- Ivander Achmad Wandi (19/442377/PA/19126)
- Hero Prakosa Wibowo Priyanto (20/455383/PA/19598)
- Khairunas Rhamadhani Wiasanto (20/462086/PA/20057)
- Fariz Harisuddin Dharmawan (20/455380/PA/19595)

Kasus: Fruit Classification

Tujuan dari klasifikasi buah ini adalah untuk mempermudah dalam melakukan sortir buah yang datanya sangat banyak, sehingga diperlukan adanya proses Fruit Classification. Pada Fruit Classification ini juga bertujuan untuk mencari kelayakan dari sebuah buah untuk dapat diperjual belikan kepada konsumen. Untuk memilah buah tersebut kami menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Principal Component Analysis (PCA).

Program (Source Code)

```
# FRUIT CLASSIFICATION DENGAN SVM DAN PCA

# install library
!pip install --upgrade pip
!pip install scipy
import numpy as np
import cv2
import glob
import os
import string
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.utils.multiclass import unique_labels
from sklearn import metrics

print(os.listdir("./input"))
dim = 100

# 1. SUPPORT VECTOR MACHINES

def getYourFruits(fruits, data_type, print_n=False):
    images = []
    labels = []
    val = ['Training', 'Test']
    for v in val:
        path = "./input/*/fruits-360/" + v + "/"
        for i,f in enumerate(fruits):
            p = path + f
```

```
            j=0
            for image_path in glob.glob(os.path.join(p, "*.jpg")):
                image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_COLOR)
                image = cv2.resize(image, (dim, dim))
                image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2BGR)
                images.append(image)
                labels.append(i)
                j+=1
    images = np.array(images)
    labels = np.array(labels)
    return images, labels

def getAllFruits():
    fruits = []
    for fruit_path in glob.glob("./input/*/fruits-360/Training/*"):
        fruit = fruit_path.split("/")[-1]
        fruits.append(fruit)
    return fruits

#Mengambil dataset

fruits = ['Orange', 'Banana' , 'Strawberry', 'Apple Golden 1', 'Kiwi' ,
          'Lemon', 'Cocos' , 'Pineapple' , 'Peach', 'Cherry 1', 'Cherry 2',
'Mandarine']
#fruits = getAllFruits() #RAM gk kuat

#Mengambil Image dan Label
X, y =  getYourFruits(fruits, 'Training')
X_test, y_test = getYourFruits(fruits, 'Test')

#Scale Data Images
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform([i.flatten() for i in X])
X_test = scaler.fit_transform([i.flatten() for i in X_test])

#SVM
from sklearn.svm import SVC
model = SVC(gamma='auto', kernel='linear')
model.fit(X_train, y)
y_pred = model.predict(X_test)
print("Hasil klasifikasi dengan SVM: ")
target_names = fruits
print(metrics.classification_report(y_test, y_pred,
target_names=target_names))

# 2. Principle Component Analysis

from sklearn.decomposition import PCA
```

```
def getYourFruits(fruits, data_type, print_n=False, k_fold=False):
    images = []
    labels = []
    val = ['Training', 'Test']
    if not k_fold:
        path = "./input/*/fruits-360/" + data_type + "/"
        for i,f in enumerate(fruits):
            p = path + f
            j=0
            for image_path in glob.glob(os.path.join(p, "*.jpg")):
                image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_COLOR)
                image = cv2.resize(image, (dim, dim))
                image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2BGR)
                images.append(image)
                labels.append(i)
                j+=1
            if(print_n):
                print("There are " , j , " " , data_type.upper(), " images of
" , fruits[i].upper())
        images = np.array(images)
        labels = np.array(labels)
        return images, labels
    else:
        for v in val:
            path = "./input/*/fruits-360/" + v + "/"
            for i,f in enumerate(fruits):
                p = path + f
                j=0
                for image_path in glob.glob(os.path.join(p, "*.jpg")):
                    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_COLOR)
                    image = cv2.resize(image, (dim, dim))
                    image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2BGR)
                    images.append(image)
                    labels.append(i)
                    j+=1
        images = np.array(images)
        labels = np.array(labels)
        return images, labels

def getAllFruits():
    fruits = []
    for fruit_path in glob.glob("./input/*/fruits-360/Training/*"):
        fruit = fruit_path.split("/")[-1]
        fruits.append(fruit)
    return fruits

def showPCA(image,X2, X10, X50):
    fig = plt.figure(figsize=(15,15))
```

```
    ax1 = fig.add_subplot(1,4,1)
    ax1.axis('off')
    ax1.set_title('Original image')
    plt.imshow(image)
    ax1 = fig.add_subplot(1,4,2)
    ax1.axis('off')
    ax1.set_title('50 PC')
    plt.imshow(X50)
    ax1 = fig.add_subplot(1,4,3)
    ax1.axis('off')
    ax1.set_title('10 PC')
    plt.imshow(X10)
    ax2 = fig.add_subplot(1,4,4)
    ax2.axis('off')
    ax2.set_title('2 PC')
    plt.imshow(X2)
    plt.show()

def computePCA(n, im_scaled, image_id):
    pca = PCA(n)
    principalComponents = pca.fit_transform(im_scaled)
    im_reduced = pca.inverse_transform(principalComponents)
    #print(im_reduced.shape)
    newImage = scaler.inverse_transform(im_reduced[image_id].reshape(1,-1))
    return newImage

#Pilih buah

fruits = ['Pineapple']

#Dapatkan gambar dan Label
X_t, y_train =  getYourFruits(fruits, 'Training', print_n=True, k_fold=False)
X_test, y_test = getYourFruits(fruits, 'Test', print_n=True, k_fold=False)

#Gunakan k-fold
X,y = getYourFruits(fruits, '', print_n=True, k_fold=True)

#Scale gambar
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform([i.flatten() for i in X_t])
X_test = scaler.fit_transform([i.flatten() for i in X_test])
X = scaler.fit_transform([i.flatten() for i in X])

image_id = 5 #Gambar ke
image = X_t[image_id]

#Compute PCA
X_2 = computePCA(2, X_train,image_id)
X_10 = computePCA(10, X_train,image_id)
```

```
X_50 = computePCA(50, X_train,image_id)

#Reshape in order to plot images
X2 = np.reshape(X_2, (dim,dim,3)).astype(int)
X10 = np.reshape(X_10, (dim,dim,3)).astype(int)
X50 = np.reshape(X_50, (dim,dim,3)).astype(int)

#Plot
showPCA(image, X2, X10, X50)

#Warning! jika gambar tidak keluar restart kernel dan ulangi dari bagian PCA
```

URL Google Colab:
https://drive.google.com/file/d/1YV7H5V4barNvcBvynVx3S1fQxopcaZqZ/view?usp=sharing

Informasi Link Sumber Source Code/Library

Sumber source code: https://www.kaggle.com/code/waltermaffy/fruit-classification-pca-svm-knn-decision-tree

Informasi Library:

- Numpy, untuk melakukan komputasi
- cv2, untuk mengolah data image
- glob, untuk mengembalikan semua path file yang cocok dengan pola tertentu
- String, kustomisasi tipe data string (digunakan pada label)
- Sklearn, Library machine learning. Ada beberapa modul yang kami ambil yaitu StandardScaler untuk scalling data, train_test_split, cross_val_score untuk split data, unique_labels untuk label tiap data, metrics untuk mencetak hasil test model ML dan SVC sebagai model SVM

Laporan Singkat Pengujian

Algoritma Support Vector Machine (SVM) memiliki fitur yang paling ujung dari suatu kelas disebut support-vector. Jarak antara 2 support vector dari kelas yang berdekatan pada kelas yang berbeda disebut margin. Tujuan dari SVM adalah membuat suatu pembatas yang disebut hyperplane untuk memisahkan kedua kelas tersebut. Tujuan dari algoritma ini adalah menentukan hyperplane yang terbaik yang berada di dalam Margin tersebut. Hyperplane ini disebut juga Decision Boundary.

Hyperplane pada SVM dibuat menggunakan fungsi matematis yang disebut dengan kernel. Kernel terdiri dari 3 jenis yaitu Linear, polinomial dan Radial Basic Function (RBF).

Pada proyek ini kami akan menggunakan kernel Linear. Parameter lain dari SVM yang perlu diketahui adalah nilai C dan Gamma. Nilai C yang besar akan memperbesar Decision Boundary dan sebaliknya, nilai C yang kecil akan memperkecil Decision Boundary. Semakin besar nilai Gamma maka decision boundary hanya akan tergantung pada titik-titik yang sangat dekat dengannya. Sebaliknya, nilai Gamma yang rendah menunjukkan bahwa bahkan titik yang jauh pun dipertimbangkan ketika kita hendak memutuskan dimana decision boundary seharusnya berada.

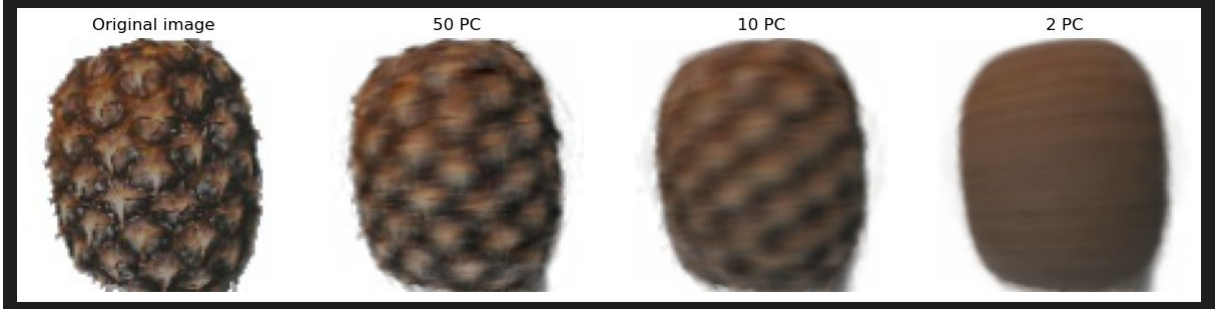
Algoritma Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik yang digunakan untuk mengurangi dimensi dataset sambil menjaga informasi sebanyak mungkin. Data diproyeksikan ulang dalam ruang dimensi yang lebih rendah, khususnya kita perlu menemukan proyeksi yang meminimalkan kesalahan kuadrat dalam merekonstruksi data asli. Ada 3 teknik berbeda untuk menerapkan PCA: Sekuensial, Sample Covariance Matrix, dan Singular Value Decomposition (SVD).

Pada teknik Sample Covariance Matrix, Principal Component (Komponen Utama) akan menjadi vektor eigen dari Matriks Kovarian yang diurutkan berdasarkan kepentingannya berdasarkan nilai eigen masing-masing. Nilai eigen yang lebih besar menghasilkan vektor eigen yang lebih penting. Mereka mewakili sebagian besar informasi yang berguna di seluruh kumpulan data dalam satu vektor

Hasil pengujian

```
Hasil klasifikasi dengan SVM:
               precision    recall  f1-score   support

       Orange       1.00      1.00      1.00       639
       Banana       1.00      1.00      1.00       656
   Strawberry       1.00      1.00      1.00       656
Apple Golden 1      1.00      1.00      1.00       640
         Kiwi       1.00      1.00      1.00       622
        Lemon       1.00      1.00      1.00       656
        Cocos       1.00      1.00      1.00       656
    Pineapple       1.00      1.00      1.00       656
        Peach       1.00      1.00      1.00       656
     Cherry 1       1.00      1.00      1.00       656
     Cherry 2       1.00      1.00      1.00       984
    Mandarine       1.00      1.00      1.00       656

     accuracy                           1.00      8133
    macro avg       1.00      1.00      1.00      8133
```

```
  weighted avg       1.00      1.00      1.00      8133


Hasil klasifikasi dengan PCA:
There are  490   TRAINING  images of  PINEAPPLE
There are  166   TEST  images of  PINEAPPLE

Clipping input data to the valid range for imshow with RGB data ([0..1] for
floats or [0..255] for integers).
Clipping input data to the valid range for imshow with RGB data ([0..1] for
floats or [0..255] for integers).
Clipping input data to the valid range for imshow with RGB data ([0..1] for
floats or [0..255] for integers).
```



Berdasarkan hasil training dan test yang telah kami lakukan menggunakan algoritma SVM, diketahui bahwa model machine learning yang kami gunakan sudah sangat baik. Dari hasil yang didapat terlihat bahwa akurasi rata model ini mencapai 99% hingga 100%.

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan algoritma PCA, dari gambar-gambar tersebut dapat dipahami bagaimana hanya dengan mempertimbangkan sampel dan memperoleh komponen utamanya dari keseluruhan dataset, kami dapat dengan mudah mengklasifikasikan buah hanya dengan mempertimbangkan dimensi angka yang rendah daripada semua. Hal ini berarti banyak data lebih sedikit. Jelas bahwa untuk algoritma klasifikasi, akurasi klasifikasi akan lebih rendah tetapi waktu pelatihan akan lebih cepat, jika kelas dapat dipisahkan secara linier akurasinya bisa memuaskan.