### LAPORAN CASE BASED-2 MACHINE LEARNING



### Disusun oleh:

Muhammad Daffa' Ibrahim (1301204051)

PROGRAM STUDI S1 INFORMATIKA

FAKULTAS INFORMATIKA

UNIVERSITAS TELKOM

TAHUN 2022

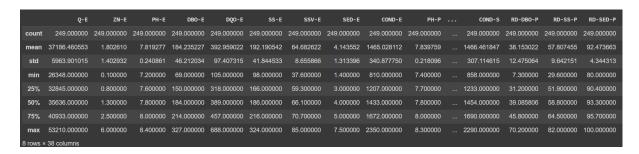
#### **BAB 1 PENDAHULUAN**

### 1.1 Latar Belakang

Algoritma Unsupervised Learning merupakan suatu algoritma yang digunakan pada data yang belum memiliki label. Algoritma ini hanya memiliki input dan tidak memiliki output yang dikeluarkan. Melakukan analisis terhadap data yang belum memiliki label tersebut dengan mencari pola tersembunyi dan korelasi dari tiap datanya. Bertujuan untuk melakukan pengelompokkan data (clustering), mendeteksi anomali data, dan lain-lain.

### 1.2 Spesifikasi Tugas

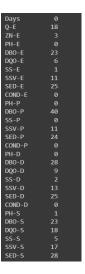
Diberikan file water treatment plan.xlsx yang berisi dataset mengenai pengolahan air limbah dalam perkotaan. Dataset tersebut menggambarkan record pengolahan air limbah selama ratusan hari. Terdapat 38 atribut yang dimiliki setiap record pada dataset tersebut yang mempengaruhi setiap datanya. Tujuannya yaitu melakukan klasifikasi atau pengelompokkan terhadap dataset tersebut.



### 1.3 Ikhtisar Kumpulan Data yang Dipilih

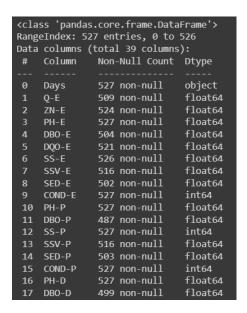
### 1.3.1 Missing value

Terdapat banyak missing value pada dataset water treatment ini. Karena terlalu banyak, akan kurang baik jika melakukan drop terhadap data, oleh karenanya saya mengganti nilai missing value dengan nilai rata2 dari atribut tersebut.



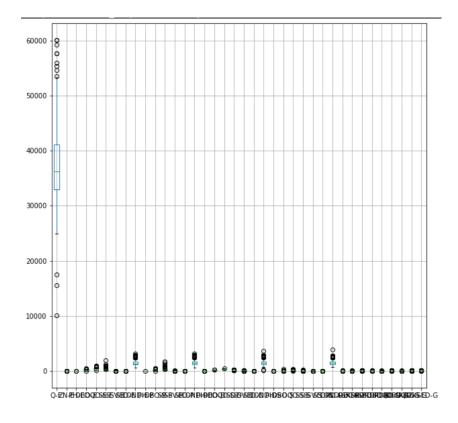
### 1.3.2 Tipe data yang berbeda

Terdapat beberapa atribut dengan tipe data yang berbeda, agar mempermudah dan membuat proses semakin akurat, maka data diubah menjadi tipe yang seragam.



### 1.3.3 Menghilangkan pencilan data

Terdapat beberapa pencilan data yang dapat mengurangi kualitas data set. Perlu adanya handling terhadap pencilan data sehingga data menjadi bersih dan optimal untuk diproses.



### 1.3.4 Normalisasi Data

Dataset dengan jumlah yang banyak memiliki nilai data dengan skala beragam. Perlu adanya normalisasi data untuk mempermudah proses pemodelan serta meringankan proses komputasi pada saat pemodelan.

Q-E	ZN-E	PH-E	DBO-E	DQO-E	SS-E	SSV-E	/
0.660896	0.237288	0.500000	0.464009	0.518010	0.300885	0.605485	
0.218934	0.830508	0.333333	0.464009	0.725557	0.389381	0.681435	
0.393716	0.237288	0.666667	0.670543	0.670669	0.345133	0.573840	
0.455067	0.491525	0.500000	0.515504	0.457976	0.389381	0.658228	
0.549736	1.000000	0.500000	0.464009	0.766724	0.725664	0.559072	
0.055469	0.005085	0.333333	0.426357	0.274443	0.132743	0.723629	
0.267553	0.037288	0.500000	0.476744	0.413379	0.327434	0.654008	
0.244732	0.033898	0.166667	0.271318	0.449400	0.362832	0.565401	
0.217482	0.033898	0.083333	0.507752	0.754717	0.707965	0.580169	
0.154121	0.018644	0.250000	0.321705	0.334477	0.150442	0.677215	
SED-E	COND-E	PH-P	CO	ND-S RD-D	BO-P RD-	SS-P \	
0.508197	0.844156	0.555556	0.79	7486 0.50	5339 0.55	7252	
0.327869	0.555844	0.333333	0.71	9274 0.50	5339 0.54	5802	
0.426230	0.844156	0.555556	0.88	1285 0.50	5339 <b>0.</b> 63	1679	
0.508197	0.541558	0.444444	0.63	2682 0.50	5339 0.57	4427	
0.590164	0.514935	0.444444	0.59	0084 0.50	5339 0.61	6412	
0.065574	0.118182	0.222222	0.12	9888 0.10	1749 0.29	3893	
0.426230	0.115584	0.444444	0.06	4246 0.50	5339 0.54	7710	
0.262295	0.162338	0.111111	0.19	4134 0.50	5339 0.67	5573	
0.426230	0.292208	0.000000	0.32	6816 0 <b>.</b> 51	6693 0.69	2748	
0.523578	0.170779	0.000000	0.25	5587 0.50	5339 0.76	1450	

### 1.3.5 Reduksi Dimensi

Dataset Water Treatment memiliki cukup banyak atribut yaitu sebanyak 38 atribut. Perlu adanya reduksi dimensi atau pemangkasan atribut untuk memudahkan proses pemodelan.

```
PCA_1 PCA_2
-0.419269 -0.244035
-0.839763 -0.181101
-0.282144 -0.169161
-0.799293 -0.129454
-0.649815 -0.144493
...
0.978394 -0.190840
0.533344 -0.149866
0.480775 -0.097264
0.154976 0.191929
0.630016 -0.141099
```

### BAB 2 PRA-PEMROSESAN DATA

### 2.1 Missing Value

Handling missing value dengan mengganti nilai tersebut dengan nilai rata-rata pada atributnya.

```
df['Q-E'].fillna(df['Q-E'].mean(), inplace = True)
df['ZN-E'].fillna(df['ZN-E'].mean(), inplace = True)
df['DBO-E'].fillna(df['DBO-E'].mean(), inplace = True)
df['DQO-E'].fillna(df['DQO-E'].mean(), inplace = True)
df['SS-E'].fillna(df['SS-E'].mean(), inplace = True)
df['SS-E'].fillna(df['SS-E'].mean(), inplace = True)
df['SED-E'].fillna(df['SED-E'].mean(), inplace = True)
df['SED-E'].fillna(df['SED-E'].mean(), inplace = True)
df['SBO-P'].fillna(df['SED-P'].mean(), inplace = True)
df['SED-P'].fillna(df['SED-P'].mean(), inplace = True)
df['SED-P'].fillna(df['SED-P'].mean(), inplace = True)
df['SS-D'].fillna(df['DQO-D'].mean(), inplace = True)
df['SS-D'].fillna(df['SED-D'].mean(), inplace = True)
df['SED-D'].fillna(df['SED-D'].mean(), inplace = True)
df['SED-D'].fillna(df['SED-D'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['DQO-S'].mean(), inplace = True)
df['SS-S'].fillna(df['DQO-S'].mean(), inplace = True)
df['SS-S'].fillna(df['SED-S'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['SED-S'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['SED-S'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['SED-S'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['SED-S'].mean(), inplace = True)
df['SED-S'].fillna(df['RD-SB-P'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-S'].fillna(df['RD-SB-P'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-S'].fillna(df['RD-SB-P'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-S'].fillna(df['RD-SB-P'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-S'].fillna(df['RD-DBO-S'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-S'].fillna(df['RD-DBO-S'].mean(), inplace = True)
df['RD-DBO-G'].fillna(df['RD-DBO-G'].mean(), inplace = True)
```

Menghasilkan tidak terdapat lagi missing value pada dataset water treatment

```
Q-E
ZN-E
PH-E
DBO-E
D00-E
SS-F
SSV-F
SFD-F
COND-E
PH-P
DBO-P
SSV-P
SED-P
COND-P
PH-D
DBO-D
DQO-D
SS-D
SSV-D
SED-D
COND-D
PH-S
DBO-S
DQO-S
SS-S
SSV-S
SED-S
```

### 1.3.2 Tipe Data yang Berbeda

Mengganti tipe data yang masih berbeda dengan tipe data float, sehingga setiap data pada dataset bertipe float.

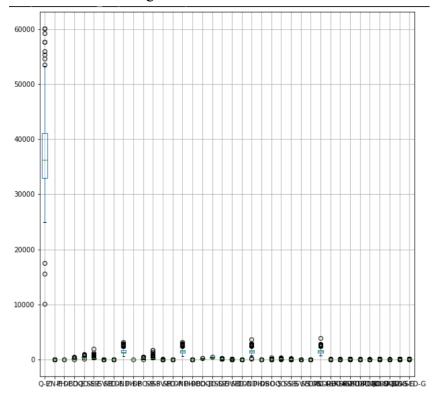
```
convert_dict = {'COND-E': float,
                   'COND-D': float,
df = df.astype(convert_dict)
df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 527 entries, 0 to 526
Data columns (total 39 columns):
 # Column
                 Non-Null Count Dtype
                                    float64
float64
     ZN-E
                 527 non-null
                 527 non-null
3 PH-E
4 DB0-E
5 DQ0-E
6 SS-E
7 SSV-E
8 SED-E
9 COND-E
10 PH-P
                                    float64
float64
                 527 non-null
                 527 non-null
                 527 non-null
                                    float64
                 527 non-null
                                    float64
                 527 non-null
                                    float64
                 527 non-null
     SSV-P
                 527 non-null
                                    float64
                 527 non-null
```

### 1.3.3 Menghilangkan pencilan data

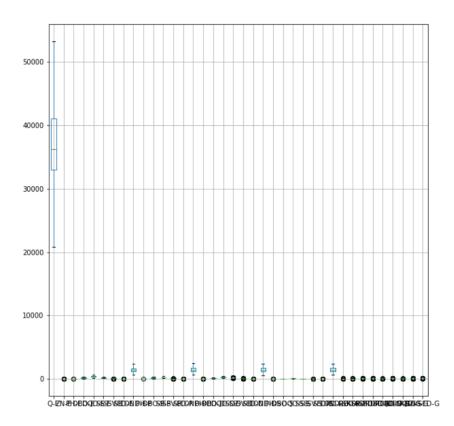
Terdapat beberapa outlier data yang dapat menyebabkan dataset kurang bagus untuk dilakukan pemodelan. Outlier tersebut ditangani dengan memberi batasan terhadap outlier. Batas nilai maksimum yang digunakan adalah nilai (q3 + (interquartile \* 1.5)) sedangkan batas nilai minimum yang digunakan adalah nilai (q1 - (interquartile \* 1.5)). Jika terdapat nilai yang melebihi batas maksimum, maka nilai tersebut akan di assign dengan nilai pada batas maksimum, Jika terdapat nilai yang lebih kecil batas minimum, maka nilai tersebut akan di assign dengan nilai pada batas minimum.

```
def interquartile(data,x):
  q1 = (data[x]).quantile(0.25)
q3 = (data[x]).quantile(0.75)
  maximum = q3 + (1.5 *iqr)
minimum = q1 - (1.5 *iqr)
  return maximum, minimum
def sub_outliners(data,x,maximum,minimum):
  more_than = (data[x] > maximum)
less_than = (data[x] < minimum)</pre>
  data[x] = data[x].mask(more_than, maximum,axis=0)
data[x] = data[x].mask(less_than, minimum,axis=0)
  return data
maximum,minimum = interquartile(df,'Q-E')
df = sub_outliners(df,'Q-E',maximum,minimum)
maximum,minimum = interquartile(df,'DBO-E')
df = sub_outliners(df,'DBO-E',maximum,minimum)
maximum,minimum = interquartile(df,'DQO-E')
df = sub outliners(df, 'DQO-E', maximum, minimum)
maximum, minimum = interquartile(df, 'SS-E')
df = sub_outliners(df, 'SS-E', maximum, minimum)
```

# Data sebelum handling outlier



# Data setelah handling outlier



#### 1.3.4 Normalisasi Data

Dataset yang digunakan memiliki nilai data yang beragam, terdapat data dengan nilai data yang berjumlah besar, terdapat juga data dengan nilai data yang kecil. Oleh Karena itu, untuk memudahkan proses eksekusi pemodelan, perlu adanya normalisasi data untuk mengubah nilai dati data menjadi data berskala 0 - 1.

```
dt = (dt-np.min(dt))/(np.max(dt)-np.min(dt))
print(dt)
```

Sehingga setiap nilai data berskala 0-1.

```
ZN-E
                     PH-E
                                       D00-E
0.717466 0.041916 0.500000 0.512548 0.510980 0.269841 0.739554
0.561347 0.086826 0.444444 0.512548 0.571791 0.460317
                                                      0.779944
0.352399 0.146707 0.388889 0.512548 0.715372 0.349206 0.789694
0.438315 0.101796 0.555556 0.567568 0.816723 0.373016 0.729805
0.496771 0.041916 0.611111 0.692568 0.661318 0.309524
                                                       0.718663
0.367589 0.001796 0.444444 0.189189 0.249155 0.309524 0.607242
0.392558 0.006587 0.500000 0.523649 0.407939
                                             0.293651 0.771588
0.373708 0.005988 0.277778 0.344595 0.443412
                                             0.325397
                                                       0.713092
0.351199 0.005988 0.222222 0.550676 0.744088 0.634921 0.722841
0.298862 0.003293
                  0.333333 0.388514 0.330236 0.134921
```

#### 1.3.5 Reduksi Dimensi

Dataset Trial.xlsx memiliki cukup banyak atribut, yaitu sebanyak 38 atribut yang berbeda. Jumlah atribut yang banyak akan menyulitkan proses pemodelan dan memperburuk kualitas dataset. oleh karena itu dibutuhkan proses reduksi dimensi untuk membuat atribut menjadi lebih sedikit. Metode proses reduksi dimensi yang digunakan adalah metode Principal Component Analysis (PCA). Principal Component Analysis (PCA) adalah salah satu metode reduksi dimensi pada machine learning. PCA akan memilih variabel-variabel yang mampu menjelaskan sebagian besar variabilitas data. PCA mengurangi dimensi dengan membentuk variabel-variabel baru yang disebut Principal Components.

```
pca = PCA(n_components=2)
fit_pca = pca.fit_transform(dt)
data_fit = pd.DataFrame(data = fit_pca, columns = ['PCA_1', 'PCA_2'])
```

```
PCA_1 PCA_2
-0.419269 -0.244035
-0.839763 -0.181101
-0.282144 -0.169161
-0.799293 -0.129454
-0.649815 -0.144493
....
0.978394 -0.190840
0.533344 -0.149866
0.480775 -0.097264
0.154976 0.191929
0.630016 -0.141099
```

### BAB 3 ALGORITMA

Algoritma K-MEANS merupakan algoritma yang membutuhkan parameter input sebanyak k dan membagi sekumpulan n objek kedalam k cluster sehingga tingkat kemiripan antar anggota dalam satu cluster tinggi sedangkan tingkat kemiripan dengan anggota pada cluster lain sangat rendah. Kemiripan anggota terhadap cluster diukur dengan kedekatan objek terhadap nilai mean pada cluster atau dapat disebut sebagai centroid cluster. Algoritma K-MEANS digunakan karena sederhana dan relatif mudah dan cepat.

### 3.1 Menentukan Centroid Awal

Centroid awal didapat dari data ke-1 sebagai centroid 1 dan data ke-2 sebagai centroid 2.

```
c1x1 = data_fit['PCA_1'][0]
c1x2 = data_fit['PCA_2'][0]

c2x1 = data_fit['PCA_1'][1]
c2x2 = data_fit['PCA_2'][1]
```

### 3.2 Perhitungan Jarak

Perhitungan jarak antara centroid dengan data menggunakan metode euclidean distance dengan rumus sebagai berikut:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

implementasi pada kode:

```
def hitungJarak(x1,x2,c1,c2):
    jarak = math.sqrt((x1-c1)**2 +(c2-x2)**2)
    return jarak
```

### 3.3 Clustering berdasarkan jarak terdekat

Melakukan clustering sesuai dengan jarak terdekat. Jika data berjarak lebih dekat dengan centroid 1, maka akan di assign pada cluster 1, sebaliknya, jika data berjarak lebih dekat dengan centroid 2, maka akan di assign pada cluster 2.

```
for i in range(len(data_fit)):
    j1 = hitungJarak(data_fit['PCA_1'][i],data_fit['PCA_2'][i],c1x1,c1x2)
    j2 = hitungJarak(data_fit['PCA_1'][i],data_fit['PCA_2'][i],c2x1,c2x2)
    if j1 < j2 :
        p1c1.append(data_fit['PCA_1'][i])
        p2c1.append(data_fit['PCA_2'][i])
    else:
        p1c2.append(data_fit['PCA_1'][i])
        p2c2.append(data_fit['PCA_2'][i])</pre>
```

### 3.4 Menghitung nilai rata-rata dari tiap cluster

Melakukan perhitungan terhadap nilai rata-rata pada tiap cluster yang nantinya akan menjadi nilai centroid baru.

```
mc1x1 = statistics.mean(p1c1)
mc1x2 = statistics.mean(p2c1)
```

### 3.5 Mengganti centroid lama dengan centroid baru

Hasil perhitungan nilai rata-rata pada tiap cluster akan menjadi nilai centroid baru untuk perulangan berikutnya. Jika hasil perhitungan rata-rata sama dengan nilai centroid sebelumnya, maka proses perulangan dihentikan dan berhasil mendapatkan hasil klasifikasi.

```
if(mc1x1 == c1x1 and mc1x2 == c1x2 and mc2x1 == c2x1 and mc2x2 == c2x2):
    break
else:
    c1x1 = mc1x1
    c1x2 = mc1x2

    c2x1 = mc2x1
    c2x2 = mc2x2
```

### 3.6 Implementasi kode

```
c1x1 = data_fit['PCA_1'][0]
c1x2 = data_fit['PCA_2'][0]

c2x1 = data_fit['PCA_1'][1]
c2x2 = data_fit['PCA_2'][1]

j = 1
while(True):
    print("Iterasi Ke- ",j)
    p1c1 = []
    p2c1 = []
    c1 = {
        "PCA_1":p1c1,
        "PCA_2":p2c1,
}
    pc1 = pd.DataFrame(c1)

p1c2 = []
    c2 = {
        "PCA_1":p1c2,
        "PCA_2":p2c2,
}
    pc2 = pd.DataFrame(c2)

print("Centroid 1: (",c1x1,",",c1x2,")")
    print("Centroid 2: (",c2x1,",",c2x2,")")
```

```
for i in range(len(data_fit)):
    j1 = hitungJarak(data_fit['PCA_1'][i],data_fit['PCA_2'][i],c1x1,c1x2)
    j2 = hitungJarak(data_fit['PCA_1'][i],data_fit['PCA_2'][i],c2x1,c2x2)
    if j1 < j2 :
        p1c1.append(data_fit['PCA_1'][i])
        p2c1.append(data_fit['PCA_2'][i])
    else:
        p1c2.append(data_fit['PCA_1'][i])
        p2c2.append(data_fit['PCA_2'][i])

mc1x1 = statistics.mean(p1c1)
mc1x2 = statistics.mean(p2c1)

mc2x1 = statistics.mean(p2c2)

plt.scatter(c1['PCA_1'], c1['PCA_2'], color = 'green')
plt.scatter(c2['PCA_1'], c2['PCA_2'], color = 'pink')
plt.scatter(c2x1, c1x2, color = 'Red')
plt.scatter(c2x1, c2x2, color = 'Red')
plt.title("Grafik Hasil Klasterisasi Cluster1 dan Cluster 2 pada Data PC1_1 dan PCA_2")
plt.show()</pre>
```

```
if(mc1x1 == c1x1 and mc1x2 == c1x2 and mc2x1 == c2x1 and mc2x2 == c2x2):
    break
else:
    c1x1 = mc1x1
    c1x2 = mc1x2

    c2x1 = mc2x1
    c2x2 = mc2x2

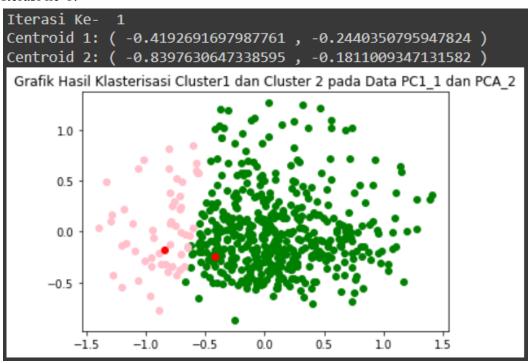
j = j + 1

pc1 = pd.DataFrame(c1)
print(pc1)
```

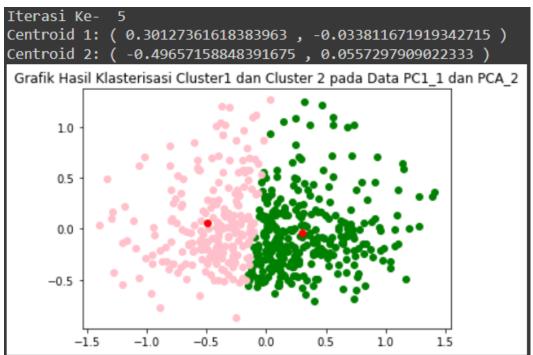
### BAB 4 HASIL DAN ANALISIS

Hasil dari clusterisasi menggunakan metode K-Means:

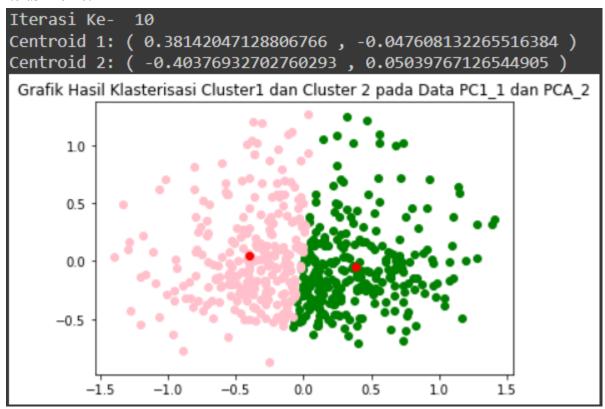
### Iterasi ke-1:



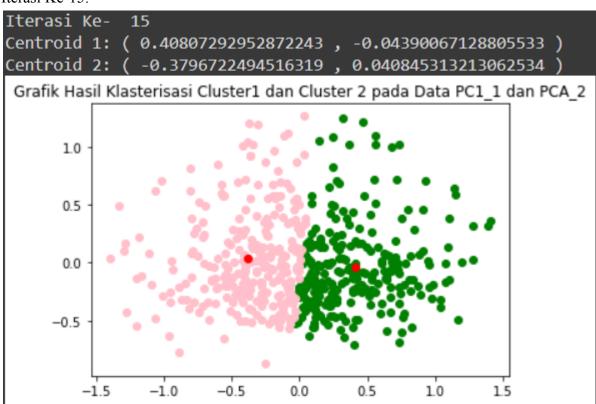
### Iterasi Ke-5:



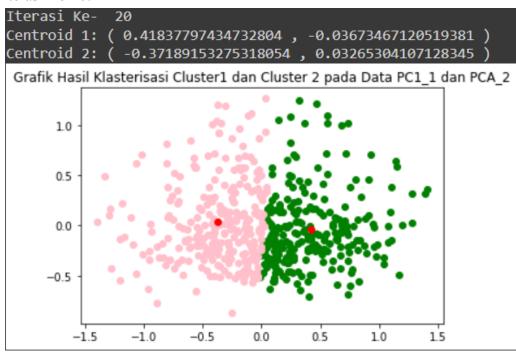
### Iterasi Ke-10:



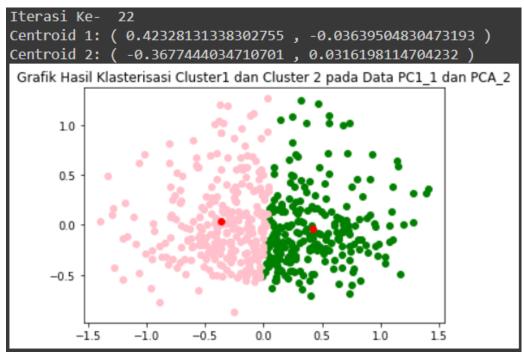
### Iterasi Ke-15:



#### Iterasi Ke-20:



#### Iterasi Ke-22:



Proses berhenti pada iterasi ke-22 data terbagi menjadi 2 cluster, diindikasikan berwarna pink dan hijau, pada awal iterasi terlihat cluster berwarna hijau lebih mendominasi, kemudian perlahan-lahan berkurang dan hasil akhir memperlihatkan data terbagi hampir rata antara cluster pink dengan cluster hijau, membuktikan bahwa proses clustering berjalan dan berhasil.

# Lampiran:

### Link Google Colab:

 $\underline{https://colab.research.google.com/drive/1GQ3\_EunUzp9T\_JVB-VMQYNbWTBnAvSMt?us}\\ \underline{p=sharing}$ 

### Link Video Presentasi:

 $\underline{https://drive.google.com/drive/folders/1hPVnuTuv0FDS\_65f\_wEFaNUjlPkDJD9P?usp=sharing}$