

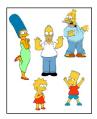
Análise de Agrupamento - Parte II

 Método de agrupamento hierárquico criam uma hierarquia de partições

 A hierarquia de partições é representada em um formato de árvore

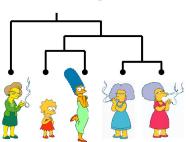
 Níveis mais baixos da hierarquia representam grupos mais gerais e níveis mais altos representam grupos mais específicos

Particional



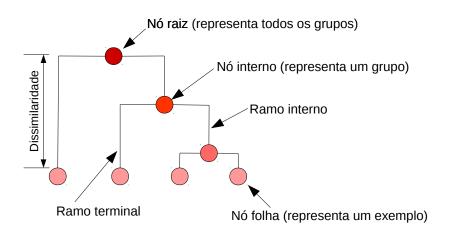


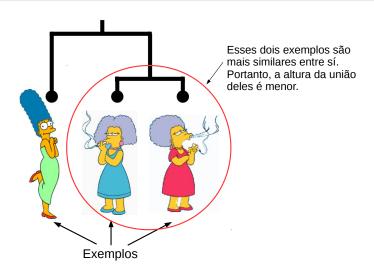
Hierárquico

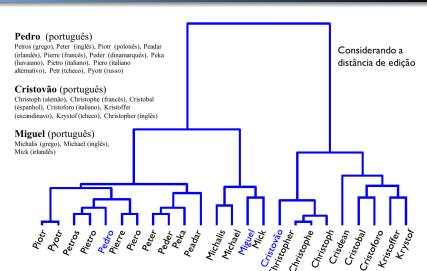


 Usualmente o resultado de um procedimento de agrupamento hierárquico é representado no formato de uma dendrograma

 No dendrograma, além de apresentar uma estrutura de árvore que representam os grupos e subgrupos que foram unidos durante o procedimento de agrupamento hierárquico, também apresenta a dissimilaridade entre os grupos, a qual é determinada pela "altura" da união dos grupos

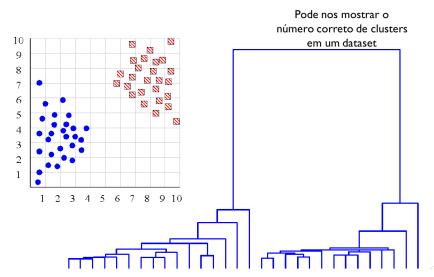


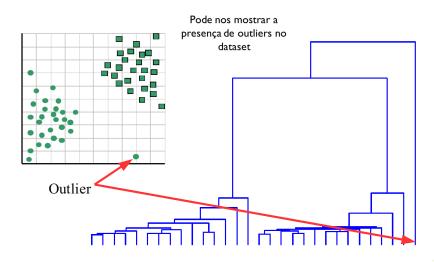




 Além da hierarquia de grupos e as dissimilaridades entre os grupos, o dendrograma pode nos fornecer outras informações úteis:

- Presença de outliers no conjunto de dados
- Número natural de grupos no conjunto de dados





 Se no agrupamento particional uma análise combinatorial para gerar todos os possíveis grupos de objetos já era inviável...

 No agrupamento hierárquico gerar todas as possíveis hierarquias de grupos também é intratável...

Solução: heurísticas / algoritmos gulosos

Existem duas abordagem para se gerar as hierarquias de grupos

• Aglomerativa (bottom-up)

Divisiva (top-down)

Passos

Inicialmente cada objeto é um grupo

- Paça até haver um único grupo
 - Unir o par de grupos mais próximo

- Os algoritmo aglomerativos realizam o processo de agrupamento baseados em uma matriz de proximidades (usualmente a proximidade é uma distância)
- Essa matriz possui uma dimensão $|\mathcal{D}| \times |\mathcal{D}|$, na qual \mathcal{D} representa o conjunto de exemplos de base de dados
- As células dessa matriz armazenam a proximidade entre os grupos
- Usualmente considera-se uma matriz triangular para economizar memória

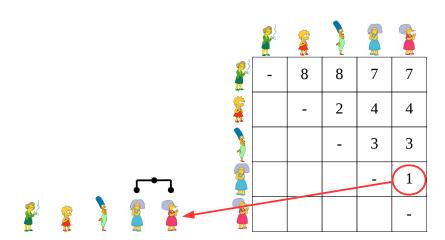
Exemplo de uma matriz de dissimilaridade inicial (considerando cada objeto como grupo)

$$D(\cancel{k},\cancel{k}) = 8$$
$$D(\cancel{k},\cancel{k}) = 1$$

	?				
	1	8	8	7	7
H ON		-	2	4	4
			-	3	3
				-	1
					-

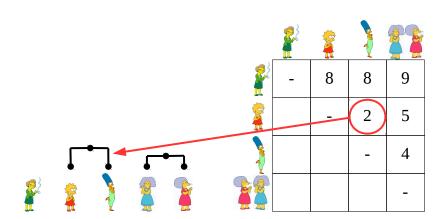
 A cada passo, o algoritmo vai escolher qual o "melhor" par de grupos a serem unidos

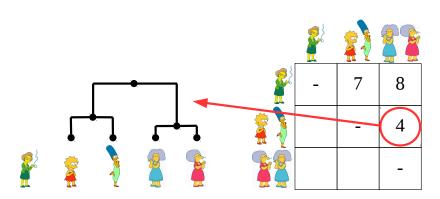
 Esse "melhor" para de grupos vai ser sempre escolhido com base nas informações da matriz de proximidade

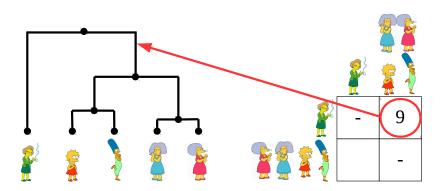




- Novamente, são escolhidos dois pares de grupos para serem unidos
- Entretanto, observe agora que têm-se 4 grupos ao invés de 5
- A matriz de distância deve refletir essa atualização
- Deve-se agora considerar a distância dos outros grupos para o novo grupo







Single-Linkage Complete-Linka Average-Linkag Considerações

Agrupamento Hierárquico Aglomerativo

 Já foi mostrado nesta disciplina como calcular a proximidade entre dois objetos

Porém, como calcular a proximidade entre grupos de objetos?

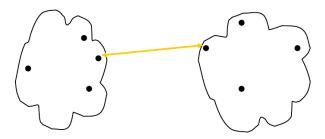


 A forma de como calcular a proximidade entre os grupos irá definir o algoritmo de agrupamento hierárquico aglomerativo

- Os algoritmos mais tradicionais são:
 - Single-linkage (Min-distance)
 - Complete-linkage (Max-distance)
 - Average-linkage

Single-Linkage

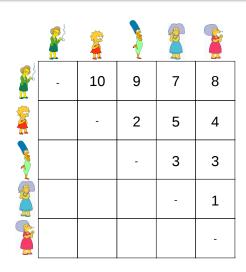
• A distância entre dois grupos é dada pela menor distância entre um objeto x pertencente a um grupo C_a e um objeto y pertencente a um grupo C_b



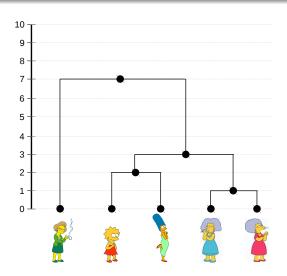
$$D(C_a, C_b) = \min(d(x, y)), x \in C_a, y \in C_b$$

Single-Linkage Complete-Linkag Average-Linkage Considerações

Single-Linkage

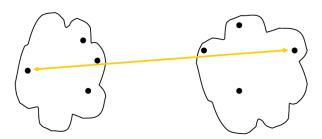


Single-Linkage



Complete-Linkage

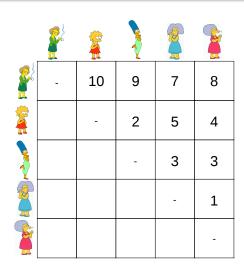
• A distância entre dois grupos é dada pela maior distância entre um objeto x pertencente a um grupo C_a e um objeto y pertencente a um grupo C_b



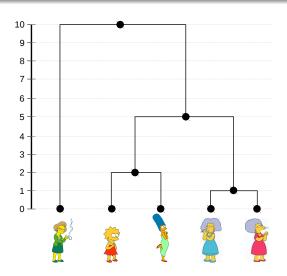
$$D(C_a, C_b) = \max(d(x, y)), x \in C_a, y \in C_b$$

Single-Linkage Complete-Linkag Average-Linkage Consideracões

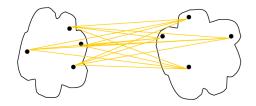
Single-Linkage



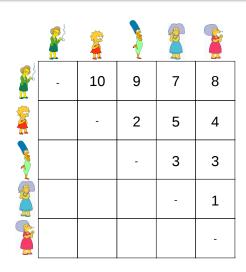
Single-Linkage

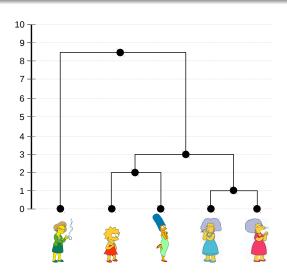


• A distância entre dois grupos é dada pela média da distância entre cada par de objetos (x,y) tal que $x \in C_a$ e $y \in C_b$ – Unweighted Pair Group Method with Arithmetic mean (UPGMA)



$$D(C_a, C_b) = \frac{\sum_{x \in C_a} \sum_{y \in C_b} d(x, y)}{|C_a| * |C_b|}$$





Single-Linkage Complete-Linkage Average-Linkage Considerações

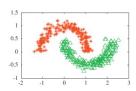
Considerações sobre Agrupamento Hierárquico Aglomerativo

• Complexidade de Espaço: $O(|\mathcal{D}^2|)$

• Complexidade de Tempo: $O|\mathcal{D}^3|$ ou $O|\mathcal{D}^2log(\mathcal{D})|$

Single-Linkage

• Capaz de capturar grupos em formatos não globulares



Complete-Linkage

• Tende a formar grupos globulares

Tende a quebrar grupos grandes

• Meio termo entre Single-Linkage e Average Linkage

• A tendência é que forme grupos em formatos globulares

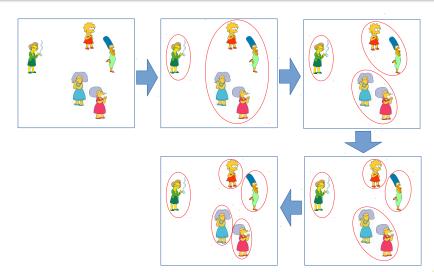
Agrupamento Hierárquico Divisivo

Passos

- Inicialmente todos os objetos são alocados em um único grupo
- Faça até haver um objeto por grupo ou até atingir um número de grupos desejado
 - Dividir um grupo existente em dois grupos

• O algoritmo mais tradicional é o Bisecting k-Means

• Corresponde à aplicação do algoritmo k-Means com k=2 a cada grupo, gerado assim sucessivas divisões e, portanto, uma hierarquia de divisões



Como escolher qual grupo vai ser dividido?



Grupo com maior tamanho

• Grupo com maior erro quadrático médio

Considerações sobre o Agrupamento Hierárquico Divisivo

- Complexidade de espaço é menor que o do agrupamento aglomerativo: |D| + |C|
- Complexidade de tempo também é menor $|D|^2 \times |C|$
- Vale ressaltar que o algoritmo divisivo pode ser parado antes
 → pode-se definir um número de grupos
- Vale ressaltar [2] que assim como no k-Means, idealmente há de se executa múltiplas inicializações de centroides e escolher aquela que provê o melhor resultado

Dendrograma

• Altura do dendrograma

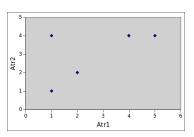
Distância entre os centroides dos grupos

Erro quadrático do grupo

Exercício

Execute o algoritmo *Bisecting k-Means* para o conjunto de dados apresentado abaixo. Considere a distancia Euclidiana como medida de proximidade. Considere os centroides da primeira divisão $c_1 = \{1,3\}$ e $c_2 = \{4,3\}$, e os centroides da segunda divisão como sendo $c_1 = \{2,1\}$ e $c_2 = \{1,3\}$. Por fim, construa o dendrograma considerando o erro quadrático como altura das junções.

ID	Atr 1	Atr2
1	1	1
2	2	2
3	1	4
4	4	4
5	5	5



Material Complementar

Hierarchical clustering

https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical_clustering

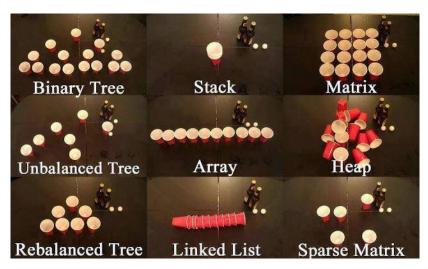
Hierarchical Clustering

https://www.kdnuggets.com/2019/09/hierarchical-clustering.html

Começando com Orange 05: Clustering Hierárquico

https://www.youtube.com/watch?v=dJ5z2SRwzgs&vl=pt

Imagem do Dia



Inteligência Artificial http://lives.ufms.br/moodle/

Rafael Geraldeli Rossi rafael.g.rossi@ufms.br

Slides baseados no material do Prof. Bruno Nogueira

Referências Bibliográficas I