## Tutorial da videoaula - Semana 5: Analise de agrupamento

Neste exercício, iremos fazer uma tarefa de agrupamento hierárquico usando o algoritmo **complete-linkage**. Para isso, vamos usar uma base de dados sobre consumidores de um shopping.

Esses dados contêm os seguintes campos:

• CustomerID: ID do cliente

Genre: gêneroAge: idade

• Annual Income (k\$): renda anual

• **Spending Score (1-100)**: pontuação de gastos - consumidores que gastam mais tem pontuação maior

Este exercício é baseado no exemplo retirado do artigo Hierarchical Clustering with Python and Scikit-Learn (<a href="https://stackabuse.com/hierarchical-clustering-with-python-and-scikit-learn/">https://stackabuse.com/hierarchical-clustering-with-python-and-scikit-learn/</a>) de Usman Malik, StackAbuse.

Os dados (<a href="https://stackabuse.s3.amazonaws.com/files/hierarchical-clustering-with-python-and-scikit-learn-shopping-data.csv">https://stackabuse.s3.amazonaws.com/files/hierarchical-clustering-with-python-and-scikit-learn-shopping-data.csv</a>) foram obtidos do artigo acima e também estão disponíveis neste link: <a href="https://raw.githubusercontent.com/higoramario/univesp-com360-mineracao-dados/main/shopping-data.csv">https://raw.githubusercontent.com/higoramario/univesp-com360-mineracao-dados/main/shopping-data.csv</a>.

- 1. Crie um novo notebook e inclua uma descrição para ele.
- 2. Nesta atividade, além das bibliotecas **pandas** e **numpy**, vamos importar a biblioteca **sklearn** (scikit learn) para usar o complete-linkage e a **matplotlib** para gerar gráficos. Também vamos usar a **scipy** para plotar o dendograma.

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import scipy.cluster.hierarchy as shc
from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering
plt.rcParams["figure.figsize"] = (15,10)
```

3. Importando a base de dados.

 $\label{eq:url} \textbf{url} = \colored{'https://raw.githubusercontent.com/higoramario/univesp-com360-mineracao-dados/main/shopping-data.csv'}$ 

```
shopping = pd.read_csv(url)
shopping.head()
```

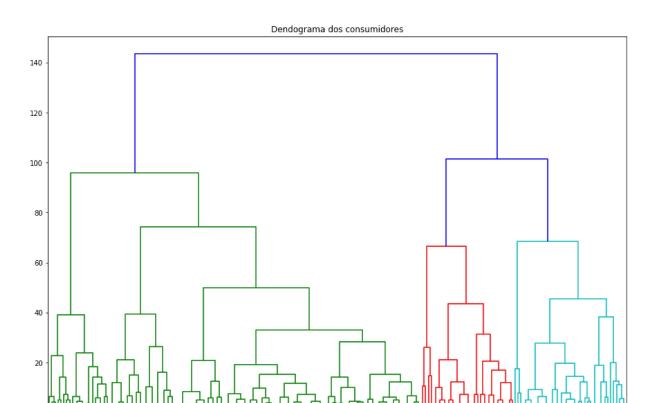
	CustomerID	Genre	Age	Annual Income (k\$)	Spending Score (1-100)
0	1	Male	19	15	39
1	2	Male	21	15	81
2	3	Female	20	16	6
3	4	Female	23	16	77
4	5	Female	31	17	40

4. Vamos ficar somente com as colunas **Annual Income** e **Spending Score** para poder ver os dados em um espaço bidimensional.

	Annual Income (k\$)	Spending Score (1-100)
0	15	39
1	15	81
2	16	6
3	16	77
4	17	40
•••		
195	120	79
196	126	28
197	126	74
198	137	18
199	137	83

5. Agora, vamos visualizar o dendograma usando o complete-linkage (parâmetro **method='complete'**), que vai nos indicar o número de grupos da base de dados.

```
plt.title("Dendograma dos consumidores")
dendograma = shc.dendrogram(shc.linkage(shopping_2d, method='complete'))
```



6. Observando o dendograma, as regiões com maior distância entre as linhas verticais contêm entre 2 e 7 grupos. Vamos usar o complete-linkage com 5 grupos para predizer a quais grupos as amostras pertencem. Vamos selecionar o número de grupos (n\_clusters), a medida de similaridade (affinity) usada é a distância euclidiana e o algoritmo (linkage) é o complete-linkage.

Como resultado, os valores de 0 a 4 indicam os grupos aos quais os objetos da base pertencem.

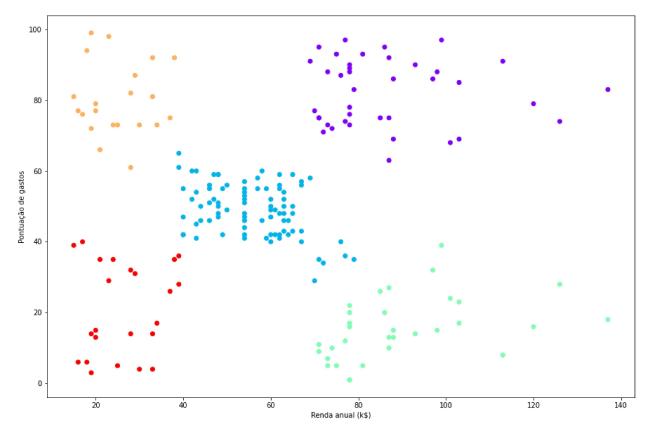
```
n_grupos = 5
grupos = AgglomerativeClustering(n_clusters=n_grupos, affinity='euclidean', linkage='complete')
grupos.fit_predict(shopping_2d)

array([4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4, 3, 4
```

```
1, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 1, 0, 2, 0, 1, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0, 2, 0])
```

7. A seguir, vamos ver o resultado do processo de agrupamento usando um gráfico de dispersão e pintando os objetos dos grupos com cores diferentes.

```
plt.scatter(shopping_2d['Annual Income (k$)'],shopping_2d['Spending Score (1-100)'],c=grupos.labels_,cmap='rainbow')
plt.xlabel('Renda anual (k$)')
plt.ylabel('Pontuação de gastos')
plt.show()
```



Os pontos parecem se ajustar bem aos cinco grupos. Os grupos vermelho e azul estão mais próximos, e talvez pudessem ser um grupo só. Os pontos do lado direito abaixo (verdes) representam consumidores com alto salário, mas que gastam pouco no shopping. Já os consumidores com alto salário e que gastam muito estão na parte

superior direita (roxos). Em azul, no centro do gráfico, estão os consumidores com renda e gastos médios, e assim por diante.

O modelo gerado pelo agrupamento pode ser usado, por exemplo, para direcionar promoções específicas para esses perfis de consumidores.

- 8. Para trazer mais informações para o gráfico de dispersão, podemos adicionar rótulos para os pontos. O código abaixo faz isso.
  - 8.1: Usamos a função **subplots()**, que retorna a figura e os eixos do gráfico.
  - 8.2: No eixo do gráfico, criamos o gráfico de dispersão.
  - 8.3: Iteramos sobre o dataframe original para pegar o gênero dos consumidores.
  - 8.4: Para não poluir a visualização, só vamos incluir rótulos para o gênero somente com F (feminino) e M (masculino).
  - 8.5: A função annotate adiciona o rótulo do valor passado como primeiro parâmetro (F ou M) no ponto passado como segundo parâmetro: shopping\_2d['Annual Income (k\$)'], shopping\_2d['Spending Score (1-100)'].

```
fig, eixo = plt.subplots()

plt.scatter(shopping_2d['Annual Income (k$)'],shopping_2d['Spending Score (1-100)'],c=grupos.labels_,cmap='rainbow')

eixo.set_xlabel('Renda anual (k$)')

eixo.set_ylabel('Pontuação de gastos')

# iterando sobre o dataframe original, que tem o gênero dos consumidores

for i, texto in enumerate(shopping['Genre']):

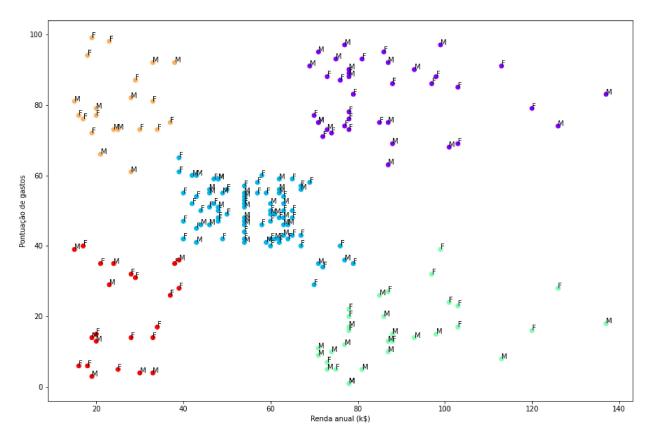
    if texto == 'Female':

        eixo.annotate('F', (shopping.iloc[i]['Annual Income (k$)'],shopping.iloc[i]['Spending Score (1-100)']))

else:

    eixo.annotate('M', (shopping.iloc[i]['Annual Income (k$)'],shopping.iloc[i]['Spending Score (1-100)']))

plt.show()
```



Com isso, concluímos esse tutorial. Você pode aprimorar seus conhecimentos analisando outras bases de dados do seu interesse. Experimente outros atributos desta base para explorar mais o agrupamento hierárquico. Tente usar também o algoritmo single-linkage e veja as diferenças.