

Week5_PCA

March 24, 2024

Sử dụng PCA giảm số chiều input -> dùng cho mô hình phân loại (Logistic Regression, SoftMax)

1 Ví dụ 1.

Giảm số chiều của bộ dữ liệu hoa Iris (150 mẫu, 3 loại, 4 chiều)

1.1 Cách 1. Tự gõ tay

```
[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

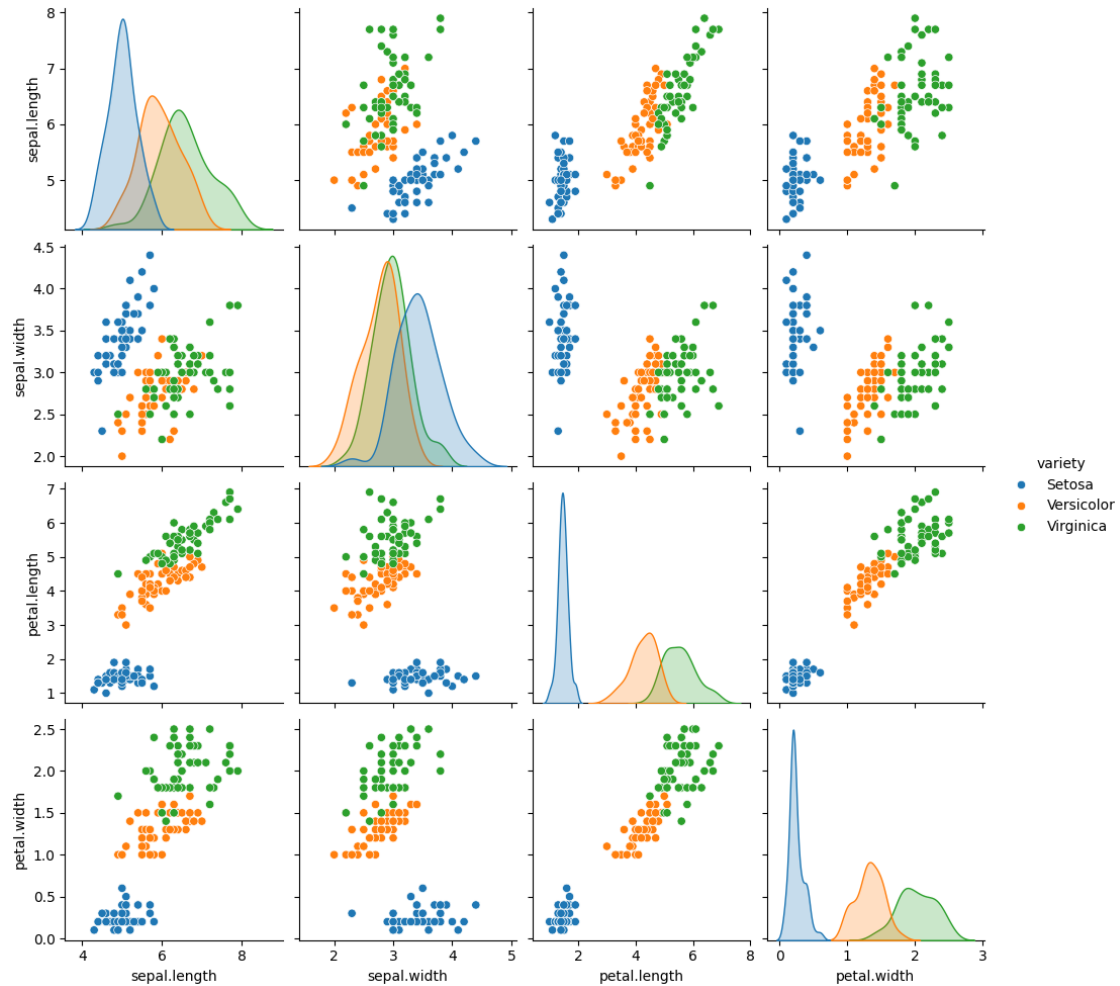
#####
# Read csv data file, change to your location
df = pd.read_csv("data/iris.csv")

[ ]: # show data information
df

df.describe()

sns.pairplot(df, hue = 'variety') # code thấy sai chính tả làm đọc file bị lỗi

[ ]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x74327675e3d0>
```



```
[ ]: ## We're separating the species column
species = df["variety"].tolist()
X = df.drop("variety", axis=1) # code này của thầy bị sai - phải bổ sung axis=1
    ↪ vào

# Standardize the data
X = (X - X.mean()) / X.std(ddof=0)

# Calculating the correlation matrix of the data
X_corr = (1 / 150) * X.T.dot(X)

# Plotting the correlation matrix
plt.figure(figsize=(10,10))
sns.heatmap(X_corr, vmax=1, square=True, annot=True)
plt.title('Correlation matrix')
```

```

# Cách vẽ với tham số khác
# # Standardize the data
# X = (df.drop("variety", axis=1) - df.drop("variety", axis=1).mean()) / df.
    ↪ drop("variety", axis=1).std(ddof=0)

# # Calculating the correlation matrix of the data
# X_corr = X.corr()

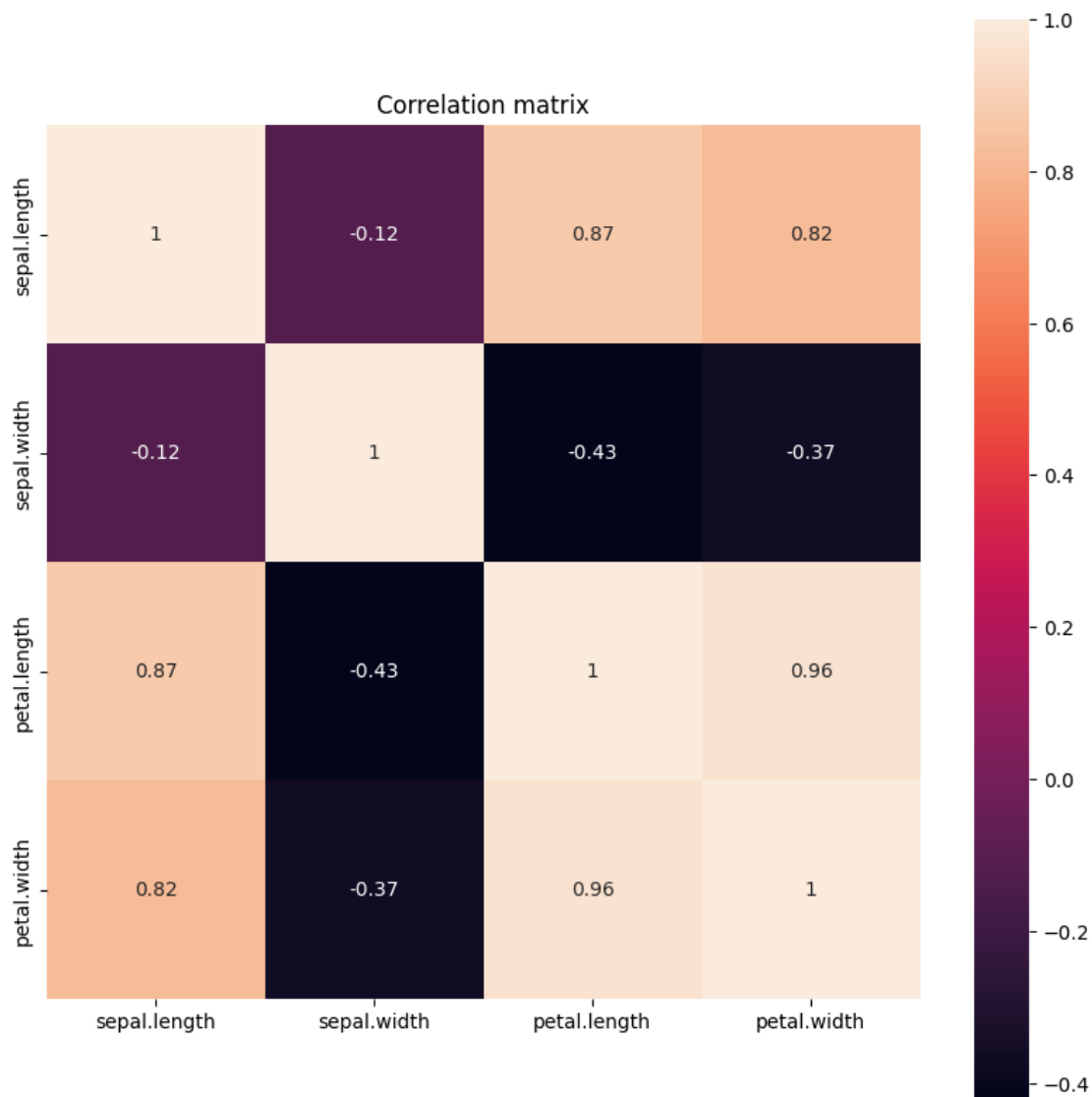
# # Plotting the correlation matrix
# plt.figure(figsize=(10,10))
# sns.heatmap(X_corr, vmax=1, square=True, annot=True, cmap='coolwarm')
# plt.title('Correlation matrix')
# plt.show()

```

```

[ ]: Text(0.5, 1.0, 'Correlation matrix')

```



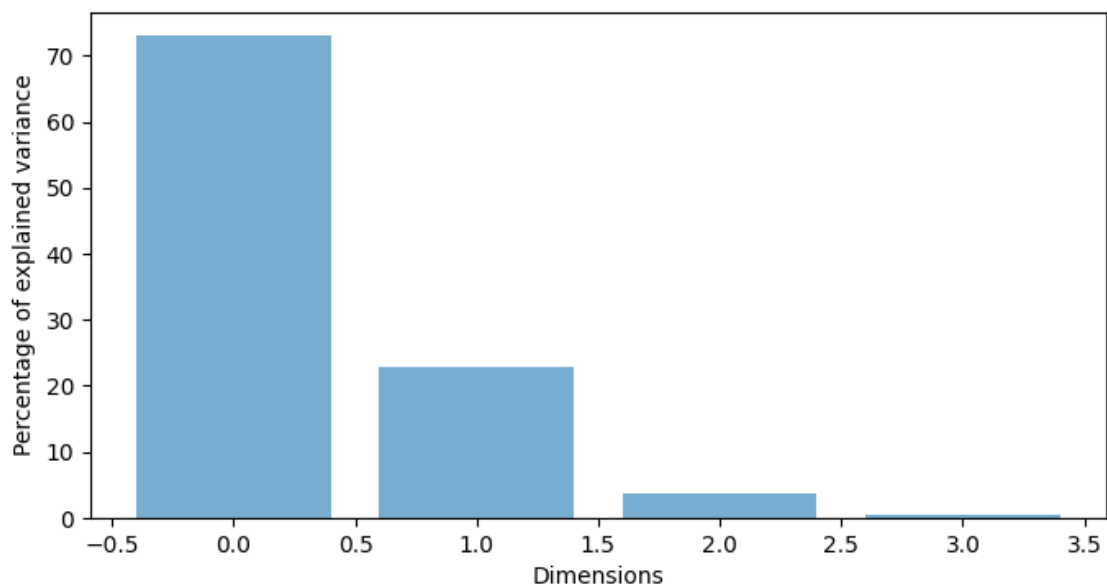
```
[ ]: # method1
u,s,v = np.linalg.svd(X_corr)
eig_values, eig_vectors = s, u
eig_values, eig_vectors

# method2
np.linalg.eig(X_corr)

[ ]: EigResult(eigenvalues=array([2.91849782, 0.91403047, 0.14675688, 0.02071484]),
eigenvectors=array([[ 0.52106591, -0.37741762, -0.71956635,  0.26128628],
[-0.26934744, -0.92329566,  0.24438178, -0.12350962],
[ 0.5804131 , -0.02449161,  0.14212637, -0.80144925],
[ 0.56485654, -0.06694199,  0.63427274,  0.52359713]]))

[ ]: # plotting the variance explained by each PC
explained_variance=(eig_values / np.sum(eig_values))*100
plt.figure(figsize=(8,4))
plt.bar(range(4), explained_variance, alpha=0.6)
plt.ylabel('Percentage of explained variance')
plt.xlabel('Dimensions')

[ ]: Text(0.5, 0, 'Dimensions')
```



```
[ ]: # calculating our new axis
pc1 = X.dot(eig_vectors[:,0])
pc2 = X.dot(eig_vectors[:,1])

[ ]: # plotting in 2D
def plot_scatter(pc1, pc2):
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15, 8))

    species_unique = list(set(species))
    species_colors = ["r", "b", "g"]

    for i, spec in enumerate(species):
        plt.scatter(
            pc1[i],
            pc2[i],
            label=spec,
            s=20,
            c=species_colors[species_unique.index(spec)],
        )
        ax.annotate(str(i + 1), (pc1[i], pc2[i]))

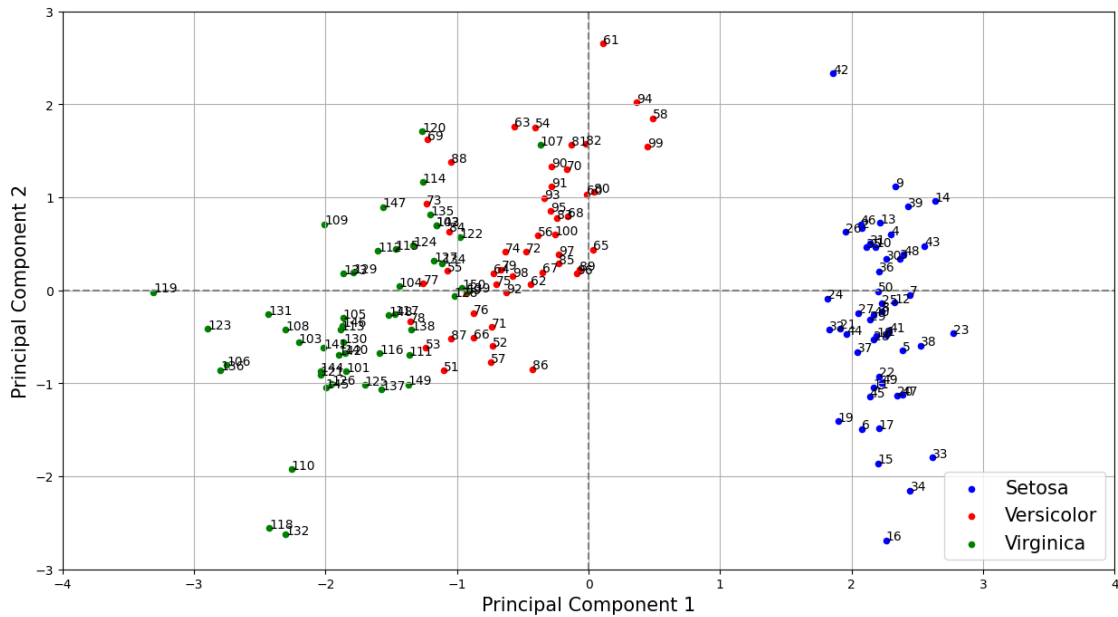
    from collections import OrderedDict

    handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
    by_label = OrderedDict(zip(labels, handles))
    plt.legend(by_label.values(), by_label.keys(), prop={"size": 15}, loc=4)

    ax.set_xlabel("Principal Component 1", fontsize=15)
    ax.set_ylabel("Principal Component 2", fontsize=15)
    ax.axhline(y=0, color="grey", linestyle="--")
    ax.axvline(x=0, color="grey", linestyle="--")

    plt.grid()
    plt.axis([-4, 4, -3, 3])
    plt.show()

plot_scatter(pc1, pc2)
```



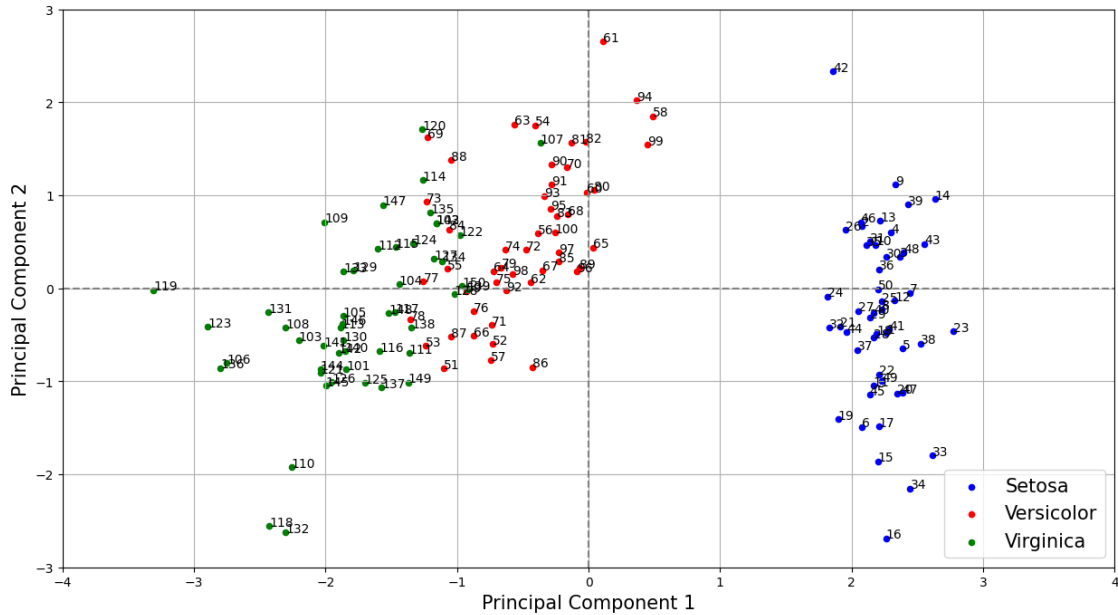
1.2 Cách 2. Sử dụng thư viện

```
[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Read csv data file, change to your location
df = pd.read_csv("data/iris.csv")

from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

X = df.drop("variety", axis=1)
X = StandardScaler().fit_transform(X)
pca = PCA()
result = pca.fit_transform(X)
# Remember what we said about the sign of eigen vectors that might change ?
pc1 = - result[:,0]
pc2 = - result[:,1]
plot_scatter(pc1, pc2)
```



1.3 Yêu cầu thêm:

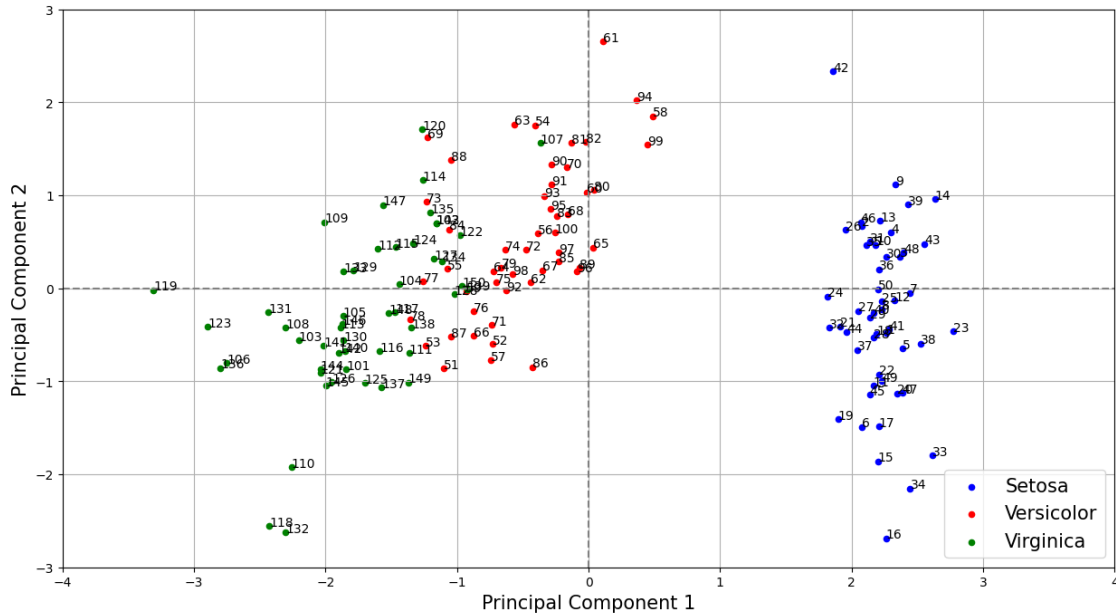
1.3.1 Sử dụng code ở ví dụ 2 đưa từ 4 chiều về 2 chiều. Hiển thị màn hình quan hệ giữa các lớp dữ liệu

```
[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Read csv data file, change to your location
df = pd.read_csv("data/iris.csv")

from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

X = df.drop("variety", axis=1)
X = StandardScaler().fit_transform(X)
pca = PCA()
result = pca.fit_transform(X)
# Remember what we said about the sign of eigen vectors that might change ?
pc1 = - result[:,0]
pc2 = - result[:,1]
plot_scatter(pc1, pc2)
```



1.3.2 Với data đã có, chạy lại thư viện với thư viện `linear_model`, lớp `LogisticRegression` và so sánh kết quả.

Chia Train:Test=4:1 (theo từng loại hoa -> tránh mất cân bằng dữ liệu)

Cách 1. Chạy với dữ liệu gốc (không thực hiện giảm số chiều) (nhớ chia train - test set trên đây)

```
[ ]: import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix
from sklearn.datasets import load_iris

# Load the Iris dataset
iris = load_iris()
X = pd.DataFrame(iris.data, columns=iris.feature_names)
y = pd.Series(iris.target)

# Split the dataset into training and testing sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
                                                    stratify=y, random_state=42)

# Train a logistic regression model
model = LogisticRegression(max_iter=1000)
model.fit(X_train, y_train)
```



```

# Make predictions
y_pred = model.predict(X_test)

# Calculate accuracy
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Calculate confusion matrix
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion matrix:")
print(conf_matrix)

```

Accuracy: 0.9666666666666667

Confusion matrix:

```

[[10  0  0]
 [ 0  9  1]
 [ 0  0 10]]

```

Cách 2. Chạy với dữ liệu có thực hiện giảm chiều (nhớ chia train - test set trên đây)

Cách 2.1. Chia train - test trước rồi thực hiện giảm số chiều trên từng tập Chia tập train, test trước

```

[ ]: import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix
from sklearn.datasets import load_iris

# Load the Iris dataset
iris = load_iris()
X = pd.DataFrame(iris.data, columns=iris.feature_names)
y = pd.Series(iris.target)

# Split the dataset into training and testing sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
↳stratify=y, random_state=42)

```

Giảm số chiều trên từng tập. Sau đó thực hiện training với Logistic Regression

```

[ ]: from sklearn.decomposition import PCA

# Create a PCA instance
pca = PCA(n_components=2) # Giảm về 2 chiều

# Fit PCA on training data and transform both training and testing data
X_train_pca = pca.fit_transform(X_train)
X_test_pca = pca.transform(X_test)

```

```

# Train a logistic regression model
model = LogisticRegression(max_iter=1000)
model.fit(X_train_pca, y_train)

# Make predictions
y_pred = model.predict(X_test_pca)

# Calculate accuracy
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Calculate confusion matrix
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion matrix:")
print(conf_matrix)

```

Accuracy: 0.9
Confusion matrix:
[[10 0 0]
 [0 9 1]
 [0 2 8]]

Cách 2.2. Thực hiện giảm số chiều trên toàn tập dataset rồi mới chia train - test set
Load vào bộ dữ liệu

```

[ ]: import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix
from sklearn.datasets import load_iris

# Load the Iris dataset
iris = load_iris()
X = pd.DataFrame(iris.data, columns=iris.feature_names)
y = pd.Series(iris.target)

```

Giảm chiều trên toàn bộ tập dữ liệu

```

[ ]: from sklearn.decomposition import PCA

# Create a PCA instance
pca = PCA(n_components=2) # Giảm về 2 chiều

# Fit PCA on training data and transform both training and testing data
X_pca = pca.fit_transform(X)

```

Phân chia train - test set

```
[ ]: # Split the dataset into training and testing sets
X_train_pca, X_test_pca, y_train, y_test = train_test_split(X_pca, y,
↳test_size=0.2, stratify=y, random_state=42)
```

Huấn luyện mô hình chạy trên Logistic Regression

```
[ ]: # Train a logistic regression model
model = LogisticRegression(max_iter=1000)
model.fit(X_train_pca, y_train)

# Make predictions
y_pred = model.predict(X_test_pca)

# Calculate accuracy
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Calculate confusion matrix
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion matrix:")
print(conf_matrix)
```

Accuracy: 0.9333333333333333

Confusion matrix:

```
[[10  0  0]
 [ 0  9  1]
 [ 0  1  9]]
```

1.3.3 Tổng kết.

1. Thực hiện PCA trên toàn tập dữ liệu trước rồi thực hiện phân chia train - test set sau (cách 2.2) cho accuracy cao hơn so với cách phân chia train - test trước rồi thực hiện PCA sau (cách 2.1). Cụ thể ($0.93 > 0.9$), lý do là vì thực hiện PCA trên toàn tập dữ liệu trước sẽ cho ta 1 siêu phẳng hình chiếu ít sai số nhất trên toàn tập dữ liệu.

Như vậy, khi muốn sử dụng giảm số chiều thì nên thực hiện giảm số chiều trước rồi mới thực hiện phân chia train - test.

2. So cả 2 cách thực hiện giảm số chiều thì đều cho hiệu suất kém hơn (nhưng không đáng kể - chênh lệch mức 6% với cách 2.1 và 3% với cách 2.2), như vậy PCA có làm mất thông tin và giảm đôi chút hiệu suất nhưng bù lại được ưu điểm giúp tính toán nhanh hơn.

Như vậy, nếu hạ tầng phần cứng cho phép thì có thể không cần giảm số chiều để đạt hiệu suất tốt hơn.

2 Ví dụ 2. (Bài thực hành 1)

Giảm số chiều bộ dữ liệu bệnh nhân Parkinson

2.1 Tiến hành giảm số chiều về còn 2 chiều và vẽ ra mối quan hệ để quan sát

```
[ ]: # Read data
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")

df = pd.read_csv("data/pd_speech_features.csv")

df.head()

df["class"].value_counts()
```

```
[ ]: class
1    564
0    192
Name: count, dtype: int64
```

```
[ ]: # Tách features và labels
X = df.drop('class', axis=1)
y = df['class']

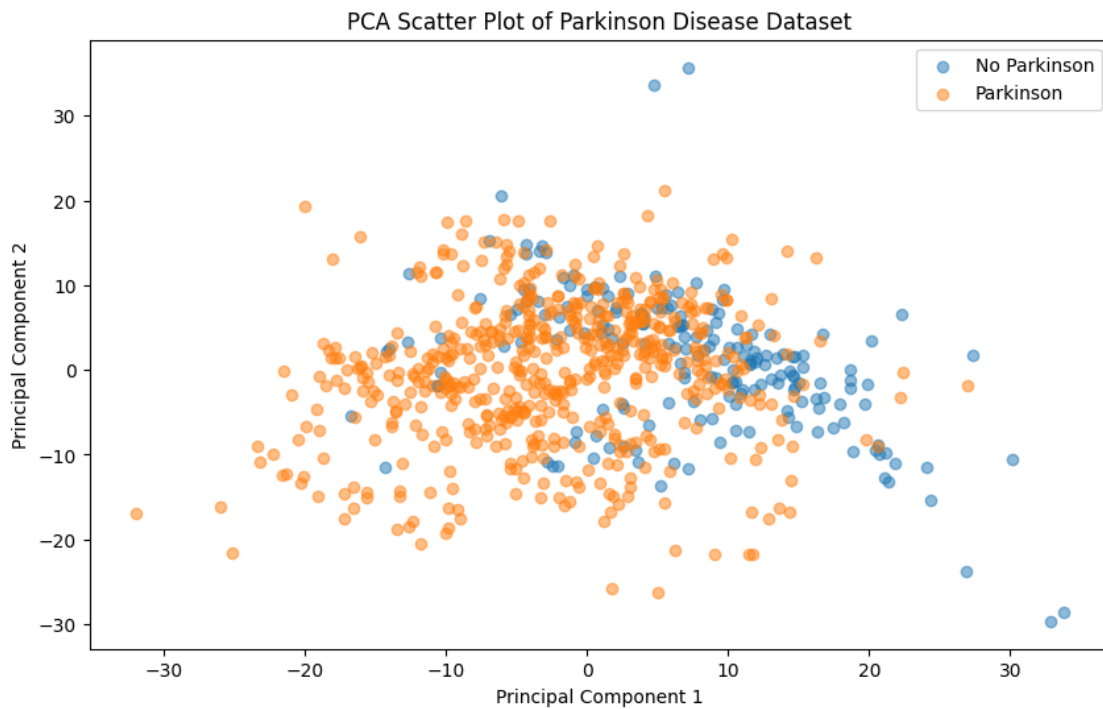
# Chuẩn hóa dữ liệu
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Giảm số chiều xuống còn 2 chiều
pca = PCA(n_components=2)
X_pca = pca.fit_transform(X_scaled)

# Tạo DataFrame mới từ dữ liệu giảm chiều
pca_df = pd.DataFrame(data=X_pca, columns=['PC1', 'PC2'])
pca_df['class'] = y.values

# Vẽ biểu đồ scatter plot
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(pca_df[pca_df['class'] == 0]['PC1'], pca_df[pca_df['class'] == 0]['PC2'], label='No Parkinson', alpha=0.5)
plt.scatter(pca_df[pca_df['class'] == 1]['PC1'], pca_df[pca_df['class'] == 1]['PC2'], label='Parkinson', alpha=0.5)
plt.title('PCA Scatter Plot of Parkinson Disease Dataset')
plt.xlabel('Principal Component 1')
plt.ylabel('Principal Component 2')
```

```
plt.legend()
plt.show()
```



2.2 Giảm xuống 200 chiều (vì như minh họa ở trên giảm xuống 2 chiều thì khó phân loại hiệu quả hơn)

```
[ ]: from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score
import pandas as pd

# Đọc dữ liệu từ file CSV
df = pd.read_csv("data/pd_speech_features.csv")

# Tách features và labels
X = df.drop('class', axis=1)
y = df['class']

# Chuẩn hóa dữ liệu
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
```

```

# Giảm số chiều xuống còn 200 chiều
pca = PCA(n_components=200)
X_pca = pca.fit_transform(X_scaled)

# Tách dữ liệu thành tập train và tập test
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_pca, y, train_size=500,
↳stratify=y, random_state=42)

# Huấn luyện mô hình Logistic Regression
model = LogisticRegression()
model.fit(X_train, y_train)

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model.predict(X_test)

# Đánh giá độ chính xác của mô hình
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

```

Accuracy: 0.8046875

2.3 Sử dụng PCA để đưa về số chiều tối thiểu mà vẫn giữ được lượng thông tin của dữ liệu ít nhất 80%

```

[ ]: from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score
import pandas as pd

# Đọc dữ liệu từ file CSV
df = pd.read_csv("data/pd_speech_features.csv")

# Tách features và labels
X = df.drop('class', axis=1)
y = df['class']

# Chuẩn hóa dữ liệu
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Tạo một đối tượng PCA và áp dụng nó để giảm số chiều
pca = PCA(n_components=0.8, svd_solver='full') # Giữ lại ít nhất 80% lượng
↳thông tin
X_pca = pca.fit_transform(X_scaled)

```

```

# Số chiều mới sau khi giảm số chiều
new_dim = pca.n_components_
print("Số chiều mới:", new_dim)

# Tách dữ liệu thành tập train và tập test
X_train_pca, X_test_pca, y_train, y_test = train_test_split(X_pca, y,
    ↪train_size=500, stratify=y, random_state=42)

# Huấn luyện mô hình Logistic Regression
model = LogisticRegression()
model.fit(X_train_pca, y_train)

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model.predict(X_test_pca)

# Đánh giá độ chính xác của mô hình
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Độ chính xác với số chiều mới:", accuracy)

```

Số chiều mới: 61

Độ chính xác với số chiều mới: 0.82421875

Như vậy số chiều mới được chọn là 1 siêu phẳng 61 chiều.

Qua phép chiều này đảm bảo ít nhất 80% thông tin dữ liệu ban đầu được giữ lại.

Thực hiện với phân loại tỷ lệ như trên thì thu được độ chính xác của mô hình là 0.82.

2.4 Sử dụng Naive-Bayes phù hợp or Logistic Regression trên Bộ dữ liệu gốc ban đầu or Bộ dữ liệu đã giảm về 61 chiều ở ý trên

2.4.1 Phân chia bộ dữ liệu ban đầu (không giảm chiều) ra train - test set

```

[ ]: from sklearn.model_selection import train_test_split
import pandas as pd

# Đọc dữ liệu từ file CSV
df = pd.read_csv("data/pd_speech_features.csv")

# Tách features và labels
X = df.drop("class", axis=1)
# X = df.drop("id", axis = 1) # cột id có vẻ không ảnh hưởng -> bỏ cũng được,
    ↪không bỏ cũng không khác biệt nhiều

y = df["class"]

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.33, stratify=y, random_state=42
) # shouldn't set test_size=1/3 vì để có khả năng train - test X y size không
    ↪tương ứng

```

```
[ ]: print(X_train.shape, X_test.shape, y_train.shape, y_test.shape)

(506, 754) (250, 754) (506,) (250,)
```

2.4.2 Naive-Bayes trên Bộ dữ liệu ban đầu (chưa giảm chiều)

Vì các chỉ số đều là liên tục (trừ id và gender có vẻ giống rời rạc)

Train model

```
[ ]: from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

# Fit model
model_naive_bayes = GaussianNB(priors=None)
model_naive_bayes.fit(X_train, y_train)
```

```
[ ]: GaussianNB()
```

Test thử

```
[ ]: from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model_naive_bayes.predict(X_test)

# Tính độ chính xác
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Tính ma trận nhầm lẫn
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(conf_matrix)
```

```
Accuracy: 0.764
Confusion Matrix:
[[ 27  36]
 [ 23 164]]
```

2.4.3 Logistic Regression trên Bộ dữ liệu ban đầu (chưa giảm chiều)

Train model

```
[ ]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# Huấn luyện mô hình Logistic Regression
model_logistic_regression = LogisticRegression()
model_logistic_regression.fit(X_train, y_train)
```

```
[ ]: LogisticRegression()
```


Test thử

```
[ ]: from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model_logistic_regression.predict(X_test)

# Tính độ chính xác
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Tính ma trận nhầm lẫn
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(conf_matrix)
```

Accuracy: 0.756
Confusion Matrix:
[[9 54]
 [7 180]]

2.4.4 Phân chia bộ dữ liệu ban đầu (đã thực hiện giảm chiều) ra train - test set

Đã thực hiện ở trên (Mục: Sử dụng PCA để đưa về số chiều tối thiểu mà vẫn giữ được lượng thông tin của dữ liệu ít nhất 80%)

2.4.5 Naive-Bayes trên bộ dữ liệu đã giảm chiều

Train model

```
[ ]: from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

# Fit model
model_naive_bayes = GaussianNB(priors=None)
model_naive_bayes.fit(X_train_pca, y_train)
```

```
[ ]: GaussianNB()
```

Test

```
[ ]: from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model_naive_bayes.predict(X_test_pca)

# Tính độ chính xác
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)
```

```
# Tính ma trận nhầm lẫn
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(conf_matrix)
```

Accuracy: 0.75
 Confusion Matrix:
 [[21 44]
 [20 171]]

2.4.6 Logistic Regression trên bộ dữ liệu đã giảm chiều

Train

```
[ ]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression

# Huấn luyện mô hình Logistic Regression
model_logistic_regression = LogisticRegression()
model_logistic_regression.fit(X_train_pca, y_train)
```

```
[ ]: LogisticRegression()
```

Test

```
[ ]: from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix

# Dự đoán nhãn của dữ liệu kiểm tra
y_pred = model_logistic_regression.predict(X_test_pca)

# Tính độ chính xác
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy:", accuracy)

# Tính ma trận nhầm lẫn
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print("Confusion Matrix:")
print(conf_matrix)
```

Accuracy: 0.82421875
 Confusion Matrix:
 [[40 25]
 [20 171]]

2.4.7 Kết luận:

- Accuracy: 1. có PCA + Logistic Regression = 0.824 >
- 2. không PCA + Naive-Bayes = 0.764 >
- 3. không PCA + Logistic Regression = 0.756 >
- 4. có PCA + Naive-Bayes = 0.75 >

Mức độ biến thiên:

Logistic Regression biến thiên 0.0679 Naive-Bayes biến thiên 0.0739 Như vậy Naive-Bayes biến thiên nhiều hơn.

3 Ví dụ 3 (Bài thực hành 2)

Giảm số chiều bộ phân loại ảnh chữ số viết tay

Hãy sử dụng đoạn mã lệnh giảm số chiều bằng phương pháp phân tích thành phần chính đã học và tham khảo phần đọc, hiển thị dữ liệu hình ảnh chữ số viết tay đã có trong bài thực hành phần Multinomial Logistic Regression, để áp dụng vào dữ liệu ảnh chữ số viết tay đã được cung cấp trong bài thực hành tuần trước:

3.1 Đọc dữ liệu ảnh, lấy tập dữ liệu 5000 ảnh bất kỳ; giảm số chiều dữ liệu xuống còn 100 chiều (từ $28 \times 28 = 784$ chiều ban đầu).

```
[ ]: import os
import cv2
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Đường dẫn đến thư mục chứa ảnh
folder_path = '/mnt/DataK/Project/ThyroidCancer/data/processed_data/patch_level/
↳run/'

# Danh sách chứa dữ liệu và nhãn
X_data = []
y_labels = []

# Duyệt qua tất cả các file trong thư mục
for file_name in os.listdir(folder_path):
    # Đọc ảnh từ file
    image = cv2.imread(os.path.join(folder_path, file_name))
    # Chuyển ảnh sang grayscale (nếu cần thiết)
    # gray_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    # Thêm ảnh vào danh sách dữ liệu
    X_data.append(image)
    # Lấy nhãn từ hai ký tự đầu của tên file
    label = file_name[:2]
    y_labels.append(label)

# Chuyển danh sách dữ liệu và nhãn sang numpy array
X_data = np.array(X_data)
y_labels = np.array(y_labels)

# Phân chia dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_data, y_labels,
↳ test_size=0.3, random_state=42)
```

```
# Kiểm tra kích thước của các tập dữ liệu
print("X_train shape:", X_train.shape)
print("X_test shape:", X_test.shape)
print("y_train shape:", y_train.shape)
print("y_test shape:", y_test.shape)
print("Total data:", X_data.shape, y_labels.shape)
# vậy bộ dữ liệu đang có 4942 ảnh và số chiều của data là: 224*224*3
```

```
X_train shape: (3459, 224, 224, 3)
X_test shape: (1483, 224, 224, 3)
y_train shape: (3459,)
y_test shape: (1483,)
Total data: (4942, 224, 224, 3) (4942,)
```

3.2 Hiển thị dữ liệu ra xem thử

```
[ ]: import random
import matplotlib.pyplot as plt

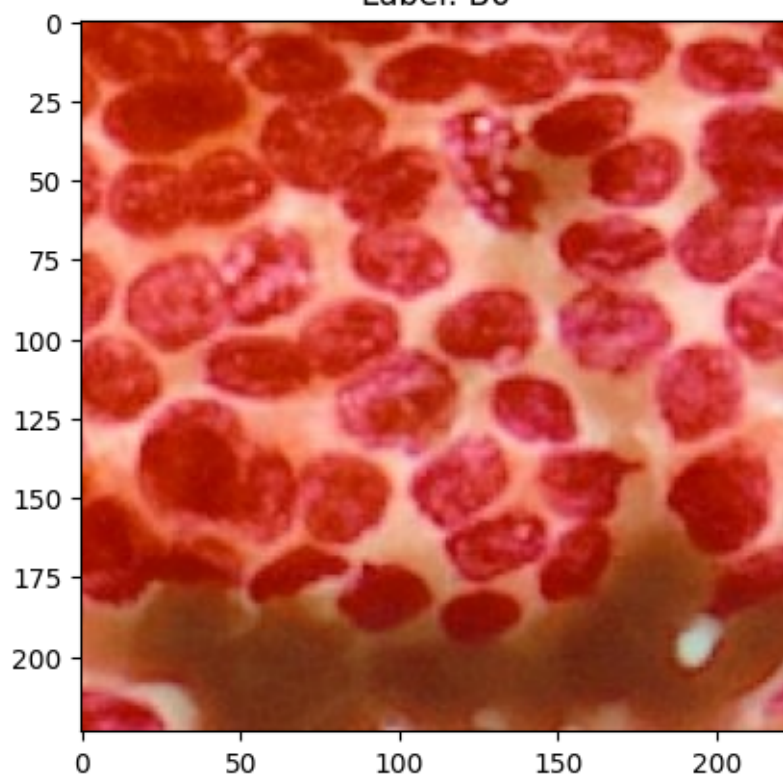
# Chọn một ảnh từ tập train (ví dụ: index 0)
index_train = random.randint(0, 3459)
image_train = X_train[index_train]
label_train = y_train[index_train]

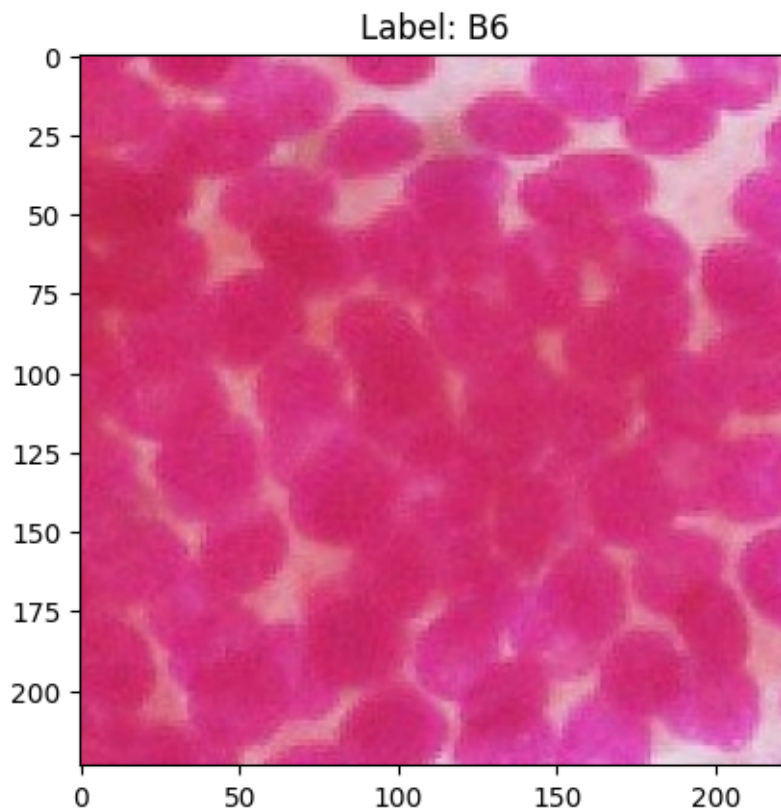
# Hiển thị ảnh và nhãn tương ứng từ tập train
plt.imshow(image_train)
plt.title("Label: " + label_train)
# plt.axis('off')
plt.show()

# Chọn một ảnh từ tập test (ví dụ: index 0)
index_test = random.randint(0, 1483)
image_test = X_test[index_test]
label_test = y_test[index_test]

# Hiển thị ảnh và nhãn tương ứng từ tập test
plt.imshow(image_test)
plt.title("Label: " + label_test)
# plt.axis('off')
plt.show()
```

Label: B6





Thực hiện giảm số chiều từ 224x224x3 xuống 100

Trước hết ta thử giảm về 2 chiều và vẽ ra để có cái nhìn

```
[ ]: from sklearn.decomposition import PCA

# Reshape dữ liệu hình ảnh từ 3 chiều thành 2 chiều
X_train_flattened = X_train.reshape(X_train.shape[0], -1)
X_test_flattened = X_test.reshape(X_test.shape[0], -1)

[ ]: # Khởi tạo và fit PCA trên dữ liệu huấn luyện
pca = PCA(n_components=2)
pca.fit(X_train_flattened)

# Áp dụng PCA để giảm số chiều của dữ liệu huấn luyện và kiểm tra
X_train_pca = pca.transform(X_train_flattened)
X_test_pca = pca.transform(X_test_flattened)

# Kiểm tra shape sau khi giảm số chiều
print("Shape của X_train sau khi giảm số chiều:", X_train_pca.shape)
print("Shape của X_test sau khi giảm số chiều:", X_test_pca.shape)
```

Shape của X_train sau khi giảm số chiều: (3459, 2)

Shape của X_test sau khi giảm số chiều: (1483, 2)

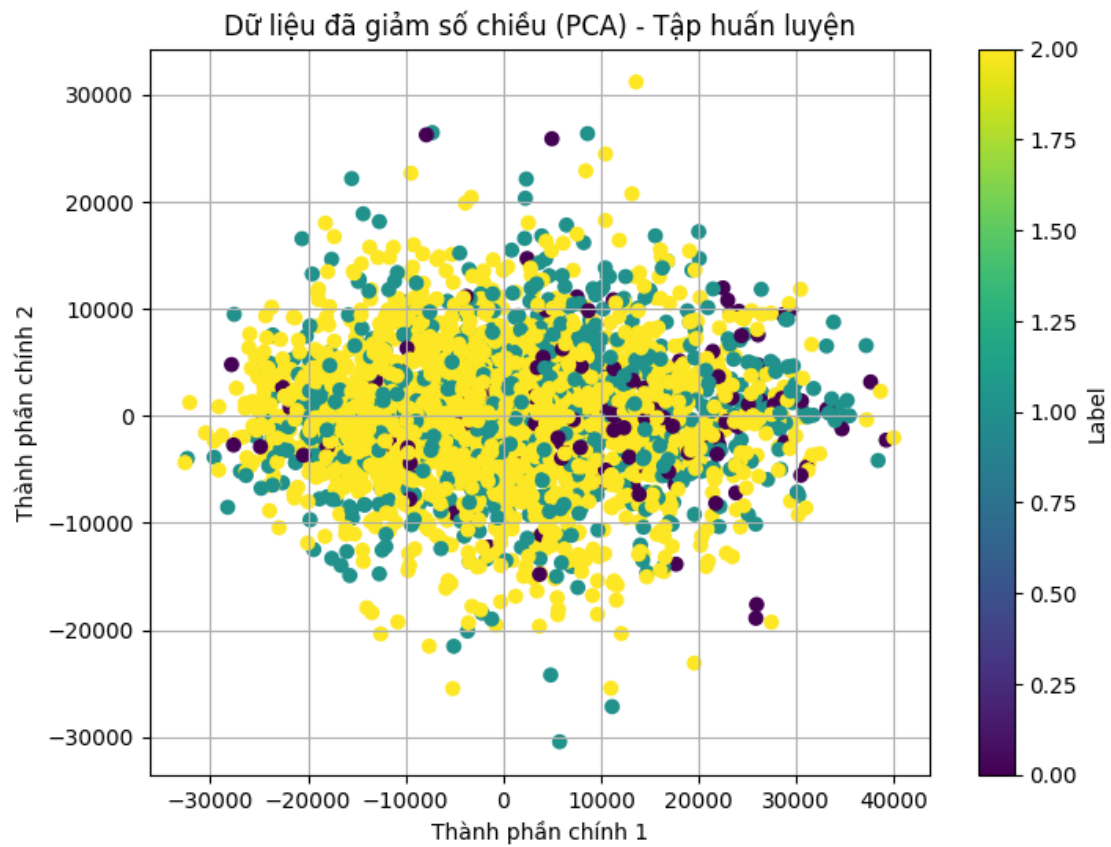
```
[ ]: import numpy as np

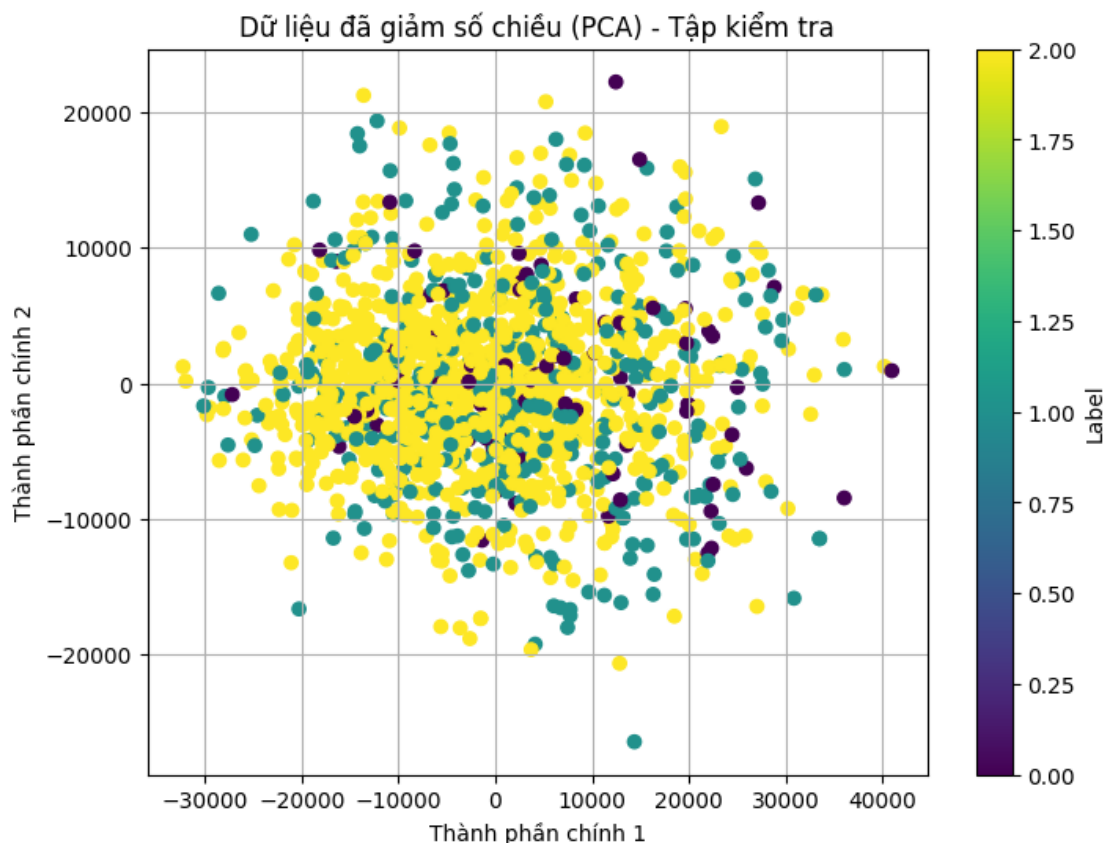
# Chuyển đổi nhãn từ chuỗi sang số nguyên
label_mapping = {label: i for i, label in enumerate(np.unique(y_train))}
y_train_numeric = np.array([label_mapping[label] for label in y_train])

# Vẽ dữ liệu đã giảm số chiều (PCA) - Tập huấn luyện
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(X_train_pca[:, 0], X_train_pca[:, 1], c=y_train_numeric,
            cmap='viridis')
plt.title('Dữ liệu đã giảm số chiều (PCA) - Tập huấn luyện')
plt.xlabel('Thành phần chính 1')
plt.ylabel('Thành phần chính 2')
plt.colorbar(label='Label')
plt.grid(True)
plt.show()

# Chuyển đổi nhãn từ chuỗi sang số nguyên cho tập kiểm tra
y_test_numeric = np.array([label_mapping[label] for label in y_test])

# Vẽ dữ liệu đã giảm số chiều (PCA) - Tập kiểm tra
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(X_test_pca[:, 0], X_test_pca[:, 1], c=y_test_numeric,
            cmap='viridis')
plt.title('Dữ liệu đã giảm số chiều (PCA) - Tập kiểm tra')
plt.xlabel('Thành phần chính 1')
plt.ylabel('Thành phần chính 2')
plt.colorbar(label='Label')
plt.grid(True)
plt.show()
```





Sau đây em sẽ chuyển PCA về 100 chiều

```
[ ]: # Khởi tạo và fit PCA trên dữ liệu huấn luyện
pca = PCA(n_components=100)
pca.fit(X_train_flattened)

# Áp dụng PCA để giảm số chiều của dữ liệu huấn luyện và kiểm tra
X_train_pca = pca.transform(X_train_flattened)
X_test_pca = pca.transform(X_test_flattened)

# Kiểm tra shape sau khi giảm số chiều
print("Shape của X_train sau khi giảm số chiều:", X_train_pca.shape)
print("Shape của X_test sau khi giảm số chiều:", X_test_pca.shape)
```

Shape của X_train sau khi giảm số chiều: (3459, 100)

Shape của X_test sau khi giảm số chiều: (1483, 100)

3.3 Sử dụng Multinomial Logistic Regression

(tham khảo bài trước) để phân loại tập dữ liệu đã chọn trong ý trước, tỷ lệ train:validation là 0.7:0.3. Hãy so sánh kết quả (độ chính xác và thời gian) chạy mô hình phân loại trong hai trường

hợp:

- Dữ liệu nguyên bản (giữ nguyên $28 \times 28 = 784$ chiều) - Dữ liệu đã qua giảm chiều (100 chiều). Chú ý cần thực hiện giảm chiều với tập ảnh trước, sau đó mới chia thành tập train và validation.

3.3.1 Trên tập dữ liệu chưa giảm chiều

```
[ ]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Khởi tạo mô hình logistic regression
model = LogisticRegression(multi_class='multinomial', max_iter=1000)

# Huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu gốc
model.fit(X_train_flattened, y_train)
```

/home/harito/venv/py/lib/python3.11/site-packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:444: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html>

Please also refer to the documentation for alternative solver options:

https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
n_iter_i = _check_optimize_result(

```
[ ]: LogisticRegression(max_iter=1000, multi_class='multinomial')
```

Cái này chạy hết 70p

```
[ ]: # Dự đoán nhãn cho tập kiểm tra
y_pred = model.predict(X_test_flattened)

# Tính độ chính xác
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Độ chính xác trên tập kiểm tra (chưa giảm số chiều):", accuracy)
```

Độ chính xác trên tập kiểm tra (chưa giảm số chiều): 0.5684423465947404

```
[ ]: import pickle

# Lưu mô hình chưa giảm số chiều
with open('model_without_pca.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(model, f)
```

3.3.2 Trên tập dữ liệu đã giảm số chiều

```
[ ]: # Khởi tạo mô hình logistic regression
model_pca = LogisticRegression(multi_class='multinomial', max_iter=1000)

# Huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu sau khi giảm số chiều
model_pca.fit(X_train_pca, y_train)

/home/harito/venv/py/lib/python3.11/site-
packages/sklearn/linear_model/_logistic.py:444: ConvergenceWarning: lbfgs failed
to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.
```

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html>

Please also refer to the documentation for alternative solver options:

https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression

```
n_iter_i = _check_optimize_result(
```

```
[ ]: LogisticRegression(max_iter=1000, multi_class='multinomial')
```

```
[ ]: # Dự đoán nhãn cho tập kiểm tra sau khi giảm số chiều
y_pred_pca = model_pca.predict(X_test_pca)

# Tính độ chính xác sau khi giảm số chiều
accuracy_pca = accuracy_score(y_test, y_pred_pca)
print("Độ chính xác trên tập kiểm tra (sau khi giảm số chiều):", accuracy_pca)
```

Độ chính xác trên tập kiểm tra (sau khi giảm số chiều): 0.6844234659474039

```
[ ]: import pickle

# Lưu mô hình đã giảm số chiều
with open('model_with_pca.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(model_pca, f)
```

Thật shock khi dùng PCA trong trường hợp này lại cho Accuracy tốt hơn. Có vẻ dữ liệu ảnh cắt ra chưa thực sự tốt để học đặc trưng.