Universidad del Valle de Guatemala Minería de datos Juan Carlos Rosito Sección 20

Mirka Monzón 18139 Andres Quinto 18288 Oscar De León 19298

# Hoja de trabajo #2 Clustering

1. Haga el preprocesamiento del dataset, explique qué variables no aportan información a la generación de grupos y por qué. Describa con qué variables calculará los grupos.

```
## variable
## 1    id
## 2 original_title
## 3 originalLanguage
## 4    homePage
## 5    video
## 6 actorsCharacter
```

Las variables listadas anteriormente, son las variables que considereamos no aportan informacion a la generacion de grupos ya que cada una de ellas tienen caracteristicas propias que no se relacionan con las demas y/o contienen informacion no usable.

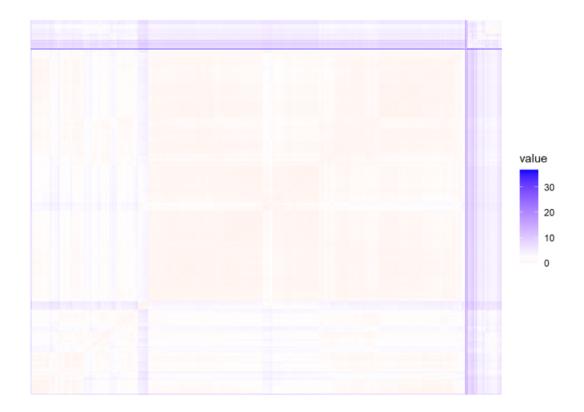
 Analice la tendencia al agrupamiento usando el estadístico de Hopkings y la VAT (Visual Assessment of cluster Tendency). Discuta sus resultados e impresiones.

Para ello necesitamos normalizar los datos de la db. Referencia para la funcion de hopkins https://www.rdocumentation.org/packages/clustertend/versions/1.5/topics/hopkins

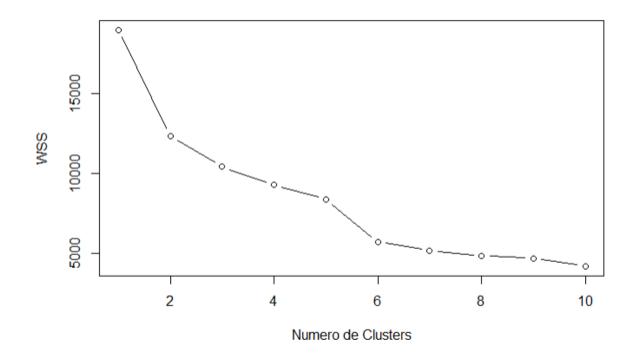


Se puede apreciar que el valor que retorna la funcion de hopkins esta muy alejado de 0.5, es decir los datos recopilados no son aleatorios, dandonos a entender que el agrupamiento se puede facilitar. Para ello utilizaremos y analizaremos de forma grafica los datos.

 $Referencia\ a\ la\ libreria:\ https://cloud.r-project.org/web/packages/factoextra/factoextra.pdf$ 



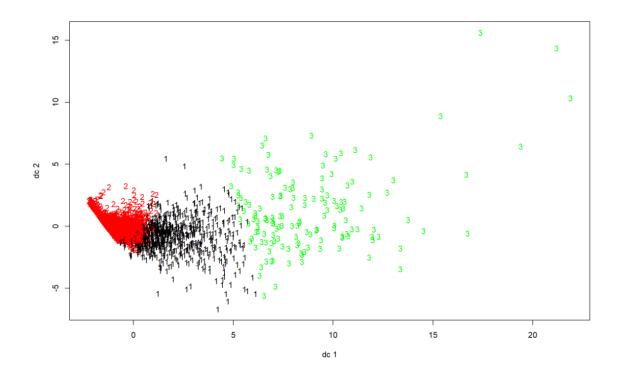
3. Determine cuál es el número de grupos a formar más adecuado para los datos que está trabajando. Haga una gráfica de codo y explique la razón de la elección de la cantidad de clústeres con la que trabajará.

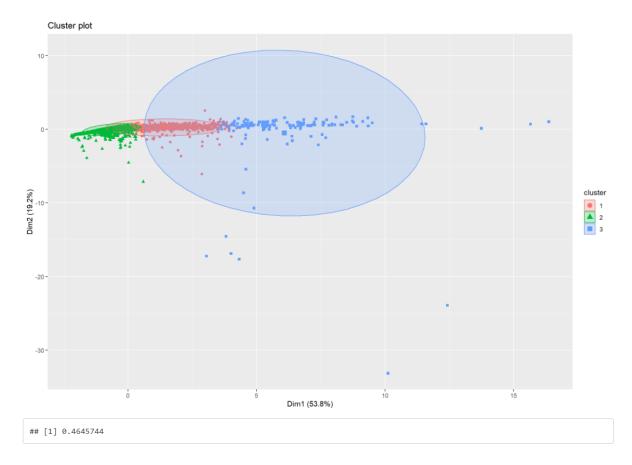


Basado en el resultado del método de codo, el número de clusters óptimo para analizar los datos es 6.

4. Utilice 3 algoritmos existentes para el agrupamiento. Compare los resultados generados por cada uno.

Agrupamiento por medio de k-means Referencia de la libreria para k-means; https://cran.r-project.org/web/packages/fpc/fpc.pdf

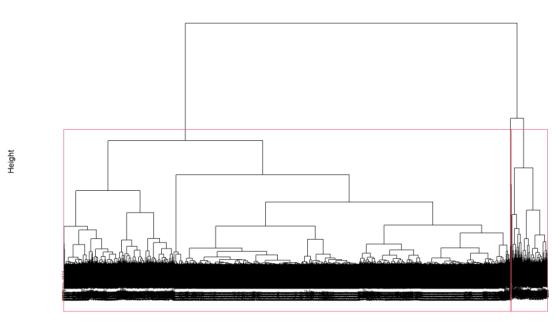




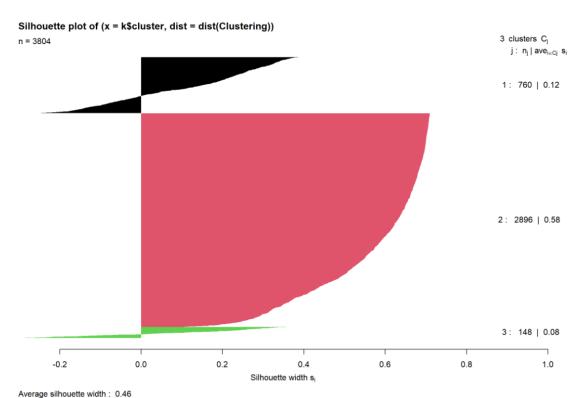
Cluster jerarquico Para el cluster jerarquico se agrupan los datos basandose en la distancia que tienen entre si, de forma que los datos dentro de este cluster sean con mayor similitud entre si.

Code

## Cluster Dendrogram

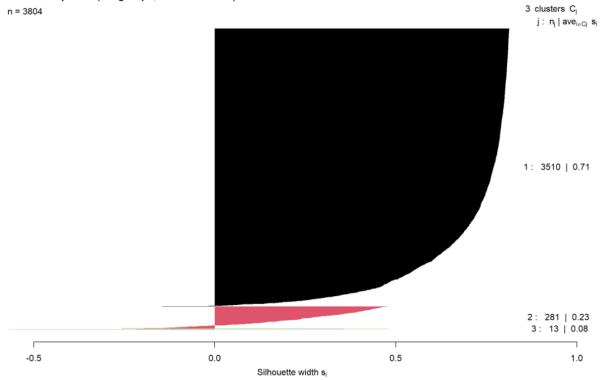


DistData hclust (\*, "ward.D2") 5. Determine la calidad del agrupamiento hecho por cada algoritmo con el método de la silueta. Discuta los resultados.

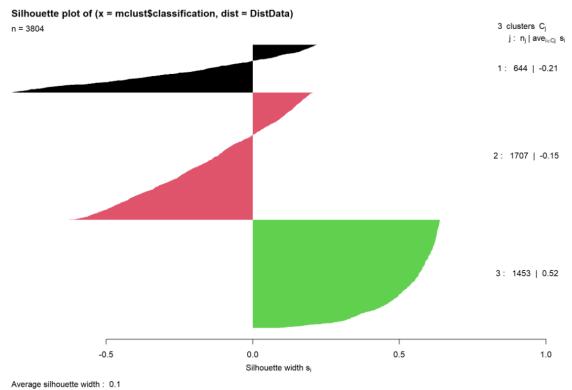


El resultado es muy cercano a 1, el cual es un resultado deseable.

## Silhouette plot of (x = groups, dist = DistData)



Average silhouette width: 0.67



Podemos observar, que con este algoritmo obtuvimos 0.0998634 de promedio de la silueta, el valor es mas cercano a 0 que a 1, gracias a que posee demasiadas siluetas negativas.

El valor es mas cercano a 0 que a 1, gracias a que posee demasiadas siluetas negativas.

#### #####k-mean

Como se puede en la grafica realizada con el metodo de la silueta en el inciso anterior, la primera agrupacion se ve coherente, y en la segunda y tercera agrupacion se obtuvieron algunos valores atipicos, pero el coeficiente es bastante cercano a 1 lo que es adecuado.

#### #####Cluster jerarquico

Como se puede en la grafica realizada con el metodo de la silueta en el inciso anterior, se puede ver que los clusters involucrados son coherentes en la gran mayoria, solo con algunos datos atipicos.

#### #####Mezcla de gaussiano

Como se puede en la grafica realizada con el metodo de la silueta en el inciso anterior, esta grafica se obtuvo un mayor de datos atipicos, casi iguales a los datos 'normales', solo la terccera agrupacion es totalmete coherente y el coeficiente es mas cercano a 0.

6. Interprete los grupos basado en el conocimiento que tiene de los datos. Recuerde investigar las medidas de tendencia central de las variables continuas y las tablas de frecuencia de las variables categóricas pertenecientes a cada grupo. Identifique hallazgos interesantes debido a las agrupaciones y describa para qué le podría servir.

# Medias



## Modas

```
```{r Moda popularity}
tabla <- table(NORMD$popularity)
head(sort(tabla, decreasing = TRUE), n = 15)
                                  9.34 9.363 9.608
  9.83 10.171 10.192 10.243 10.303 10.393 10.472 10.767
La moda de la popularidad es compartida entre 15.804 y 39.372 con 3 repeticiones cada una.
· ```{r Moda budget}
tabla <- table(NORMD$budget)
head(sort(tabla, decreasing = TRUE), n = 15)
       0 20000000 10000000 30000000 15000000 40000000 25000000 50000000
1688 84 81 77 70 60 77
  5000000 35000000 60000000
  1688 84 81
12000000 100000000 150000000
                                     4000000
 La moda de presupuestos es de 20000000 con 84 repeticiones. El valor O ha sido ignorado debido a que se considera un
 NA O NULL.
```{r Moda revenue}
tabla <- table(NORMD$revenue)
                                                                                                                           ∰ ≚ ▶
head(sort(tabla, decreasing = TRUE), n = 15)
         0
              7e+06
                          5000
                                   2e+06 3600000 4100000 1.4e+07 1.9e+07 21200000 2.6e+07 2.7e+07
                                                                                                                    3e+07
      1558
 34100000
            4.3e+07 43300000
La moda de los infresos es 7e+06 con 3 repeticiones. El valor O es ignorado debido a que se considera un NA o NuLL.
```{r Moda runtime}
tabla <- table(NORMD$runtime)
head(sort(tabla, decreasing = TRUE), n = 15)
 90 100 97 93 102 110 92 95 94 107 96 108 98 109 104 143 115 98 93 90 88 86 86 84 84 83 83 82 82 80
La moda de runtime es 90 con 143 repeticiones.
```{r Moda VoteCount}
tabla <- table(NORMD^{\circ}voteCount)
head(sort(tabla, decreasing = TRUE), n = 15)
 4 18 179 6 13 52 65 3 34 46 57 90 215 1 2 15 13 12 11 11 11 11 10 10 10 10 10 10 9 9
La moda de votos por pelicula es de 4 con 15 repeticiones.
```