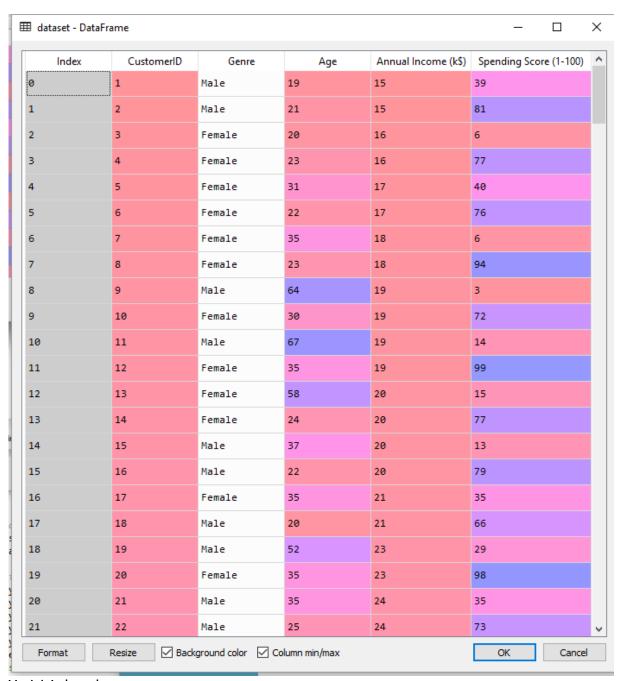
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import os
os.chdir('Calisma_Dizniniz')
dataset = pd.read_csv('Mall_Customers.csv')

Spyder varialble explorer ekranından veri setimizi görelim.



Veriyi Anlamak

Yukarıda görülen veri seti bir markete ait olsun. Market, müşterilerine dağıttığı üyelik kartları ile müşteri bilgileri ile satın alma bilgilerini kaydetmiş olsun. Niteliklerimiz sırasıyla şöyle: Müşteri Numarası (CustomerID), Cinsiyet (Gender), Yaş (Age), Yıllık Gelir (Annual Income) ve Harcama Skoru (Spending Score). Harcama Skoru müşterilerin geçmiş alış-veriş kayıtlarına dayanarak market tarafından 1 ile 100 arasında belirlenmiş bir puandır. Puan 1'e yaklaşması müşterinin daha az harcama yapan bir müşteri olduğunu gösterir. Market elindeki müşterileri segmentlere (kümelere) ayırmak ister. Kim bilir belki de her segmentteki müşteriyi ayrı ele alacak ve ona göre satış arttırma politikaları üretecektir. Kaç segment oluşacağı belli değildir.

Nitelikleri Seçmek

Yukarıda gördüğümüz niteliklerden bağımsız değişken olarak sadece yıllık geliri ve harcama skorunu kullanacağız.

X = dataset.iloc[:,[3,4]].values

Elimizde set var şimdi bunu K-Ortalamalar ile kümelemeye tabi tutacağız ancak algoritma bizden küme sayısı isteyecek. Bir <u>önceki</u> <u>yazımızda</u> bahsettiğimiz gibi küme sayısını bulmak için dirsek yönteminden (elbow method) yardım alacağız. Bunun için önce WCSS'i hesaplayıp küme sayısıyla brilikte WCSS deki değişimin çizgi grafiğini çizmeliyiz. Çizmeden rakamlara bakarak da bir karar verebiliriz ancak yine de çizelim. Öncelikle scikit-learn kütüphanesinden KMeans sınıfını indirelim

from sklearn.cluster import KMeans

Boş bir liste oluşturalım. Bu listeye for döngüsünde her bir küme sayısı içi WCSS değerlerini ekleyeceğiz. Küme sayısı için range() fonksiyonu ile 1'den 10'a kadar birer artan bir liste oluşturalım.

```
wcss = []
kume_sayisi_listesi = range(1, 11)
for i in kume_sayisi_listesi :
```

```
kmeans = KMeans(n_clusters = i, init = 'k-means++', max_iter = 300, n_init = 10,
random_state = 0)
kmeans.fit(X)
wcss.append(kmeans.inertia_)
```

For döngüsü içinde yer alan kodlar neler yapıyor biraz konuşalım. Öncelikle import ettiğimiz Kmeans sınıfından kmeans adında bir nesne oluşturuyoruz. Nesne oluştururken yapıcı fonksiyona (__init__) bazı parametreler gönderiyoruz. Bunlardan ilki küme sayısı olan n_clusters. for döngüsü i değişkeniyle her dönüşünde bir artarak küme sayısını parametre olarak n_clusters'a veriyor. init parametresi ise başlangıç noktalarını seçmek için ideal küme merkezlerini belirliyor. Hatırlarsanız rastgele başlangıç noktası tuzağından (random initialization trap) bahsetmiştik. kmeans++ parametresi bizi bu tuzaktan kurtaracak iyi başlangıç noktaları seçmemizi sağlıyor. Bir sonraki parametre max_iter algoritmanın nihai durumuna erişmesi için en fazla kaç iterasyon yapabileceğini belirler, varsayılan 300'tür. n_init ise küme merkezi başlangıç noktasının kaç farklı noktadan başlayabileceğini belirler. Son parametre random_state, bu işlemleri uygulayan herkesin aynı sonuçları elde etmesini sağlar. Nesne oluştuktan sonra fit() metodu ile nesne ile veri uyumunu gerçekleştiririz. Parametre olarak daha önce oluşturduğumuz X'i veriyoruz. for döngüsünden önce oluşturduğumuz wcss listesine kmeans nesnesinin inerita_ özelliğini ekliyoruz.

Dirsek Metodu Grafiği

Küme sayısını belirlemek için dirsek metodu grafiğimizi çizelim.

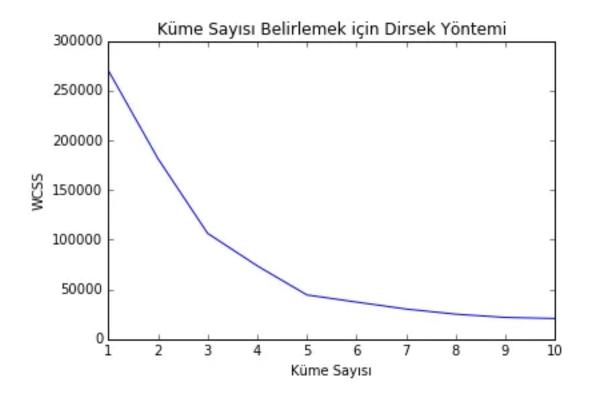
```
plt.plot(kume_sayisi_listesi, wcss)

plt.title('Küme Sayısı Belirlemek için Dirsek Yöntemi')

plt.xlabel('Küme Sayısı')

plt.ylabel('WCSS')

plt.show()
```

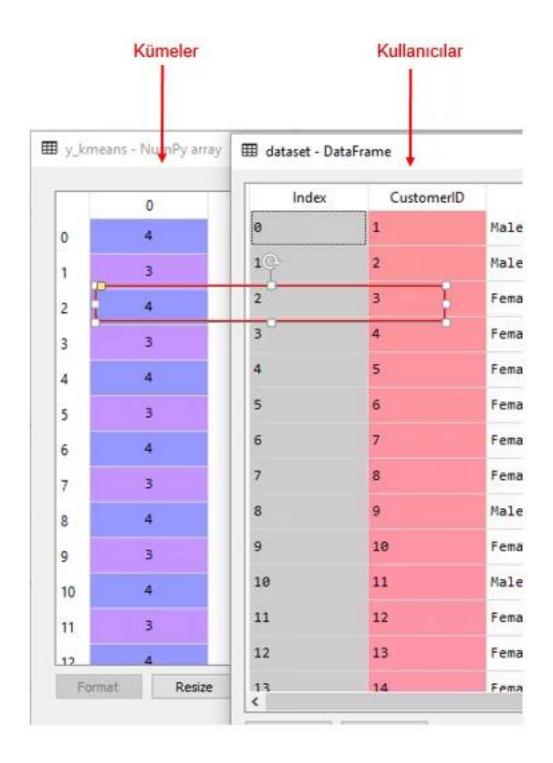


Grafikten ideal küme sayısının 5 olacağını görebiliriz. Şimdi for döngüsündeki küme sayısı 5 için çalışan satırı tekrarlayalım.

Belirlenen küme sayısına göre kümeleme yapmak

kmeans = KMeans(n_clusters = 5, init = 'k-means++', max_iter = 300, n_init = 10, random_state = 0)

y_kmeans = kmeans.fit_predict(X)



Yukarıdaki kodlarla toplam 200 ayrı kullanıcıyı 5 farklı kümeye yerleştirdik. Aşağıdaki resimde eşleşmenin belli bir kısmını görebiliyoruz.

Kümeleri grafikte göstermek

```
plt.scatter(X[y_kmeans == 0, 0], X[y_kmeans == 0, 1], s = 100, c = 'red', label = 'Küme 1')
```

```
plt.scatter(X[y_kmeans == 1, 0], X[y_kmeans == 1, 1], s = 100, c = 'blue', label = 'Küme 2')

plt.scatter(X[y_kmeans == 2, 0], X[y_kmeans == 2, 1], s = 100, c = 'green', label = 'Küme 3')

plt.scatter(X[y_kmeans == 3, 0], X[y_kmeans == 3, 1], s = 100, c = 'cyan', label = 'Küme 4')

plt.scatter(X[y_kmeans == 4, 0], X[y_kmeans == 4, 1], s = 100, c = 'magenta', label = 'Küme 5')

plt.scatter(kmeans.cluster_centers_[:, 0], kmeans.cluster_centers_[:, 1], s = 300, c = 'yellow', label = 'Küme Merkezleri')

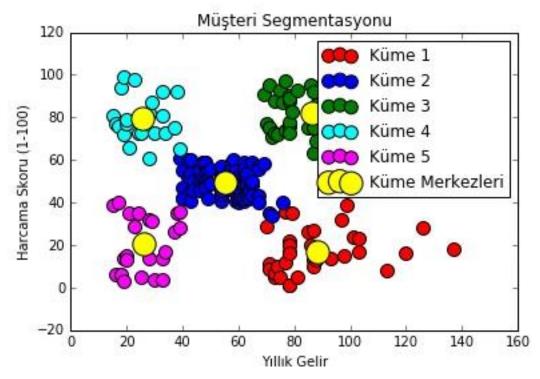
plt.title('Müşteri Segmentasyonu')

plt.ylabel('Yıllık Gelir')

plt.ylabel('Harcama Skoru (1-100)')

plt.legend()

plt.show()
```



Grafiğimizi oluşturduk. Şimdi daha iyi görebiliyoruz. Kümelerimizi tek tek inceleyelim. Küme 1'de yer alan müşteriler (kırmızı noktalar) Yıllık Geliri yüksek ancak harcama skoru düşük müşteriler. Market sahibi bu

müşterilerin daha fazla harcamasını sağlayacak tedbirler düşünebilir. Küme 2'deki müşteriler (mavi noktalar) ortalama gelir ve ortalama harcama skoruna sahipler ve birbirine çok benzeşiyor. Muhtemelen küme içi noktaların merkeze uzaklığının kareler ortalaması (wcss) bu kümede en yüksektir. Küme 3 (yeşil noktalar) yüksek gelirle birlikte yüksek harcama skoruna sahip müşteriler. Her market işletmesinin sahip olmak isteyeceği müşteri segmetidir. Market bu müşterileri elinde tutmak ve bu kümeye müşteri eklemek için gerekli politikaları üretip uygulamaya koyabilir. Küme 4'teki müşteriler (turkuaz mavi) düşük gelire sahip olmasına rağmen yüksek harcama skoruna sahip. Bu müşteriler muhtemelen kredi kartı batağında olan dikkatsiz müşterilerdir. Küme 5 (pembe) düşük gelire sahip ve harcama skoru düşük müşteriler. Bu müşterilere dikkatli ve tutumlu müşteriler olarak adlandırabiliriz.