# Aprendizaje no supervisado

# 3.1. Agrupamiento jerárquico: Aglomerativo

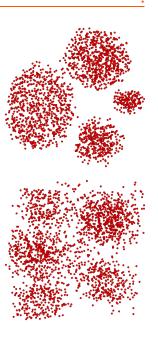
Javier Sevilla



Universidad Internacional de Valencia Agrupamiento

## Tipos de algoritmos de agrupamiento

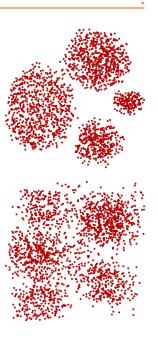
- ► Basados en particiones
- Jerárquicos
- Espectrales
- ► Basados en densidad
- Probabilísticos



Agrupamiento

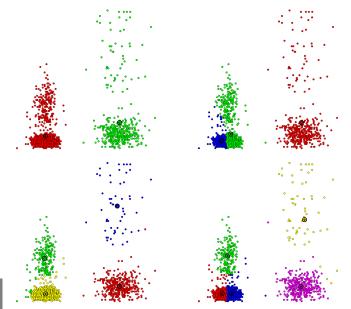
## Tipos de algoritmos de agrupamiento

- ► Basados en particiones
- Jerárquicos
- Espectrales
- ► Basados en densidad
- Probabilísticos





Elegir el número de clústeres (K)

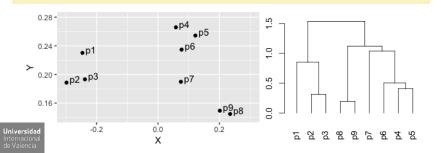




## Un continuo de particiones de los datos

Se particiona el dataset desde K=1 hasta K=n

\*\* ¿Cuál es la mejor partición?



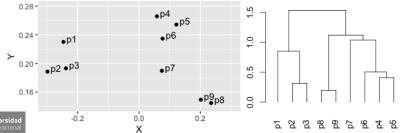
## Un continuo de particiones de los datos

Se particiona el dataset desde K = 1 hasta K = n

\*\* ¿Cuál es la mejor partición?

## Algoritmos:

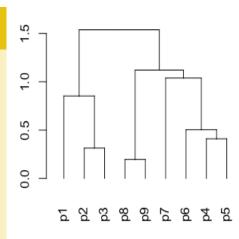
- ► Aglomerativo
- Divisivo





# Representación gráfica de un agrupamiento jerárquico

- ► Cada nodo, es un conjunto de ejemplos (clúster)
- ► Los clústeres se van uniendo/separando según criterios de distancia
- La longitud de las líneas verticales indica la distancia entre los clústeres que se unen/separan





#### Intuición

Si no conozco cuántos grupos/clústeres hay, de entrada no voy a elegir el número  ${\cal K}$ 

Los clústeres se forman de ejemplos que están cercanos entre ellos

El concepto de cercanía puede ser relativo:

- Términos absolutos: La similitud entre estos dos clústeres es...
- 2. **Términos relativos**: Los dos clústeres más similares entre sí son...
- \*\* De manera equivalente, podemos hablar de lejanía/diferencia



Aglomerativo

## Aglomeración

Partiendo de K=n, se van uniendo iterativamente pares de clústeres hasta K=1 de manera voraz

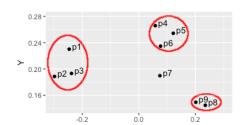
- 0. Al principio, cada ejemplo tiene su propio clúster
- 1. Tras la primera unión, existen K=n-1 clústeres (todos unitarios, menos uno clúster que tiene 2 elementos)
- i. Tras la i-ésima unión, existen  $\mathcal{K}=n-i$  clústeres
- n-1. El algoritmo acaba cuando  ${\cal K}=1$  (se unen los dos últimos clústeres en un clúster con todos los ejemplos)

Aglomerativo

#### Dos cuestiones

A medida que avanza el algoritmo...

¿qué dos clústeres se deben unir en cada paso?





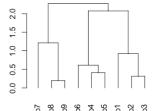
#### Dos cuestiones

A medida que avanza el algoritmo...

¿qué dos clústeres se deben unir en cada paso?

Al final del algoritmo, si queremos un partición concreta,

¿con qué partición nos quedamos?





Aglomerativo

#### Primera cuestión

A medida que avanza el algoritmo...

¿qué dos clústeres se deben unir en cada paso?

El par de clústeres,  $S_A^*$  y  $S_B^*$ , con menor disimilitud interclúster:

$$\{S_A^*, S_B^*\} = \arg\min_{\{S_A, S_B\}} d(S_A, S_B)$$

Aglomerativo

#### Primera cuestión

A medida que avanza el algoritmo...

¿qué dos clústeres se deben unir en cada paso?

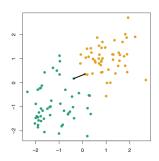
El par de clústeres,  $S_A^*$  y  $S_B^*$ , con menor disimilitud interclúster:

$$\{S_A^*, S_B^*\} = \arg\min_{\{S_A, S_B\}} d(S_A, S_B)$$

¿cómo se mide la disimilitud interclúster?

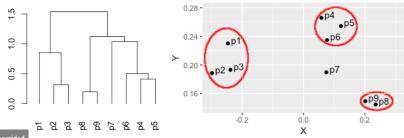
$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Disimilitud mínima



$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

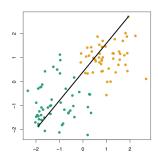
## Disimilitud mínima





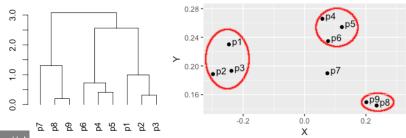
$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Disimilitud máxima



$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

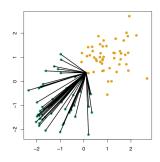
## Disimilitud máxima





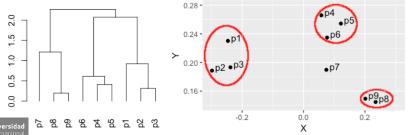
$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| \cdot |S_B|} \sum_{x_a \in S_A} \sum_{x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Disimilitud media



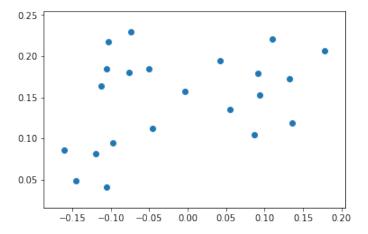
$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| \cdot |S_B|} \sum_{x_a \in S_A} \sum_{x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Disimilitud media



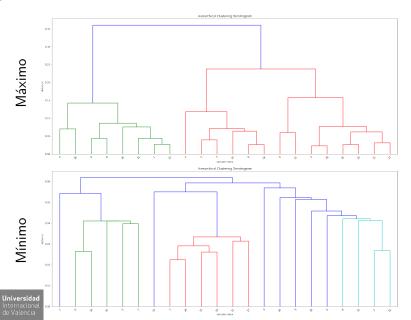


Aglomerativo



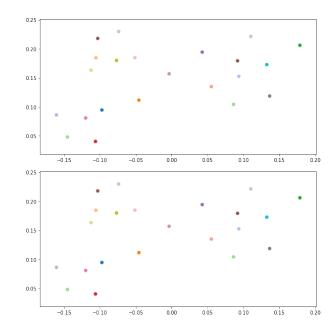


Aglomerativo



Aglomerativo



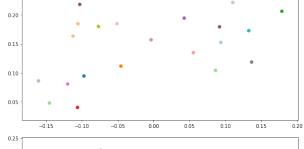


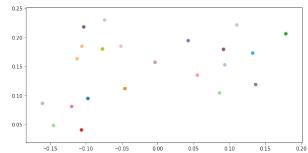


0.25

Aglomerativo





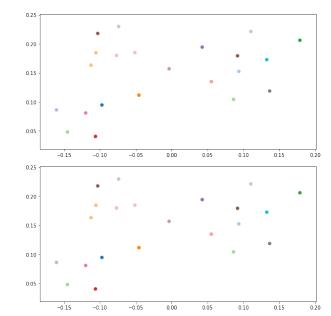




Aglomerativo



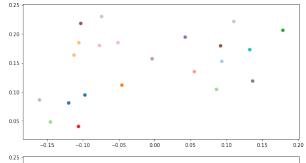


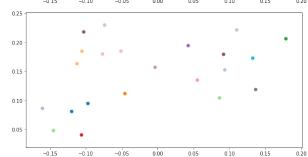




Aglomerativo







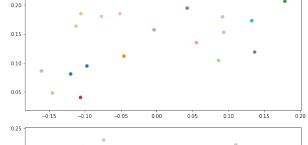


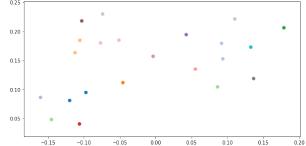


0.25

Aglomerativo







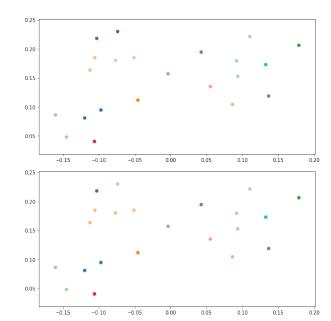




Aglomerativo





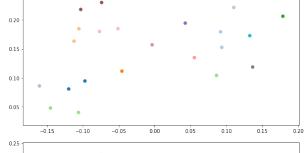


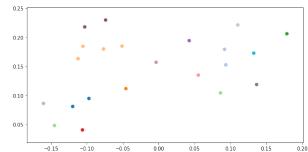


0.25

Aglomerativo











0.25

0.20

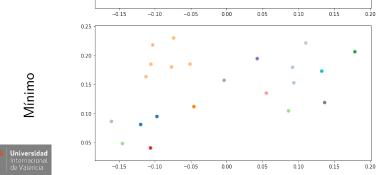
0.15

0.10

0.05

Aglomerativo

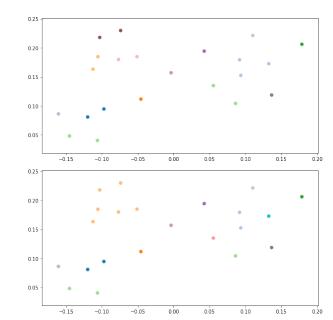






Aglomerativo

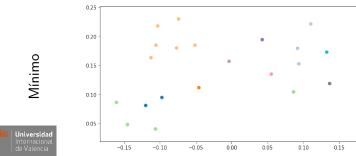


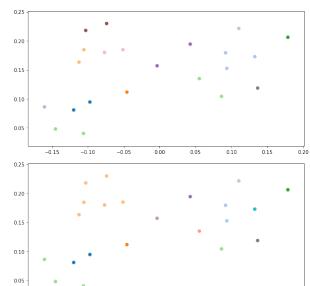




Aglomerativo





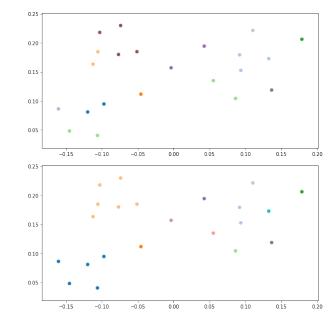


0.20

## Aglomerativo





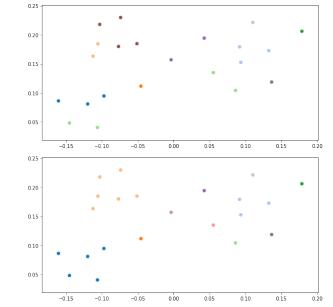




Aglomerativo



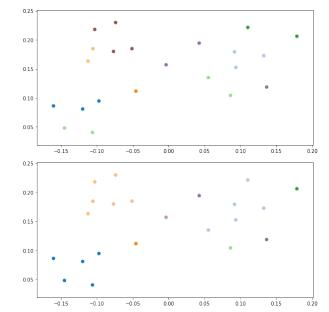






## Aglomerativo

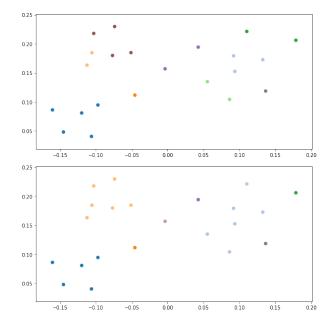






Aglomerativo



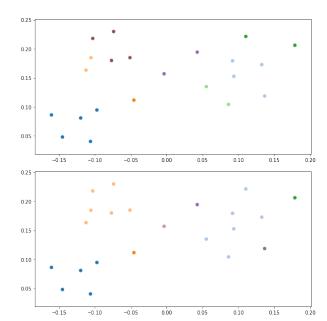




## Aglomerativo









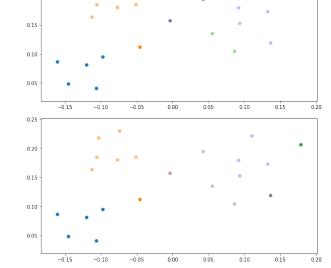
0.25

0.20

Aglomerativo









0.25

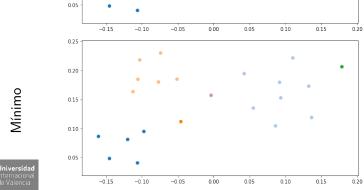
0.20

0.15

0.10

Aglomerativo

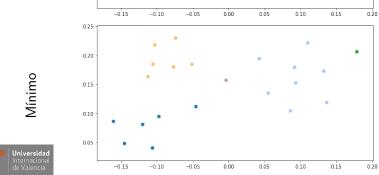


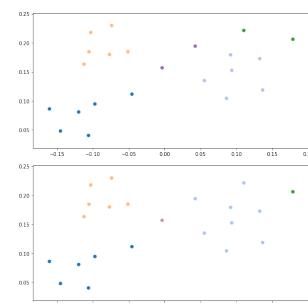




Aglomerativo



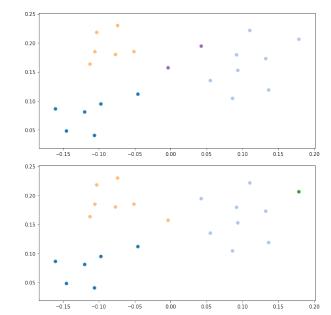




Aglomerativo





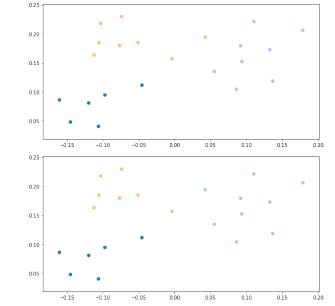




Aglomerativo





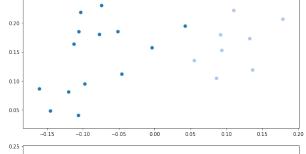


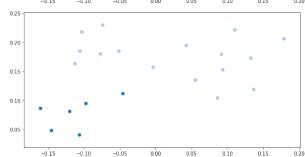


0.25

Aglomerativo











0.25

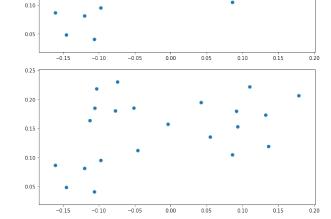
0.20

0.15

Aglomerativo







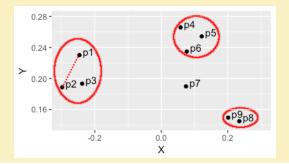


## Tipos de clústeres obtenidos según criterio de unión

Definamos el concepto de diámetro de un clúster,  $S_K$ :

$$d(S_K) = \max_{x_i, x_j \in S_K} d(x_i, x_j)$$

Disimilitud máxima entre dos elementos del clúster  $S_K$ 



## Tipos de clústeres obtenidos según criterio de uniór

Disimilitud mínima:

$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

Disimilitud máxima:

$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A: x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| + |S_B|} \sum_{x \in S_a} \sum_{x_b \in S_a} d(x_a, x_b)$$

## Tipos de clústeres obtenidos según criterio de uniór

Disimilitud mínima:

$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

- Clústeres de ejemplos similares que pueden no formar una unidad compacta Idea de la cadena
- El diámetro puede salir perjudicado

Disimilitud máxima:

$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| + |S_B|} \sum_{x_a \in S_A} \sum_{x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Tipos de clústeres obtenidos según criterio de unión

Disimilitud mínima:

$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

Disimilitud máxima:

$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

- Clústeres compactos con diámetro reducido
  - Se minimiza el diámetro, precisamente La disimilitud máxima intraclúster es, tras la unión, el diámetro del nuevo clúster
- ▶ Puede separar en clústeres diferentes a ejemplos muy similares

$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| + |S_B|} \sum_{x_a \in S_A} \sum_{x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

## Tipos de clústeres obtenidos según criterio de unión

Disimilitud mínima:

$$d(S_A, S_B) = \min_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

Disimilitud máxima:

$$d(S_A, S_B) = \max_{x_a \in S_A; x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

$$d(S_A, S_B) = \frac{1}{|S_A| + |S_B|} \sum_{x_a \in S_A} \sum_{x_b \in S_B} d(x_a, x_b)$$

- Escenario intermedio
- Clústeres relativamente compactos
- ▶ Junta elementos no necesariamente muy similares

#### Ventajas

- ► Intuitivo
- Conceptualmente sencillo
- ► Funciona con clústeres de diferente tamaño
- ▶ Una decisión de entrenamiento: criterio de unión
- Diferentes criterios
- Puede funcionar con diferentes medidas de distancia



#### Desventajas

- ► Lento
- ▶ Problemas al lidiar con clústeres de diferente densidad

#### Desventajas

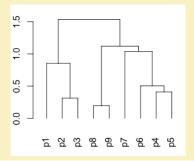
- ▶ Lento
- Problemas al lidiar con clústeres de diferente densidad
- ► ¿Qué partición elegir?



## Elección de una partición

Elegir una altura en la jerarquía donde cortar

- ► Número de clústeres concreto (fijando K)
- ► Máxima distancia en la unión de clústeres



# Gracias