

Clusters

Briseyda Amancaya
María Anciones Polo
Laura Gil García
José Miguel Hernández Cabrera

Introducción

Paquetes

```
stats::hclust()``stats::dist()cluster::factoextra`
```

Descripción de datos

```
países = foreign::read.spss("data/PaisesProteinas.sav", to.data.frame = TRUE)
```

```
summary(países)
```

```
##          Pais      CarneRoja      CarneBlanca      Huevos
## Albania      : 1    Min.      : 4.400    Min.      : 1.400    Min.      :0.500
## Alemania Occ.: 1    1st Qu.: 7.800    1st Qu.: 4.900    1st Qu.:2.700
## Alemania Or. : 1    Median : 9.500    Median : 7.800    Median :2.900
## Austria      : 1    Mean      : 9.828    Mean      : 7.896    Mean      :2.936
## Bélgica      : 1    3rd Qu.:10.600    3rd Qu.:10.800    3rd Qu.:3.700
## Bulgaria     : 1    Max.      :18.000    Max.      :14.000    Max.      :4.700
## (Other)      :19
##          Leche      Pescado      Cereales      Feculas
## Min.      : 4.90    Min.      : 0.200    Min.      :18.60    Min.      :0.600
## 1st Qu.:11.10    1st Qu.: 2.100    1st Qu.:24.30    1st Qu.:3.100
## Median :17.60    Median : 3.400    Median :28.00    Median :4.700
## Mean      :17.11    Mean      : 4.284    Mean      :32.25    Mean      :4.276
## 3rd Qu.:23.30    3rd Qu.: 5.800    3rd Qu.:40.10    3rd Qu.:5.700
## Max.      :33.70    Max.      :14.200    Max.      :56.70    Max.      :6.500
##
##          FrutosSecos      FrutosyVegetales
## Min.      :0.700    Min.      :1.400
## 1st Qu.:1.500    1st Qu.:2.900
## Median :2.400    Median :3.800
## Mean      :3.072    Mean      :4.136
## 3rd Qu.:4.700    3rd Qu.:4.900
## Max.      :7.800    Max.      :7.900
##
```

```
# Selección de variables
var.países = países[, 2:ncol(países)]
```

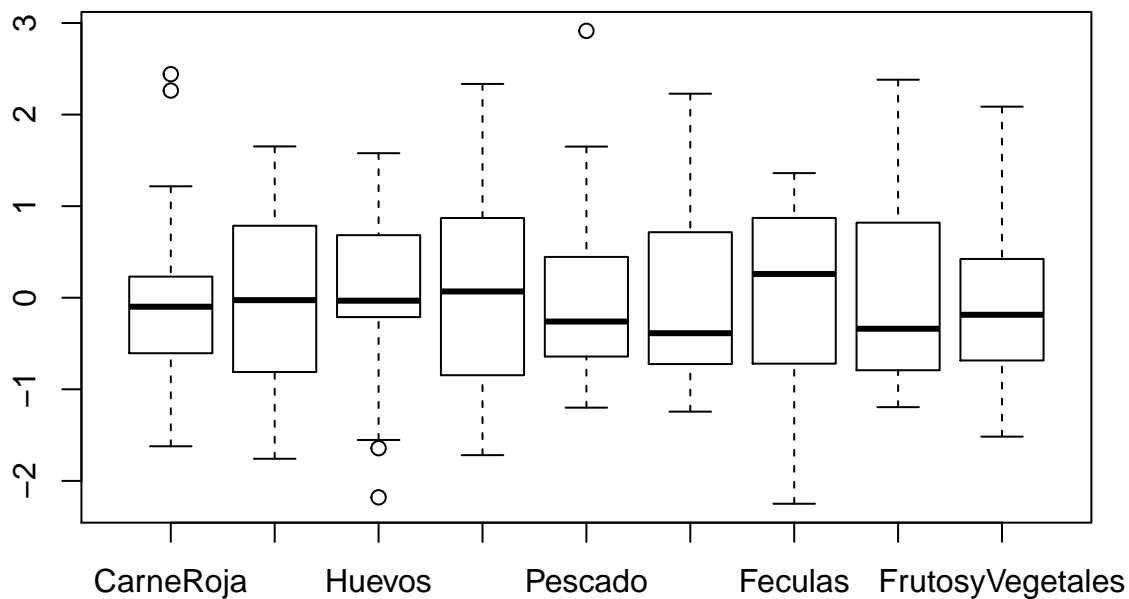
```
# Estandarización
p.esc = scale(var.países)
rownames(p.esc) = países[, 1]
head(p.esc)
```

```
##          CarneRoja CarneBlanca      Huevos      Leche      Pescado
```

```
## Albania      0.08126490 -1.7584889 -2.1796385 -1.15573814 -1.20028213
## Austria      -0.27725673  1.6523731  1.2204544  0.39237676 -0.64187467
## Bélgica      1.09707621  0.3800675  1.0415022  0.05460623  0.06348211
## Bulgaria     -0.60590157 -0.5132535 -1.1954011 -1.24018077 -0.90638347
## Checoslovaquia -0.03824231  0.9485445 -0.1216875 -0.64908235 -0.67126454
## Dinamarca     0.23064892  0.7861225  0.6835976  1.11013912  1.65053488
##              Cereales  Feculas FrutosSecos FrutosyVegetales
## Albania      0.9159176 -2.2495772  1.2227536 -1.35040507
## Austria      -0.3870690 -0.4136872 -0.8923886  0.09091397
## Bélgica      -0.5146342  0.8714358 -0.4895043 -0.07539207
## Bulgaria      2.2280161 -1.9435955  0.3162641  0.03547862
## Checoslovaquia 0.1869740  0.4430614 -0.9931096 -0.07539207
## Dinamarca     -0.9428885  0.3206688 -1.1945517 -0.96235764
```

Detección de atípicos

```
boxplot(p.esc)
```



El boxplot detecta dos países con alto consumo de carne roja y 1 de pescado, así como 2 de bajo consumo de huevo. Para saber cuáles, utilizamos el método Tukey para detectar los atípicos:

```
detec_atip = function(x) {
  resultado = list()

  # Rangos inter
  ran.int = function(x) quantile(x, c(0.25, 0.75))

  # Detección
  inferior = function(x) ran.int(x)[1] - (1.5 * IQR(x))
  superior = function(x) ran.int(x)[2] + (1.5 * IQR(x))

  # Escribir resultados
  resultado$ext.inferior = subset(x, x < inferior(x))
  resultado$ext.superior = subset(x, x > superior(x))
}
```

```

return(resultado)
}

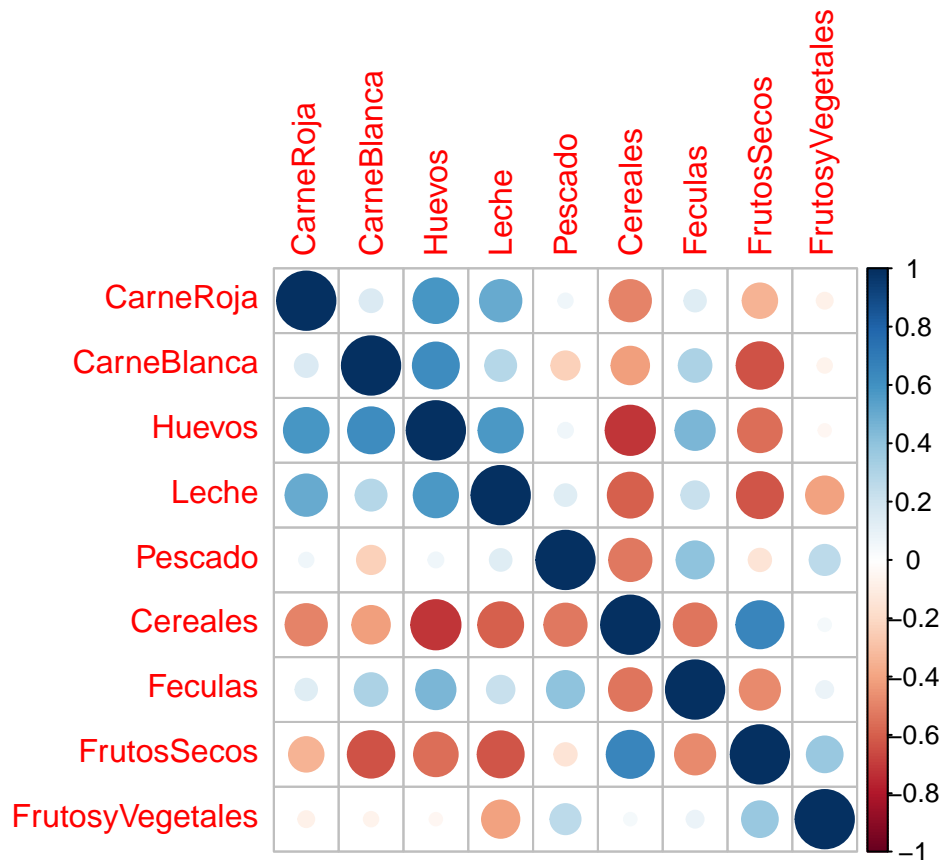
unlist(apply(p.esc, 2, detec_atip))

## CarneRoja.ext.superior.Francia
##                               2.441532
## CarneRoja.ext.superior.Reino Unido
##                               2.262272
## Huevos.ext.inferior.Albania
##                               -2.179639
## Huevos.ext.inferior.Portugal
##                               -1.642782
## Pescado.ext.superior.Portugal
##                               2.914299

```

Colinealidad

```
corrplot::corrplot(cor(p.esc))
```



Cereales esta inversamente correlacionada con todas.

Frutos Secos, Huevos, Leche y cereales son las más correlacionadas

Probablemente sea necesaria una reducción de dimensiones.

Distancias

Distancia euclídea

$$d_{\text{euc}}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Distancia de Manhattan:

$$d_{\text{man}}(x, y) = \sum_{i=1}^n |(x_i - y_i)|$$

Utilizamos la distancia euclídea

```
d.euc = dist(p.esc, method = "euclidean")
```

Clasificación jerárquica

Descripción

No conocemos los clusters

Métodos de aglomeración

Ward

Vecinos más próximos

Vecinos más lejanos

Grupo promedio o UPGMA

McQuitty WPGMA

```
metodos = c("ward.D2", # Ward
            "single",  # Vecinos más próximos
            "complete", # Vecinos más lejanos
            "average",  # Grupo promedio o UPGMA
            "mcquitty") # McQuitty WPGMA
names(metodos) = metodos

met.agl = lapply(metodos, function(x) hclust(d.euc, method = x))
```

Coefficiente de aglomeración, para saber cuál método se ajusta mejor

```
coe_agl = sapply(met.agl, cluster::coef.hclust)
coe_agl = round(coe_agl, digits = 2)
coe_agl
```

```
## ward.D2  single complete  average mcquitty
##    0.83    0.36    0.70    0.59    0.61
```

El método de Ward es el mejor.

Visualización con dendrogramas

```
library(ggplot2)
library(factoextra)
```

```
## Welcome! Related Books: `Practical Guide To Cluster Analysis in R` at https://goo.gl/13EFCZ
```

```

ttl.met = c(
  "Método de Ward",
  "Vecino más próximo",
  "Vecino más Lejano",
  "Grupo promedio",
  "Método de McQuitty"
)

coe.met = c(paste("Coef. aglo.:", coe_agl), "", "")

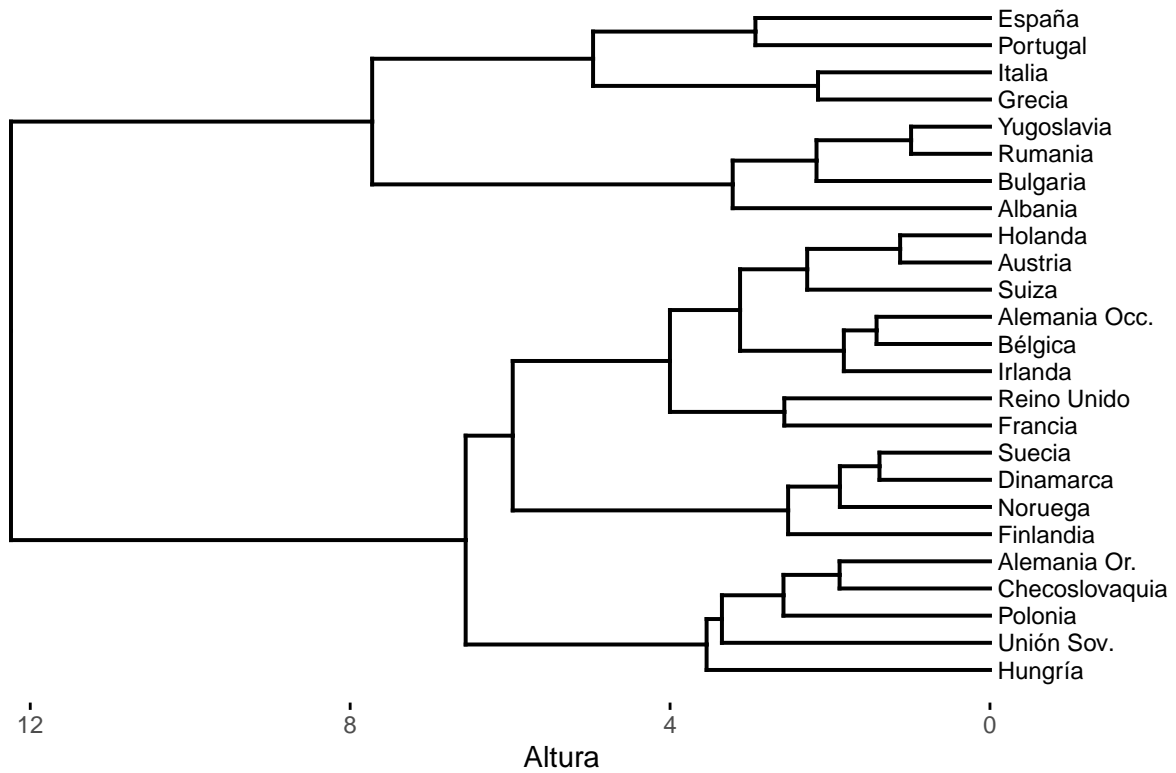
dendros = function(x, ttl, stl) {
  graf = fviz_dend(
    x,
    horiz = T,
    main = ttl,
    sub = stl,
    xlab = "",
    ylab = "Altura",
    cex = 0.6
  )
  return(graf)
}

lapply(1:5, function(x) {
  dendros(met.agl[[x]], ttl = ttl.met[x], stl = coe.met[x])
})

## [[1]]

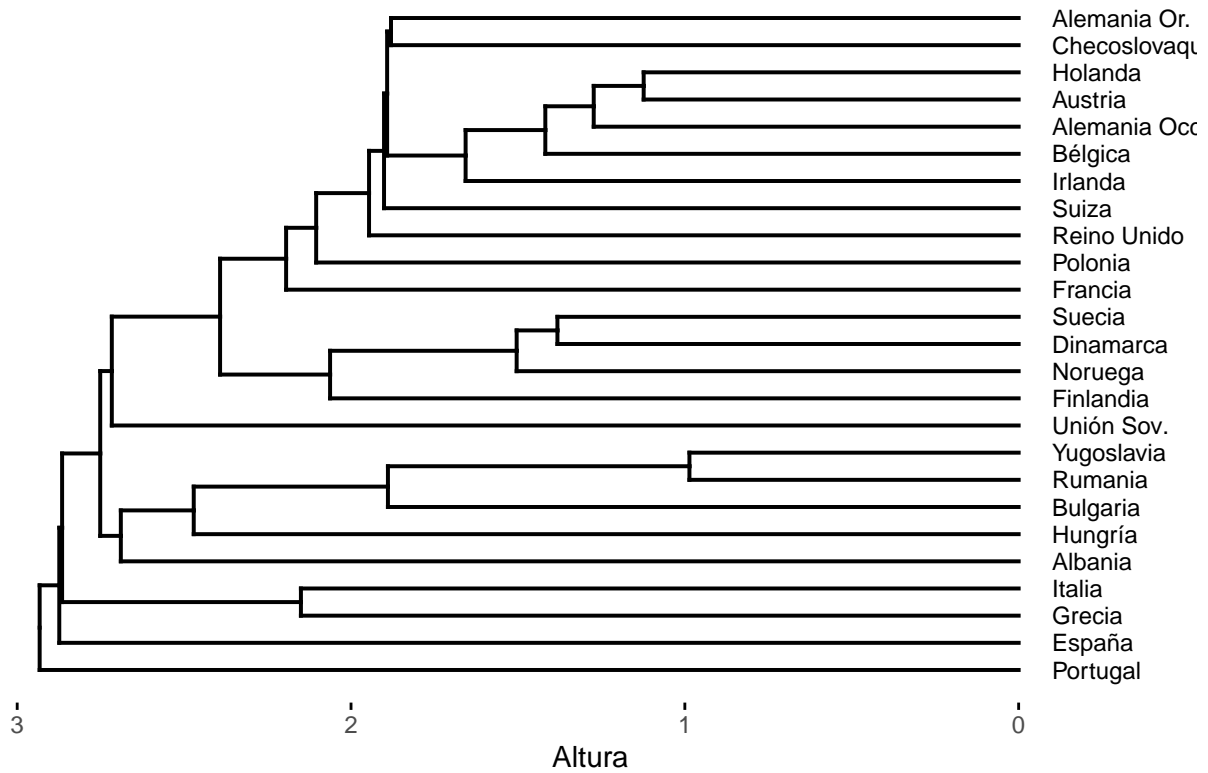
```

Método de Ward



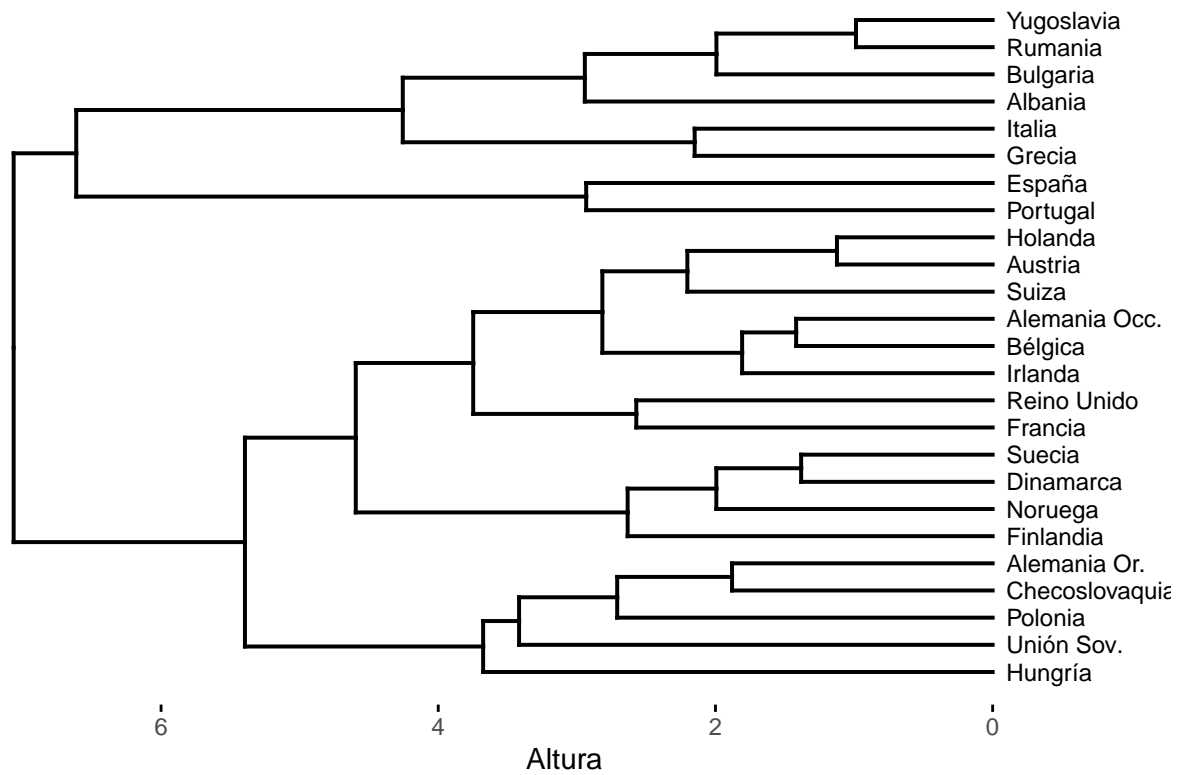
[[2]]

Vecino más próximo



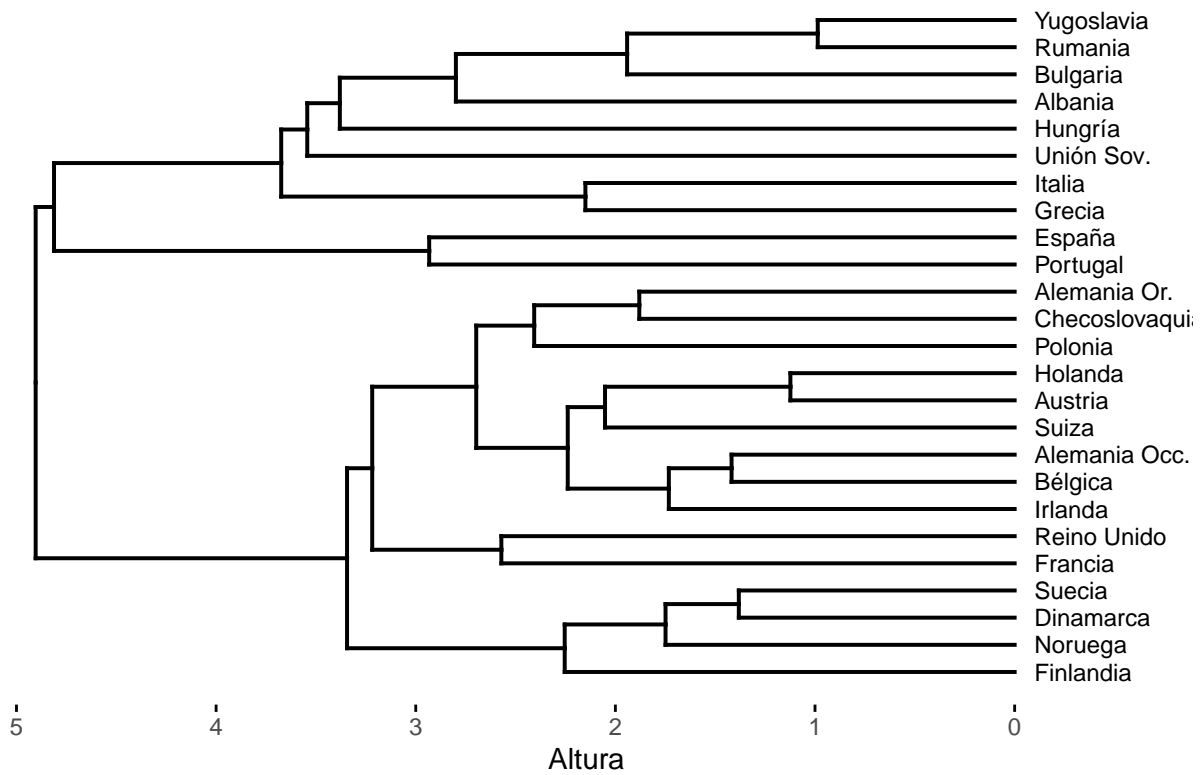
[[3]]

Vecino más Lejano



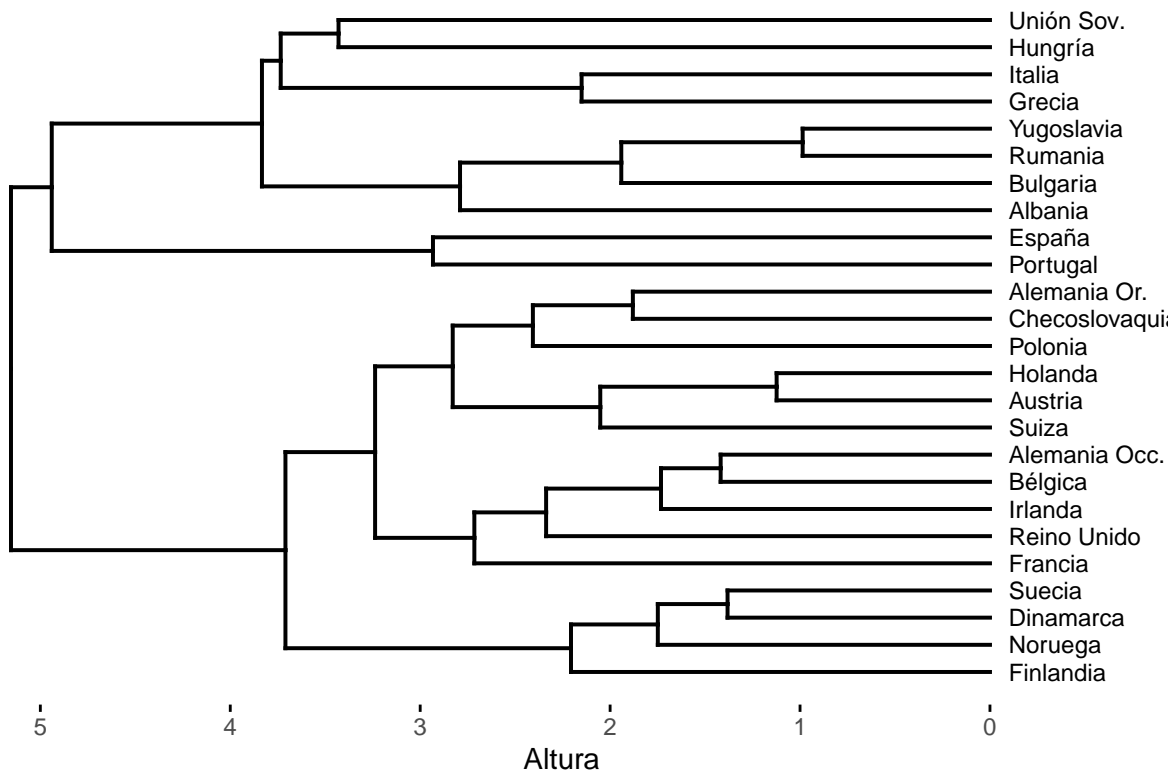
[[4]]

Grupo promedio



[[5]]

Método de McQuitty



Método por disimilitud

Disimilitud

```
library(cluster)
```

```
met.dis = diana(d.euc)
```

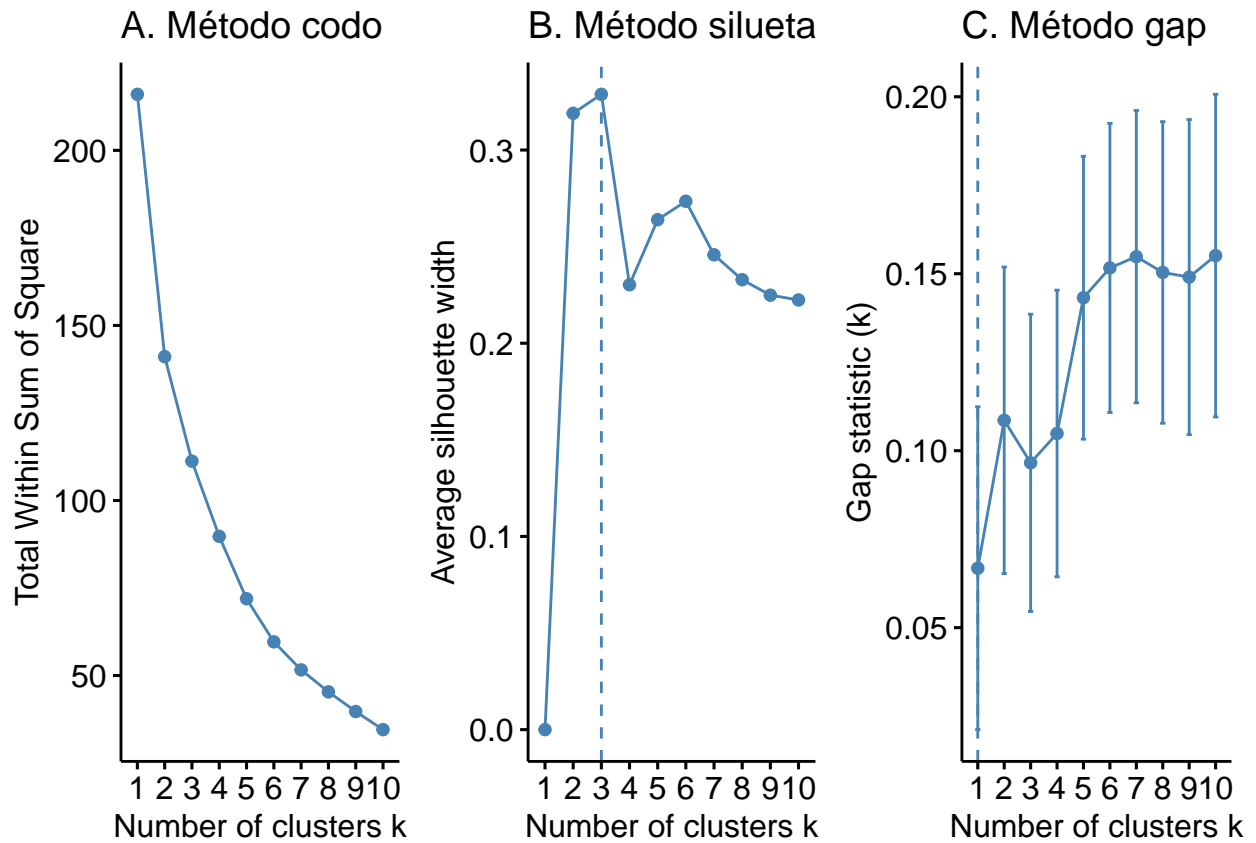
```
# Coeficiente de disimilitud
```

```
met.dis$dc
```

```
## [1] 0.6931511
```

Número óptimo de clusters

```
g1 = fviz_nbclust(p.esc, FUN = hcut, method = "wss", k.max = 10) +  
  ggtitle("A. Método codo")  
g2 = fviz_nbclust(p.esc, FUN = hcut, method = "silhouette", k.max = 10) +  
  ggtitle("B. Método silueta")  
g3 = fviz_nbclust(p.esc, FUN = hcut, method = "gap_stat", k.max = 10) +  
  ggtitle("C. Método gap")  
gridExtra::grid.arrange(g1, g2, g3, nrow = 1)
```



Coeficientes para método codo

```
g1$data
```

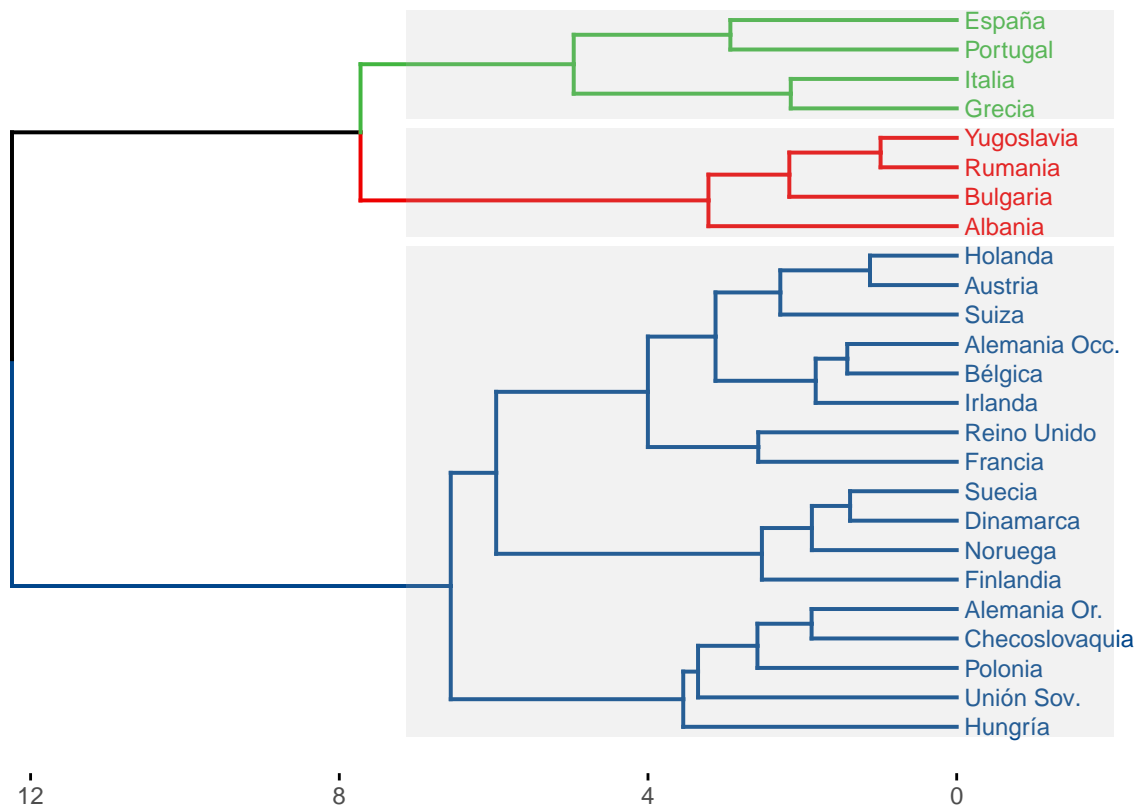
```
##   clusters      y
## 1         1 216.00000
## 2         2 141.07582
## 3         3 111.23811
## 4         4  89.74770
## 5         5  71.94342
## 6         6  59.62964
## 7         7  51.62400
## 8         8  45.34612
## 9         9  39.73011
## 10        10  34.55615
```

Visualización de grupos

Usamos 3 grupos, con distancia euclídea y algoritmo de Ward.

```
fviz_dend(
  met.agl$ward.D2,
  horiz = TRUE,
  k = 3,
  rect = TRUE,
  rect_fill = TRUE,
  k_colors = "lancet",
  cex = 0.6,
```

```
ylab = "Altura"
) +
theme(title = element_blank())
```



K-medias

Descripción

Conocemos *a priori* el número de clusters

Obtención de k-medias

```
k.medias = kmeans(p.esc, centers = 3, nstart = 25)
```

```
k.medias$centers
```

```
##      CarneRoja CarneBlanca      Huevos      Leche      Pescado      Cereales
## 1 -0.5088020 -1.1088009 -0.4124850 -0.8320414  0.9819154  0.1300253
## 2 -0.7901419 -0.5267887 -1.1655757 -0.9047559 -0.9504683  1.4383272
## 3  0.4517373  0.5063957  0.5762263  0.5837801  0.1183432 -0.6100043
##      Feculas FrutosSecos FrutosyVegetales
## 1 -0.1842010  1.3108846      1.6292449
## 2 -0.7604664  0.8870168      -0.5373533
## 3  0.3533068 -0.7043759      -0.2195240
```

```
k.medias$size
```

```
## [1]  4  6 15
```

Exploración de clusters

```
# Promedio de k-medias con respecto a los datos
pmd.p.km = aggregate(p.esc, by = list(Cluster = k.medias$cluster), mean)
```

```
pmd.p.km
```

```
##   Cluster  CarneRoja CarneBlanca   Huevos   Leche   Pescado
## 1      1 -0.5088020 -1.1088009 -0.4124850 -0.8320414  0.9819154
## 2      2 -0.7901419 -0.5267887 -1.1655757 -0.9047559 -0.9504683
## 3      3  0.4517373  0.5063957  0.5762263  0.5837801  0.1183432
##   Cereales   Feculas FrutosSecos FrutosyVegetales
## 1  0.1300253 -0.1842010  1.3108846      1.6292449
## 2  1.4383272 -0.7604664  0.8870168      -0.5373533
## 3 -0.6100043  0.3533068 -0.7043759      -0.2195240
```

Análisis de la varianza de clusters respecto a las variables.

```
países.km = data.frame(p.esc, Cluster = k.medias$cluster)
```

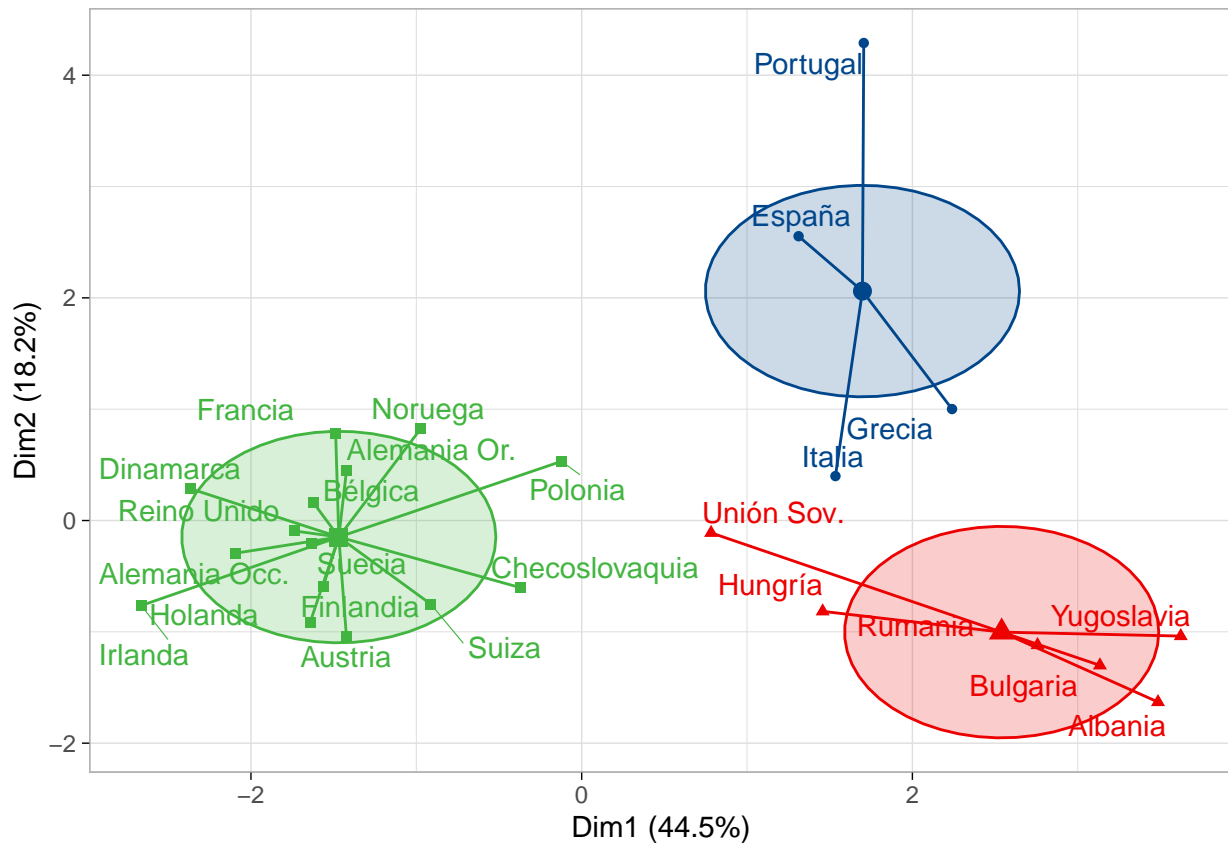
```
sapply(colnames(países.km)[1:9], function(x) {
  summary(
    aov(formula(paste0("Cluster~",x)), data = países.km)
  )
})
```

```
## $CarneRoja
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## CarneRoja  1  3.2349   3.2349   6.8103 0.01567 *
## Residuals 23 10.9251   0.4750
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $CarneBlanca
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## CarneBlanca 1  6.0312   6.0312  17.065 0.0004062 ***
## Residuals 23  8.1288   0.3534
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $Huevos
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Huevos      1  4.4147   4.4147  10.419 0.003722 **
## Residuals 23  9.7453   0.4237
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $Leche
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Leche       1  6.0852   6.0852  17.333 0.0003748 ***
## Residuals 23  8.0748   0.3511
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $Pescado
```

```
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Pescado    1  0.1931  0.19305   0.3179 0.5783
## Residuals  23 13.9669  0.60726
##
## $Cereales
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Cereales    1  3.8963  3.8963   8.7314 0.007103 **
## Residuals  23 10.2637  0.4462
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $Feculas
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Feculas     1  1.5183  1.51826   2.7623 0.1101
## Residuals  23 12.6417  0.54964
##
## $FrutosSecos
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## FrutosSecos  1 10.4138 10.4138  63.935 4.327e-08 ***
## Residuals  23  3.7462  0.1629
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## $FrutosyVegetales
##           Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## FrutosyVegetales  1  4.0097  4.0097   9.0858 0.00618 **
## Residuals        23 10.1503  0.4413
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Visualización de K-medias

```
fviz_cluster(k.medias,
  data = p.esc,
  palette = "lancet",
  ellipse.type = "euclid",
  star.plot = T,
  repel = T,
  ggtheme = theme_light()) +
  theme(legend.position = "none",
    plot.title = element_blank())
```



Método PAM

Partición Alrededor de Medioídes

Usamos `cluster::pam()`

Descripción

En lugar de usar k-means, usa mediodes.

```
met.pam = pam(p.esc, k = 3)
```

```
met.pam$medoids
```

##	CarneRoja	CarneBlanca	Huevos	Leche	Pescado
## Rumania	-1.0839304	-0.4320425	-1.2848772	-0.84611516	-0.96516320
## Bélgica	1.0970762	0.3800675	1.0415022	0.05460623	0.06348211
## España	-0.8150392	-1.2170822	0.1467409	-1.19795945	0.79822876
##	Cereales	Feculas	FrutosSecos	FrutosyVegetales	
## Rumania	1.5810786	-0.7196689	1.1220326	-0.74061625	
## Bélgica	-0.5146342	0.8714358	-0.4895043	-0.07539207	
## España	-0.2777275	0.8714358	1.4241958	1.69853906	

Visualización de mediodes

```
fviz_cluster(met.pam,
  palette = "lancet",
  ellipse.type = "t",
```

```

repel = T,
ggtheme = theme_light() +
theme(legend.position = "none",
plot.title = element_blank())

```

