Componentes principales

Ileana Parra

10/10/2022

#PARTE A

##1.Matriz de datos centrados en sus medias

```
x1=c(2.5, 0.5, 2.2, 1.9, 3.1, 2.3, 2, 1, 1.5, 1.1)
x2=c( 2.4, 0.7, 2.9, 2.2, 3.0, 2.7, 1.6, 1.1, 1.6, 0.9)
m=matrix(c(x1,x2),ncol=2)
m1=c(rep(mean(x1),10))
m2=c(rep(mean(x2),10))
mu=matrix(c(m1,m2),ncol=2)
M=m-mu
Μ
##
         [,1] [,2]
## [1,] 0.69 0.49
## [2,] -1.31 -1.21
## [3,] 0.39 0.99
## [4,] 0.09 0.29
## [5,] 1.29 1.09
## [6,] 0.49 0.79
## [7,] 0.19 -0.31
## [8,] -0.81 -0.81
## [9,] -0.31 -0.31
## [10,] -0.71 -1.01
```

##2.Matriz de varianza-covarianza de la matriz de datos centrados

```
cov(M)

## [,1] [,2]

## [1,] 0.6165556 0.6154444

## [2,] 0.6154444 0.7165556
```

##3. Valores propios y vectores propios de la matriz de varianza-covarianza de la matriz de datos centrados.

```
lambda <- eigen(cov(M))
lambda$values
## [1] 1.2840277 0.0490834
lambda$vectors</pre>
```

```
## [,1] [,2]
## [1,] 0.6778734 -0.7351787
## [2,] 0.7351787 0.6778734
```

##4.0btenga las matrices transpuestas de los vectores propios

```
t(lambda$vectors)

## [,1] [,2]

## [1,] 0.6778734 0.7351787

## [2,] -0.7351787 0.6778734
```

y la traspuesta de la matriz de datos centrados.

```
t(M)

## [,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6] [,7] [,8] [,9] [,10]

## [1,] 0.69 -1.31 0.39 0.09 1.29 0.49 0.19 -0.81 -0.31 -0.71

## [2,] 0.49 -1.21 0.99 0.29 1.09 0.79 -0.31 -0.81 -0.31 -1.01
```

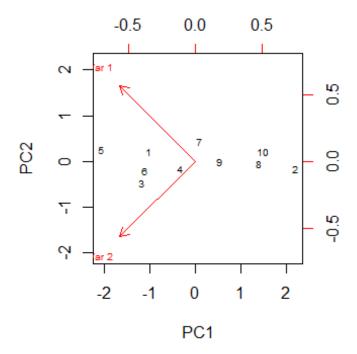
##5.Multiplique la matriz transpuesta de los vectores propios con la transpuesta de la matriz de datos centrados.

```
t(t(lambda$vectors)%*%t(M))
##
               [,1]
                           [,2]
   [1,] 0.82797019 -0.17511531
##
##
   [2,] -1.77758033 0.14285723
   [3,] 0.99219749 0.38437499
##
    [4,] 0.27421042 0.13041721
   [5,] 1.67580142 -0.20949846
   [6,] 0.91294910 0.17528244
##
   [7,] -0.09910944 -0.34982470
##
   [8,] -1.14457216 0.04641726
## [9,] -0.43804614 0.01776463
## [10,] -1.22382056 -0.16267529
```

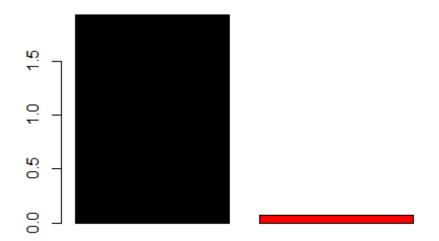
##Conclusión *El componente principal 1 tiene mayores coeficientes para la mayoría de las variables a comparación del componente principal 2.

#PARTE B

```
print("medias: ")
## [1] "medias: "
print("center y scale dan las medias y desv estándar previa
estandarización: ")
## [1] "center y scale dan las medias y desv estándar previa
estandarización: "
cpa$center
## [1] 1.81 1.91
cpa$scale
## [1] 0.7852105 0.8464960
print("Los coeficientes de la combinación lineal normalizada de
componete")
## [1] "Los coeficientes de la combinación lineal normalizada de
componete"
cpa$rotation
##
               PC1
                          PC2
## [1,] -0.7071068 0.7071068
## [2,] -0.7071068 -0.7071068
print("Los datos por sustituidos en la combinación lineal de vectores
propios:")
## [1] "Los datos por sustituidos en la combinación lineal de vectores
propios:"
cpa$x
##
                 PC1
                             PC2
## [1,] -1.03068029 0.21205314
## [2,] 2.19045016 -0.16894230
## [3,] -1.17818776 -0.47577321
##
   [4,] -0.32329464 -0.16119898
## [5,] -2.07219947 0.25117173
##
   [6,] -1.10117414 -0.21865330
##
  [7,] 0.08785251 0.43005447
## [8,] 1.40605089 -0.05281009
## [9,] 0.53811824 -0.02021127
## [10,] 1.48306451 0.20430982
biplot(x = cpa, scale = 0, cex =0.6, col = c("black", "red"))
```



barplot(cpa\$sdev^2,col=c("black","red"))



```
## Importance of components:
## PC1 PC2
## Standard deviation   1.388 0.27216
## Proportion of Variance 0.963 0.03704
## Cumulative Proportion 0.963 1.00000
```

Conclusión

*El primer componente principal explica el 96.3% de la varianza, lo que lo hace más importante que el segundo componente.

En ambos métodos, el componente principal 1 es el más importante.