

# PECL4 - Fundamentos de la ciencia de datos

Mario Adi<sup>1</sup>n Herrero      Alberto Gonzi<sup>1</sup>lez Marti<sup>1</sup>nez  
Branimir Stefanov Yanev      Diego Gutii<sup>1</sup>rrez Marco

22 de diciembre de 2020

## Resumen

En el siguiente documento se presentan los resultados y la soluci<sup>1</sup>n de la PECL4 del laboratorio de Fundamentos de la Ciencia de los Datos. En esta ocasi<sup>1</sup>n realizaremos una clasificaci<sup>1</sup>n no supervisada de los datos siguiendo el ejercicio realizado en teoría. Para la resoluci<sup>1</sup>n del ejercicio utilizaremos el m<sup>1</sup>todo k-means, que nos permite clasificar estos elementos en funci<sup>1</sup>n de diferentes centroides.

## 1. Introducci<sup>1</sup>n - Clasificaci<sup>1</sup>n no supervisada

En esta pr<sup>1</sup>ctica utilizaremos el m<sup>1</sup>todo de clasificaci<sup>1</sup>n no supervisada k-means como algoritmo para realizar la clasificaci<sup>1</sup>n. Partiendo de una muestra dada, utilizaremos la media aritm<sup>1</sup>tica para definir los diferentes centroides de los datos, clasificando as<sup>i</sup> los elementos en varios conjuntos, cada uno asociado a uno de los centroides utilizados.

## 2. Apartado 1 - An<sup>1</sup>lisis de clasificaci<sup>1</sup>n no supervisada

### 2.1. Introducci<sup>1</sup>n

En este apartado seguiremos el ejercicio de clasificaci<sup>1</sup>n no supervisada visto en clase, donde clasificamos los datos de la muestra en dos clusters. Se tienen los siguientes datos en forma (x,y):

1. (4, 4)
2. (3, 5)
3. (1, 2)
4. (5, 5)
5. (0, 1)
6. (2, 2)
7. (4, 5)

## 8. (2, 1)

Lo primero que debemos hacer es cargar los datos de la muestra. Para ello los introducimos directamente en la declaraci $\tilde{n}$ n de la matriz: No necesitamos cargar ninguna librer $\tilde{a}$ a adicional ya que nos sirve con el paquete base.

```
> #Cargamos datos matriz
> matriz_datos_iniciales<-matrix(c(4,4,
+                                     3,5,
+                                     1,2,
+                                     5,5,
+                                     0,1,
+                                     2,2,
+                                     4,5,
+                                     2,1),
+                                     # Filas, columnas
+                                     2,8)
> matriz_datos_iniciales<-t(matriz_datos_iniciales)
```

Ahora podemos establecer los centroides:

```
> #Establecemos los centroides
> centroides <- matrix(c(0,1,2,2),2,2)
> centroides <- t(centroides)
```

Realizamos la clasificaci $\tilde{n}$ n llamando al m $\tilde{i}$ todo k-means. Con 4 iteraciones es suficiente para clasificar los datos:

```
> clasificacion_kmeans = kmeans(matriz_datos_iniciales, centroides, 4)
```

Al imprimir vemos una tabla cuya primera columna indica el centroide asociado al par de datos, mostrados en la segunda y tercera columna:

```
> matriz_datos_clasificados <- cbind(clasificacion_kmeans$cluster,
+                                         matriz_datos_iniciales)
```

Para separar los datos en funci $\tilde{n}$ n del cl $\tilde{i}$ ster al que pertenecen, creamos dos vectores y vamos añadiendo datos a cada uno de los cl $\tilde{i}$ sters.

```
> #Matriz de datos del primer cluster
> matriz_cluster1 <- subset(matriz_datos_clasificados,
+                               matriz_datos_clasificados[,1]==1)
> #Matriz de datos del segundo cluster
> matriz_cluster2 <- subset(matriz_datos_clasificados,
+                               matriz_datos_clasificados[,1]==2)
> matriz_cluster1<- matriz_cluster1[,-1]
> matriz_cluster2<- matriz_cluster2[,-1]
> print(matriz_cluster1)

 [,1] [,2]
[1,]    1    2
[2,]    0    1
[3,]    2    2
[4,]    2    1
```

```

> print(matriz_cluster2)

 [,1] [,2]
[1,]    4    4
[2,]    3    5
[3,]    5    5
[4,]    4    5

```

### 3. Apartado 2 - Clasificación no supervisada modificado

En este apartado, desarrollaremos nuestro propio enunciado y la solución de este, realizando un análisis de clasificación no supervisada con R.

Vamos a realizar la clasificación de los clientes de una empresa, con el fin de realizar estrategias de marketing enfocadas a sus clientes más fieles. Los datos que tenemos serían las edades de los clientes y el total de compras que han realizado.

```

> # Introducimos los datos
> clientes <- data.frame(edad = c(21,35,26,53,23,43,32,42,45,31,19,53),
+                           compras = c(5,4,6,3,8,3,4,4,2,2,5,1))

```

Realizamos la clasificación por medio del algoritmo k-means, con 3 clusters.

```

> # Aplicamos k-means
> resultado_kmeans <- kmeans(clientes, 3)

```

Visualizamos, en una tabla, resultado del algoritmo k-means. Podemos observar que la primera columna representa el cluster y las otras dos columnas, los datos (edad y total de compras).

```
> matriz_resultado <- cbind(resultado_kmeans$cluster, clientes)
```

Separamos, en vectores, la matriz resultante del algoritmo k-means, según el cluster al que pertenezcan los datos.

```

> m1 <- subset(matriz_resultado,
+                  matriz_resultado[,1]==1)
> m2 <- subset(matriz_resultado,
+                  matriz_resultado[,1]==2)
> m3 <- subset(matriz_resultado,
+                  matriz_resultado[,1]==3)
> m1<- m1[,-1]
> m2<- m2[,-1]
> m3<- m3[,-1]
> print(m1)

edad compras
1     21      5
3     26      6
5     23      8

```

```

7    32      4
10   31      2
11   19      5

```

```

> print(m2)

edad compras
2    35      4
6    43      3
8    42      4
9    45      2

> print(m3)

edad compras
4    53      3
12   53      1

```

## 4. Apartado 3 - Análisis paquete de R

Para la tercera y última parte de la práctica, analizaremos y utilizaremos el paquete LearnCrust, el cual, permite hacer cálculos mediante algoritmos de clustering jerárquico.

Para poder utilizar el paquete primero lo instalamos y cargamos en nuestro entorno de trabajo:

```

> install.packages("LearnClust")
> library(LearnClust)

```

A continuación, haremos uso de algunas funciones de este paquete, las cuales son las siguientes:

\*\*\*\* ENUMERAR TODOS LOS PAQUETES \*\*\*\*

1. AgglomerativeHC
- 2.
- 3.
- 4.

Prueba de funciones del paquete con el enunciado del ejercicio del primer apartado. (Meter mas funciones y comentar lo que hacen)

### 4.1. Función AgglomerativeHC

Esta función ejecuta el algoritmo de agrupamiento jerárquico especificando la distancia y tipo de acercamiento. El algoritmo convierte los datos que creamos en un objeto, crea los clusters y calcula una matriz de distancias con los clusters creados aplicando la distancia y acercamiento indicados a la función. Agrupa los clusters en uno nuevo y repite el mismo proceso hasta que existe un único cluster.

```

> matriz<-matrix(c(4,4,3,5,1,2,5,5,0,1,2,2,4,5,2,1),2,8)
> agglomerativeHC(matriz, 'EUC', 'MAX')

$dendrogram
Number of objects: 2

$clusters
$clusters[[1]]
  X1 X2
1   4   3

$clusters[[2]]
  X1 X2
1   4   5

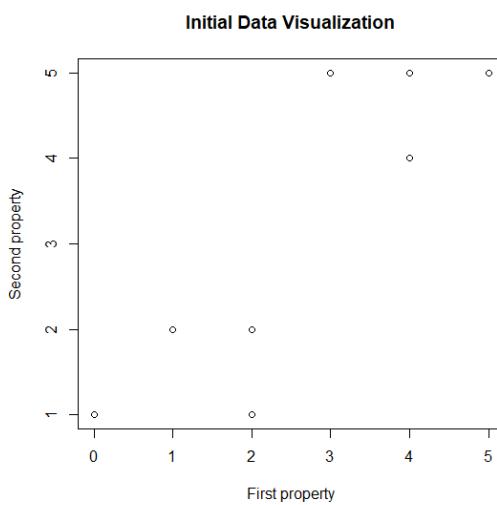
$clusters[[3]]
  X1 X2
1   4   3
2   4   5

$groupedClusters
  cluster1 cluster2
1          1          2

> lista<-toList(matriz)

**** INSERTAMOS LA IMAGEN DE LA GRAFICA Y COMENTAR ****

```



## 4.2. Función `getCluster`

Esta función forma parte del módulo de agrupamiento jerárquico. Usando el valor distancia que le pasamos a la función, la función obtiene el cluster con la menor distancia.

```
> distance = 3  
> getCluster(distance,matrix)
```

## 4.3. Función `chebyshevDistance`

Esta función forma parte del módulo de agrupamiento jerárquico. Calcula la distancia de Chebyshev entre dos clusters.

```
> x<-c(1,2,3,4)  
> y<-c(5,6,7,8)  
> matrixX<-matrix(x,ncol=4)  
> matrixY<-matrix(y,ncol=4)  
> chebyshevDistance(x,y)  
  
[1] 4  
  
> chebyshevDistance(matrixX,matrixY)  
  
[1] 4
```

## 4.4. Función `normalizeWeight`

Esta función permite normalizar pesos. Si el primer parámetro toma valor TRUE, la función convertirá cualquier valor de paso como un valor "[0:1]". En caso de que el primer parámetro sea FALSE, la función no hará ningún cambio y los pesos serán los mismos.

```
> datos <- data.frame(matrix(c(1:10),ncol = 2))  
> weight1 <- c(6.3,3.2)  
> weight2 <- c(4.5,3.0)  
> normalizeWeight(TRUE, weight1, datos)  
  
[1] 0.6631579 0.3368421  
  
> normalizeWeight(FALSE, weight1, datos)  
  
[1] 6.3 3.2  
  
> normalizeWeight(TRUE, weight2, datos)  
  
[1] 0.6 0.4  
  
> normalizeWeight(FALSE, weight2, datos)  
  
[1] 4.5 3.0
```

#### 4.5. Funci $\acute{o}$ n newCluster

Esta funci $\acute{o}$ n forma parte del m $\acute{u}$ nodo de agrupamiento jer $\acute{i}$ quico. Crea un cluster a partir de dos clusters dados. Añade el nuevo cluster a una lista.

```
> data <- c(1:10)
> list <- toList(data)
> clusters <- c(1,2)
> newCluster(list,clusters)

[[1]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    2    0

[[2]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    3    4    0

[[3]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    5    6    1

[[4]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    7    8    1

[[5]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    9   10    1

[[6]]
 [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    2    1
[2,]    3    4    1
```

### 5. Conclusiones

En esta pr $\acute{e}$ ctica, se han realizado an $\acute{a}$ lisis de clasificaci $\acute{o}$ n no supervisada de datos con R, aplicando el algoritmo k-means, algoritmo de clusterizaci $\acute{o}$ n encargado de agrupar objetos en k grupos bas $\acute{e}$ ndose en sus caracter $\acute{e}$ sticas. Tambi $\acute{e}$ n, se ha aplicado y analizado el paquete de R LearnClust, un paquete que contiene funciones que aplican algoritmos cl $\acute{a}$ sicos del agrupamiento jer $\acute{i}$ quico adem $\acute{as}$  de funciones adicionales que sirve para explicar estos algoritmos paso a paso.