       from sklearn.preprocessing import StandardScaler
       from sklearn.datasets import fetch_openml
       from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
        Chargement de la base de données iris et traitement :
In [2]: # 1 Charger Le dataset MNIST
        mnist = fetch_openml('mnist_784', version=1)
       X, y = mnist.data.astype(np.float32), mnist.target.astype(int)
        # 2 Normalisation des données (important pour PCA & SVM)
       X /= 255.0
        # 3 Réduire La dimension avec PCA
       pca = PCA(n_components=50) # Réduire à 50 dimensions (optimisé pour classification)
       X_pca = pca.fit_transform(X)
        Séparation en train/test
In [3]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0) # 80% entraînement, 20% test
        Entraînement du SVM avec noyau mnist
In [4]: # 5 Entraîner un classifieur SVM
        svm_model = SVC(kernel='rbf', C=10)
        svm_model.fit(X_train, y_train)
Out[4]:
        ▼ SVC (1)
       SVC(C=10)
        Evaluation du modèle et accuracy
In [5]: y_pred = svm_model.predict(X_test)
       accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
       print(f"Test Accuracy (SVM après PCA): {accuracy * 100:.2f}%")
       print(classification_report(y_test, y_pred))
      Test Accuracy (SVM après PCA): 98.24%
                   precision recall f1-score support
```

```
0.99
         0.99
                   0.99
                            1580
         0.99
                            1443
0.97
                   0.98
         0.97
0.99
                   0.98
                            1435
0.98
         0.98
                   0.98
                            1350
0.98
         0.98
                            1231
                   0.98
```

0.99

0.99

0.98

0.98

0.97

0.98

0.98

0.98

sns.scatterplot(x=X_pca_2d[:, 0], y=X_pca_2d[:, 1], hue=y, palette="tab10", alpha=0.5)

Visualisation en 2D si PCA réduit à 2 composants

1387

1387

1458

1368

1361

14000

14000

14000

0.99

0.99

0.98

0.98

0.97

0.98

0.98

plt.title("Visualisation des chiffres MNIST en 2D après PCA")

0.99

0.98

0.98

0.98

0.98

0.98

0.98

X_pca_2d = pca_2d.fit_transform(X)

plt.xlabel("Composante Principale 1")

plt.ylabel("Composante Principale 2")

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.legend(title="Chiffres")

accuracy

macro avg

In [6]: pca_2d = PCA(n_components=2)

weighted avg

plt.show()

4

Composante Principale 2 2 Chiffres -4-6 -2 10 Composante Principale 1 Essai avec autres paramètres In []: from sklearn.decomposition import PCA from sklearn.svm import SVC from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report import matplotlib.pyplot as plt import seaborn as sns # Réduction de dimension avec PCA (50 composantes) pca = PCA(n_components=50) X_train_pca = pca.fit_transform(X_train)

Visualisation des chiffres MNIST en 2D après PCA

noyaux = ['rbf', 'linear'] parametres_C = [0.1, 1, 10, 100]

Boucle sur les noyaux et les valeurs de C

Définir les noyaux et les valeurs de C à tester

print(f"Test avec kernel={kernel}, C={C}")

X_test_pca = pca.transform(X_test)

for kernel in noyaux:

accuracy

Test avec kernel=rbf, C=1

0.96

0.96

Test Accuracy (SVM après PCA): 98.16%

precision

0.99

0.99

0.98

0.99

0.98

0.99

0.93

0.97

0.96

0.90

0.91

0.91

0.90

0.96

0.95

0.93

0.92

0.93

0.93

Test avec kernel=linear, C=10

Test Accuracy (SVM après PCA): 93.21%

Test avec kernel=linear, C=1

weighted avg

accuracy

macro avg

weighted avg

Test Accuracy (SVM après PCA): 98.48%

weighted avg

Test avec kernel=rbf, C=100

0

0.96

0.96

0.99

0.99

0.98

0.97

macro avg

weighted avg

for C in parametres_C:

Entraîner le modèle SVM svm_model = SVC(kernel=kernel, C=C) svm_model.fit(X_train_pca, y_train) # Prédictions y_pred = svm_model.predict(X_test_pca) # Calcul de l'accuracy accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred) print(f"Test Accuracy (SVM après PCA): {accuracy * 100:.2f}%") print(classification_report(y_test, y_pred)) # Visualisation des données en 2D après PCA pca_2d = PCA(n_components=2) X_pca_2d = pca_2d.fit_transform(X) plt.figure(figsize=(10, 6)) sns.scatterplot(x=X_pca_2d[:, 0], y=X_pca_2d[:, 1], hue=y, palette="tab10", alpha=0.5) plt.xlabel("Composante Principale 1") plt.ylabel("Composante Principale 2") plt.title("Visualisation des chiffres MNIST en 2D après PCA") plt.legend(title="Chiffres") plt.show() Test avec kernel=rbf, C=0.1 Test Accuracy (SVM après PCA): 96.28% precision recall f1-score support 0.98 0.99 0.99 1387 0.99 0.98 1580 0.98 0.95 0.96 0.96 1443 0.96 1435 0.94 0.95 0.95 0.97 0.96 1350 0.96 0.96 0.96 1231 0.97 0.98 1387 0.97 0.97 0.96 0.96 1458 0.95 0.96 0.96 1368 0.95 9 0.93 0.94 1361

0.96

0.96

0.96

recall f1-score support

0.99

0.99

0.98

0.98

14000

14000

14000

1387

1580

1443

1435

0.98 1350 0.98 0.98 0.98 0.97 0.98 1231 0.98 0.99 0.99 1387 0.98 0.98 1458 0.98 8 0.97 0.98 1368 0.98 0.97 0.97 0.97 1361 14000 0.98 accuracy 14000 0.98 0.98 0.98 macro avg 0.98 0.98 0.98 14000 weighted avg Test avec kernel=rbf, C=10 Test Accuracy (SVM après PCA): 98.48% precision recall f1-score support 0.99 0.99 0.99 1387 0.99 0.99 0.99 1580 0.99 0.98 0.98 1443 0.99 0.98 0.98 1435 0.98 0.98 0.99 1350 0.98 0.98 0.98 1231 0.99 0.99 0.99 1387 0.98 1458 0.99 0.99 0.98 0.98 0.98 1368 0.98 0.97 1361 0.98 0.98 14000 accuracy 0.98 0.98 0.98 14000 macro avg

0.98

0.99

precision recall f1-score support

0.98

0.99

14000

1387

0.99 0.99 0.99 1580 1443 0.98 0.99 0.98 0.98 0.99 0.98 1435 0.99 0.98 1350 0.98 0.98 0.98 0.98 1231 0.99 0.99 0.99 1387 0.99 0.98 0.99 1458 0.98 0.98 0.98 1368 0.98 0.98 0.98 1361 0.98 14000 accuracy 0.98 0.98 0.98 14000 macro avg 0.98 0.98 0.98 weighted avg 14000 Test avec kernel=linear, C=0.1 Test Accuracy (SVM après PCA): 93.27% precision recall f1-score support 0.97 0.97 0.97 0 1387 0.96 0.98 0.97 1580 0.91 0.94 0.92 1443 0.92 0.90 0.91 1435 0.95 0.93 0.91 1350 0.89 0.89 0.89 1231 0.96 0.95 0.96 1387 0.95 0.94 0.94 1458 0.90 1368 0.93 0.91 0.93 0.89 0.91 1361 9 0.93 14000 accuracy 0.93 0.93 0.93 14000 macro avg

0.93

0.97

0.98

0.94

0.91

0.95

0.89

0.95

0.93

0.90

0.89

0.93

0.93

precision recall f1-score support

0.93

0.97

0.97

0.92

0.91

0.93

0.89

0.96

0.94

0.92

0.91

0.93

0.93

0.93

14000

1387

1580

1443

1435

1350

1231

1387

1458

1368

1361

14000

14000

14000

Test Accuracy (SVM après PCA): 93.16% recall f1-score support precision 0.97 0.97 0.97 1387 0.95 0.98 0.97 1580 0.90 0.94 0.92 1443 0.91 0.91 0.91 1435 0.91 0.93 0.88 0.90 0.89 1231 0.95 0.95 0.96 1387 0.94 1458 0.95 0.94 0.93 0.90 0.91 1368 0.92 0.89 0.91 1361 0.93 14000 accuracy 0.93 0.93 0.93 14000 macro avg 0.93 0.93 weighted avg 14000 0.93 Test avec kernel=linear, C=100 Conclusion L'analyse complète de ce code n'a pas eu le temps d'aboutir à cause du temps pris par le calcul de chaque matrice et chaque affichage (environ 10 min par paire de test). Néanmoins, on peut imaginer que prendre un noyau linéaire au lieu d'un rbf nous donnera des clusters très mal découpé de par la nature du jeu de données où les groupes sont entremélés entre eux.