Assigment 3 Pattern Recognition Lab 2021-2022

In [1]:

import numpy as np
import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

```
%matplotlib inline
                 from sklearn.cluster import KMeans
                 import numpy as np
                 import warnings
                 warnings.filterwarnings('ignore') # σε περιπτωση που θα μας συστησει μια μεθοδο καλυτερα απο αυτην που μας βολέ
                  #και δεν θελουμε να εχει αυτο το κοκκινο warning απο κατω!
               Load the dataset
In [2]:
                 gl = pd.read csv('glass.csv') # Ανεβαζουμε τα δεδομενα
In [3]:
                 from sklearn import preprocessing
                 min max scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
                  \texttt{gl\_s} = \texttt{min\_max\_scaler.fit\_transform} \\  (\texttt{gl[['Rl','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]}) \\  \# \textit{Kavou} \\  \# \textit{Scale 0-1} \\  \text{Scale 0-1} \\  \text{Sc
In [4]:
                 X = gl[['Rl','Na']] #θελουμε να δουμε αποτελεσματα σχετικα με τα features αναλογια Na προς Rl
In [5]:
                 kmeans = KMeans(n_clusters = 6,random_state=0).fit(X) \#X\rho\eta\sigma\iota\rho\sigma\iota\sigma\iota\sigma\nu τον \alpha\lambda\gamma\rho\rho\iota\theta\rho\sigma k-means
                 centers = kmeans.cluster_centers_ # \beta \rho \iota \sigma \kappa \sigma \nu \mu \epsilon το \kappa \epsilon \nu \tau \rho \sigma \alpha \pi \sigma \kappa \alpha \theta \epsilon feature
                 centers
                array([[ 1.51766487, 12.82986842],
Out[5]:
                              [ 1.51907949, 14.11692308],
                              [ 1.52425429, 11.28142857],
                              [ 1.51843233, 13.41150685],
                              [ 1.51115 , 17.38
                              [ 1.51761556, 14.90333333]])
In [6]:
                 #y predicted = kmeans.fit predict(X)
                 y predicted = kmeans.fit predict(X) # κανουμε τα prediction και βλεπουμε σε ποιες ομαδες μπαινουν μαζι τα δεδομ
                 y predicted
                array([3, 1, 3, 3, 3, 0, 3, 3, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 5,
Out[6]:
                              0, 0, 3, 0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 3, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 3, 3,
                              0, 3, 3, 1, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 0, 0, 0, 3, 3, 3, 1, 3, 1, 3, 3,
                              0, 0, 0, 3, 5, 3, 0, 3, 0, 0, 3, 0, 1, 0, 0, 3, 3, 0, 1, 3, 3,
                              0, 0, 0, 0, 0, 3, 0, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 2, 0, 1, 3,
                              2, 2, 0, 3, 0, 3, 3, 3, 3, 3, 0, 3, 3, 0, 0, 1, 3, 1, 3, 3,
                              3, 3, 3, 3, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 0, 0, 0, 0, 3, 3, 3, 0, 3, 1, 3, 3,
                              0, 0, 3, 1, 3, 3, 3, 3, 1, 1, 0, 2, 2, 0, 0, 3, 3, 0, 0, 3, 0, 0,
                              1, 1, 1, 1, 1, 5, 1, 5, 4, 3, 1, 3, 5, 5, 1, 5, 1, 5, 5, 1, 1, 5,
                              1, 5, 5, 2, 5, 5, 5, 5, 5, 1, 1, 1, 5, 1, 1, 1])
In [7]:
                 X['cluster']=y predicted# προσθετουμε τα clusters διπλα απο τα values των Rl και Na
                  #Τα σπαμε ανα cluster
                 filtered label1 = X[X.cluster == 0]
                 filtered label2 = X[X.cluster == 1]
                 filtered label3 = X[X.cluster == 2]
                 filtered label4 = X[X.cluster == 3]
                 filtered label5 = X[X.cluster == 4]
                 filtered label6 = X[X.cluster == 5]
In [8]:
                  #Plotting τα αποτελεσματα
                 plt.scatter(filtered_label1.Rl , filtered_label1.Na , color = 'red')
                 plt.scatter(filtered label2.Rl , filtered label2.Na , color = 'blue')
                 plt.scatter(filtered label3.Rl , filtered label3.Na , color = 'green')
                 plt.scatter(filtered label4.Rl , filtered label4.Na , color = 'yellow')
                 plt.scatter(filtered label5.Rl , filtered label5.Na , color = 'pink')
                 plt.scatter(filtered label6.Rl , filtered label6.Na , color = 'black') #\mu\alpha\lambda\lambdaov \epsilonιναι Outlier
                 plt.scatter(centers[:,0], centers[:,1], c='purple', s=250, alpha=0.7,marker='*'); #Plot τα κεντρα των ομαδων αν
                 plt.xlabel('Rl')
                 plt.ylabel('Na')
                 plt.show()
                    17
                    16
```

Ward Linkage

1.515

1.520

1.525

RI

1.530

1.535

15

13

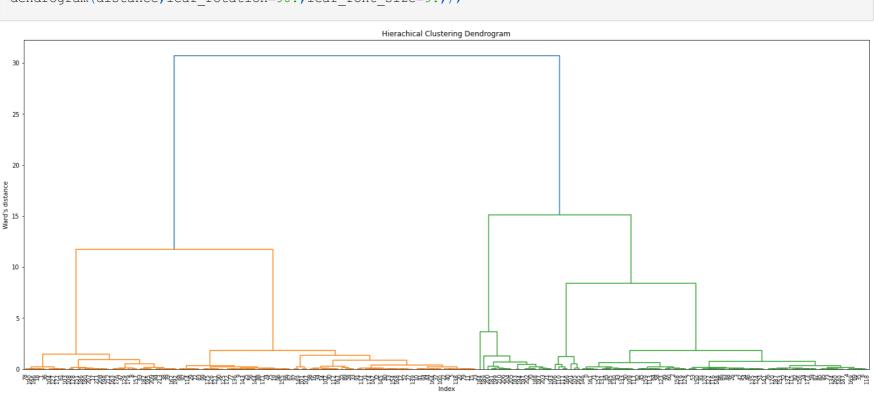
12

11

₽ 14

```
In [9]: from scipy.cluster.hierarchy import ward, dendrogram,linkage
    np.set_printoptions(precision=4, suppress=True)
    distance = linkage(X, 'ward') #Χρησιμοποιουμε την μεθοδο ward για να κανουμε το Linkage και μετα να
    #δημιουργηθει το δεντρογραμμα

# Dendrogram
    plt.figure(figsize=(25,10))
    plt.title("Hierachical Clustering Dendrogram")
    plt.xlabel("Index")
    plt.ylabel("Ward's distance")
    dendrogram(distance,leaf_rotation=90.,leaf_font_size=9.,);
```



Αυτό που παρατηρείται στην μέθοδο ιεραρχίας είναι ότι χρησιμοποιεί μια πολύ καλά δομημένη μέθοδο στην αναπαράσταση και υπολογισμό ενός dataset μέσο της ιεραρχίας και αυτό το κάνει με το να παίρνει τα δικά του clusters ενώ με την μέθοδο Κ-Means πρέπει να αποφασίσουμε εμείς το ποσά clusters θα βάλουμε και αυτό γίνεται συνήθως με την καμπύλη του αγκώνα η του γονάτου που αυτό θα υπολογίσει το ποσά clusters θα ήταν η καλύτερη λύση στο dataset μας. Ουσιαστικά στο K-means αλλάζει το κέντρο των clusters ανά Κ και αν πάρουμε ένα παράδειγμα με πίτσες αρχικά θα δούμε αποτελέσματα όπως μερικά διαμερίσματα να παραγγέλνουν πίτσες από το πιο κοντινό (σχετικά με την απόσταση) εστιατόριο και μετα αν πάρουμε το Μ.Ο από της 1ες ομάδες και ξανακάνουμε clustering (ανάλογα και το dataset) μπορεί να αλλάξει το κέντρο και μερικά διαμερίσματα να αλλάξουν το μαγαζί που πρωτοέπαιρναν πίτσα.