PAM

Saraí Campos Varela

2022-06-01

PARTITION AROUND MEDOIDS (PAM)

INTRODUCCIÓN

Es un algoritmo de agrupamiento (del inglés clustering) relacionado con los algoritmos k-means y medoidshift.

Tanto el k-medoids como el k-means son algoritmos que trabajan con particiones (dividiendo el conjunto de datos en grupos) y ambos intentan minimizar la distancia entre puntos que se añadirían a un grupo y otro punto designado como el centro de ese grupo. En contraste con el algoritmo k-means, k-medoids escoge datapoints como centros y trabaja con una métrica arbitraria de distancias entre datapoints.

Un medoid puede ser definido como el objeto de un grupo cuya disimilaridad media a todos los objetos en el grupo es mínima. Es el punto ubicado más hacia el centro en todo el grupo.

Librerias

```
library(cluster)
```

Matriz de datos.

```
X<-as.data.frame(state.x77)
colnames(X)

## [1] "Population" "Income" "Illiteracy" "Life Exp" "Murder"
## [6] "HS Grad" "Frost" "Area"</pre>
```

Transformacion de datos

1.- Transformacion de las variables x1,x3 y x8 con la funcion de logaritmo.

```
X[,1]<-log(X[,1])
colnames(X)[1]<-"Log-Population"

X[,3]<-log(X[,3])</pre>
```

```
colnames(X)[3]<-"Log-Illiteracy"

X[,8]<-log(X[,8])
colnames(X)[8]<-"Log-Area"</pre>
```

Metodo PAM

1.- Separacion de filas y columnas.

dim(X)

```
## [1] 50 8
```

```
n<-dim(X)[1]
p<-dim(X)[2]</pre>
```

2.- Estandarizacion univariante.

```
X.s<-scale(X)</pre>
```

3.- Aplicacion del algoritmo

```
pam.7<-pam(X.s,7)
```

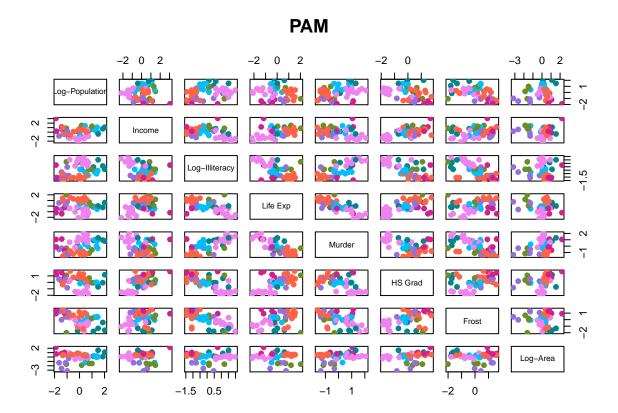
4.- Clusters

```
cl.pam<-pam.7$clustering
cl.pam</pre>
```

##	Alabama	Alaska	Arizona	Arkansas	California
##	1	2	3	1	3
##	Colorado	Connecticut	Delaware	Florida	Georgia
##	4	5	6	3	1
##	Hawaii	Idaho	Illinois	Indiana	Iowa
##	5	4	7	7	4
##	Kansas	Kentucky	Louisiana	Maine	Maryland
##	4	1	1	6	7
##	Massachusetts	Michigan	Minnesota	Mississippi	Missouri
##	5	7	4	1	7
##	Montana	Nebraska	Nevada	New Hampshire	New Jersey
##	2	4	2	6	5
##	New Mexico	New York	North Carolina	North Dakota	Ohio
##	1	3	1	4	7
##	Oklahoma	Oregon	Pennsylvania	Rhode Island	South Carolina
##	7	4	7	6	1
##	South Dakota	Tennessee	Texas	Utah	Vermont
##	4	1	3	4	6
##	Virginia	Washington	West Virginia	Wisconsin	Wyoming
##	1	4	1	4	2

5.- Scatter plot de la matriz con los grupos

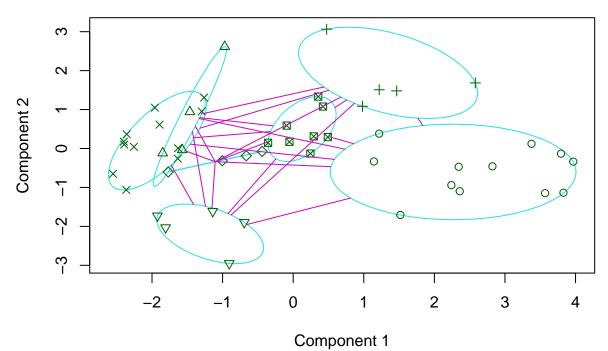
col.cluster<-c("violet","violetred","turquoise4","tomato","olivedrab","mediumpurple","deepskyblue")[cl.:
pairs(X.s, col=col.cluster, main="PAM", pch=19)</pre>



Visualizacion con Componentes Principales

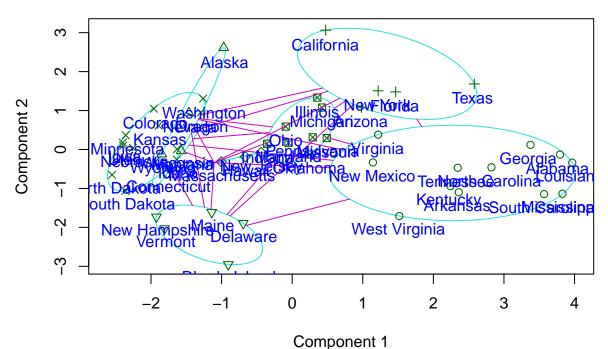
clusplot(X.s,cl.pam)

CLUSPLOT(X.s)



These two components explain 62.5 % of the point variability.

CLUSPLOT(X.s)



These two components explain 62.5 % of the point variability.

Silhouette

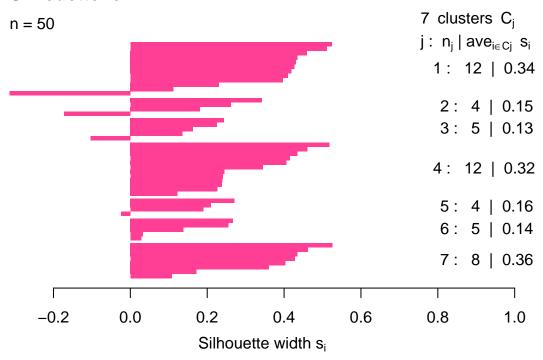
Representacion grafica de la eficacia de clasificacion de una observacion dentro de un grupo.

1.- Generacion de los calculos

```
dist.Euc<-dist(X.s, method = "euclidean")
Sil.pam<-silhouette(cl.pam, dist.Euc)</pre>
```

2.- Generacion del grafico

Silhouette for PAM



Average silhouette width: 0.27

INTERPRETACION

En esta práctica yo opte por elegir 7 grupos, en realidad al parecer no hay como tal uno que sea el más adecuado, ya que en su mayoria las variables se intercalan unas con otras. Yo elegí este numero de grupos ya que se presentan menores variables negativas.