

# Clustering: algoritmo C-medias 1

Alfons Juan Albert Sanchis Jorge Civera

Departamento de Sistemas Informáticos y Computación

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Para una correcta visualización, se requiere Acrobat Reader v. 7.0 o superior

### **Objetivos formativos**

- Analizar el problema del clustering particional bajo el criterio
   Suma de Errores Cuadráticos
- Aplicar el *algoritmo C-medias de Duda y Hart*
- Aplicar el *algoritmo C-medias convencional*



## Índice

1	Clustering particional	3
2	Criterio "Suma de Errores Cuadráticos" (SEC)	4
3	Algoritmo C-medias de Duda y Hart	6
4	Algoritmo C-medias convencional	9



### 1. Clustering particional

El *aprendizaje no supervisado* o *clustering* es un problema clásico del *aprendizaje automático* 

El *clustering particional* es una de sus aproximaciones usuales:

■ Asumimos disponible una *función criterio* J para evaluar la calidad de cualquier partición de N datos en C clústers:

$$J(\Pi) : \Pi = \{X_1, \dots, X_C\}$$

■ El problema del clustering se aproxima como:

$$\Pi^* = \underset{\Pi = \{X_1, \dots, X_C\}}{\operatorname{arg \, min}} J(\Pi)$$



### 2. Criterio "Suma de Errores Cuadráticos" (SEC)

La SEC de una partición  $\Pi = \{X_1, \dots, X_C\}$  se define como:

$$\boxed{J(\Pi)} = \sum_{c=1}^{C} \underline{J_c}$$

donde  $J_c$  es la **distorsión** del clúster c,

rsión del clúster 
$$c$$
,  $a \in \mathbb{R}^2$  norme wadrado  $J_c = \sum_{\boldsymbol{x} \in \underline{X_c}} \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m_c}\|^2$ ,  $\|\boldsymbol{\alpha}\| = \left( \left\| \boldsymbol{\alpha_c}^{\mathbf{Z}} + \boldsymbol{\alpha_c}^{\mathbf{Z}} \right\|^2 \right)$ 

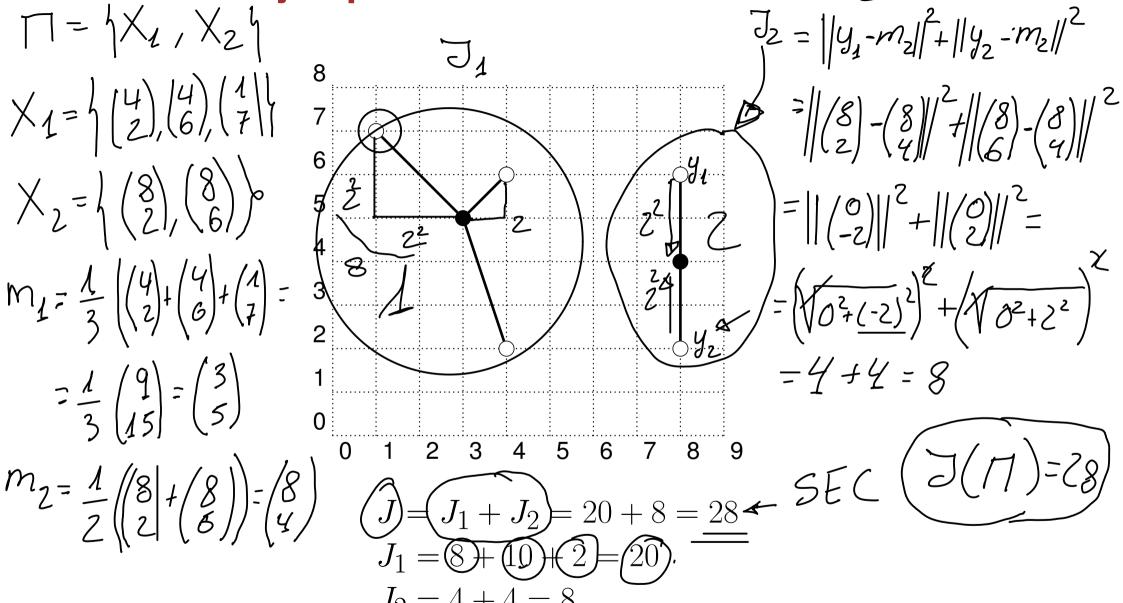
siendo  $m_c$  la *media* o *centroide* del clúster c,

$$\widehat{\boldsymbol{m}_{c}} = \overline{n_{c}} \sum_{\boldsymbol{x} \in X_{c}} \boldsymbol{x}$$

y  $n_c$  su talla.



Ejemplo de cálculo de la SEC







### 3. Algoritmo C-medias de Duda y Hart

Dada una partición  $\Pi = \{X_1, \dots, X_C\}$ , el incremento de la SEC debido a la transferencia de un dato  $\boldsymbol{x}$  del clúster i al j es:

$$\Delta J = \frac{n_j}{n_j + 1} \| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_j \|^2 - \frac{n_i}{n_i - 1} \| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_i \|^2$$

La transferencia será provechosa si  $\triangle J < 0$ , esto es, si:

$$\frac{n_j}{n_j+1} \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_j\|^2 < \frac{n_i}{n_i-1} \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_i\|^2$$

Dada una partición inicial, el *algoritmo C-medias de Duda y Hart* [1, 2] aplica transferencias provechosas sucesivas . . .



### Algoritmo C-medias de Duda y Hart (cont.)

- *Entrada:* una partición inicial,  $\Pi = \{X_1, \dots, X_C\}$
- *Salida:* una partición optimizada,  $\Pi^* = \{X_1, \dots, X_C\}$
- Método:

Calcular medias y J

#### repetir

para todo dato x

Sea i el clúster en el que se encuentra  $oldsymbol{x}$ 

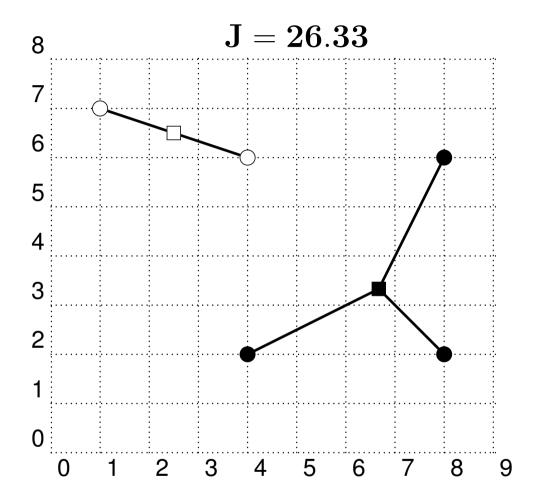
Hallar un  $j^* \neq i$  que minimice  $\triangle J$  al transferir  $\boldsymbol{x}$  de i a  $j^*$ 

Si  $\triangle J < 0$ , transferir  $\boldsymbol{x}$  de i a  $j^*$  y actualizar medias y J

hasta no encontrar transferencias provechosas



### Ejemplo: aplicación del C-medias de Duda y Hart



Partición optimizada





### 4. Algoritmo C-medias convencional

La condición de Duda y Hart se cumple si se cumple la condición:

$$\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_j\|^2 < \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{m}_i\|^2$$

Esta condición es la base del algoritmo C-medias convencional:

- Entrada: una partición inicial
- Salida: una partición optimizada
- Método:

#### repetir

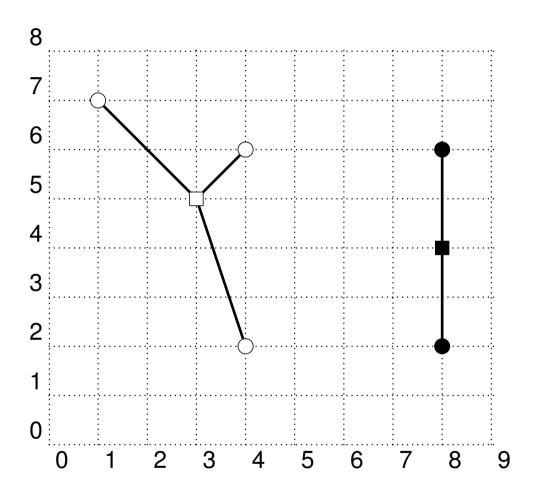
Calcular las medias de los clústers

Reclasificar los datos según sus medias más cercanas

hasta que no se reclasifique ningún dato



### Ejemplo: aplicación del C-medias convencional



Partición optimizada





#### Referencias

- [1] R. O. Duda and P. E. Hart. *Pattern Classification and Scene Analysis*. Wiley, 1973.
- [2] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification*. Wiley, 2001.

