## PCA

### Melissa Ortega

2022-04-12

## Análisis de Componentes Principales

#### Introducción

El Análisis de componentes principales es un método que sirve para la reducción de la dimensionalidad de las variable originales. Este método permite representar los datos originales (individuos y variables) en un espacio de dimensión inferior del espacio original, mientras limite al máximo la pérdida de información.

#### Matriz de trabajo

1. Se trabajo con la matriz fiel, extraida del paquete datos que se encuentra precargada en R

```
install.packages("datos")
```

#### library(datos)

2. Se selecciona la matriz fiel

#### m<-datos::fiel

- 3. Exploracion de la matriz
- 4. Dimension de la matriz La matriz cuenta con 272 observaciones y 2 variables

#### dim(m)

- ## [1] 272 2
  - 2. Tipo de variables

#### str(m)

```
## 'data.frame': 272 obs. of 2 variables:
## $ erupciones: num 3.6 1.8 3.33 2.28 4.53 ...
## $ espera : num 79 54 74 62 85 55 88 85 51 85 ...
```

3. Nombre de las variables

#### colnames(m)

- ## [1] "erupciones" "espera"
  - 4. Busca de datos perdidos

#### anyNA(m)

## [1] FALSE

#### Tratamiento de la matriz

Se genera una nueva matriz X1 filtrada

```
x1 < -m[1:2]
```

" ACP Paso a Paso

1. Transformar la matriz en un data frame

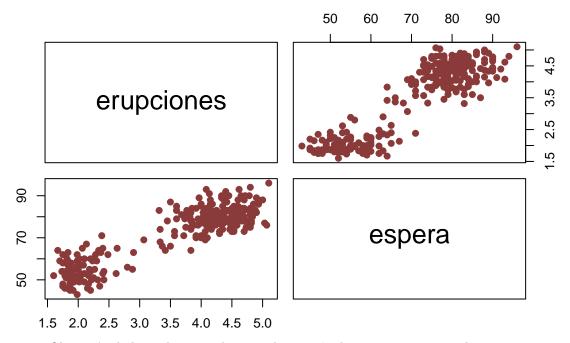
```
x1<-as.data.frame(x1)
```

2. Definir n (individuos) y p (variables)

```
n<-dim(m)[1]
p<-dim(m)[2]
```

3.Generación del Gráfico scaterplot

# Variables originales



4. Obtención de la media por columna y la matriz de covarianza muestral

```
mu<-colMeans(x1)
mu

## erupciones espera
## 3.487783 70.897059

s<-cov(x1)
s

## erupciones espera
## erupciones 1.302728 13.97781
## espera 13.977808 184.82331</pre>
```

5. Obtención de los valores y vectores propios desde la matriz de la covarianza muestral.

```
es<-eigen(s)
## eigen() decomposition
## $values
## [1] 185.8818239
                      0.2442167
##
## $vectors
##
              [,1]
                          [,2]
## [1,] 0.0755118 -0.9971449
## [2,] 0.9971449 0.0755118
5.1. Separación de la matriz de valores propios
eigen.val<-es$values
eigen.val
## [1] 185.8818239
                      0.2442167
5.2. Separación de la matriz de vectores propios
eigen.vec<-es$vectors
eigen.vec
                          [,2]
              [,1]
## [1,] 0.0755118 -0.9971449
## [2,] 0.9971449 0.0755118
  6. Calcular la proporción de variabilidad
6.1 Para la matriz de valores propios.
pro.var<-eigen.val/sum(eigen.val)</pre>
pro.var
## [1] 0.998687896 0.001312104
6.2 Acumulada
pro.var.acum<-cumsum(eigen.val)/sum(eigen.val)</pre>
pro.var.acum
## [1] 0.9986879 1.0000000
  7. Obtención de la matriz de correlaciones
R<-cor(x1)
R
##
               erupciones
                              espera
## erupciones 1.0000000 0.9008112
                0.9008112 1.0000000
## espera
```

8. Obtención de los valores y vectores propios a partir de la matriz de correlaciones

```
eR<-eigen(R)
еR
## eigen() decomposition
## $values
## [1] 1.90081117 0.09918883
## $vectors
##
              [,1]
                          [,2]
## [1,] 0.7071068 -0.7071068
## [2,] 0.7071068 0.7071068
  9. Separación de la matriz de valores propios
9.1 Separación de la matriz de valores propios
eigen.val.R<-eR$values
eigen.val.R
## [1] 1.90081117 0.09918883
9.2 Separación de la matriz de los vectores propios
eigen.vec.R<-eR$vectors
eigen.vec.R
##
              [,1]
                          [,2]
## [1,] 0.7071068 -0.7071068
## [2,] 0.7071068 0.7071068
 10. Calculo de la proporcion de variabilidad
10.1 Para la matriz de valores propios.
pro.var.R<-eigen.val.R/sum(eigen.val.R)</pre>
pro.var.R
## [1] 0.95040558 0.04959442
10.2 Acumulada
pro.var.acum.R<-cumsum(eigen.val.R)/sum(eigen.val.R)</pre>
pro.var.acum.R
## [1] 0.9504056 1.0000000
Obtención de coeficientes
 12. Centrar los datos respecto a la media 12.1 Construccion de la matriz 1
ones<-matrix(rep(1,n),nrow=n, ncol=1)</pre>
12.2 Construcción de la matriz centrada
```

X.cen<-as.matrix(x1-ones%\*%mu)</pre>

13. Construcción de la matriz diagonal de las varianzas

```
Dx<-diag(diag(s))
Dx

## [,1] [,2]
## [1,] 1.302728  0.0000
## [2,] 0.000000 184.8233

14. Construcción de la matriz centrada multiplicada por Dx^1/2
Y<-X.cen%*%solve(Dx)^(1/2)</pre>
```

15. Construcción de los coeficientes o scores eigen.vec.R matriz de autovectores

```
scores<-Y%*%eigen.vec.R
scores[1:10,]

##     [,1]     [,2]
## 1     0.49097422     0.35193210
## 2     -1.92447802     0.16676594
## 3     0.06549949     0.25728314
## 4     -1.20914903     0.28363483
## 5     1.38106424     0.08599050</pre>
```

**##** 6 -1.20152126 -0.45216609

**##** 7 1.64056183 0.13856711

## 8 0.80304843 0.66400631 ## 9 -1.98758654 -0.08219975

## 10 1.26769136 0.19936337

colnames(scores)<-c("PC1","PC2")</pre>

16. Nombramos las columnas PC1...PC2

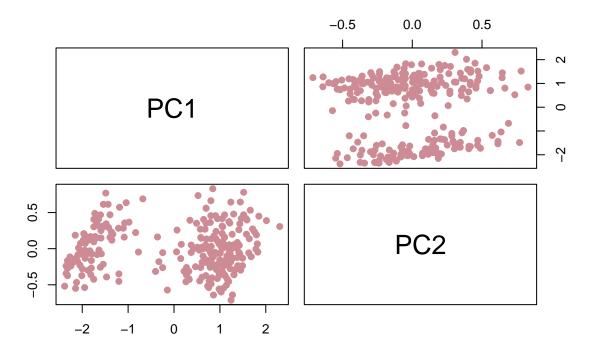
#### 17. Visualizamos

### scores[1:10,]

```
##
             PC1
                         PC2
      0.49097422 0.35193210
## 1
## 2 -1.92447802 0.16676594
## 3
      0.06549949 0.25728314
## 4
     -1.20914903 0.28363483
## 5
      1.38106424 0.08599050
## 6 -1.20152126 -0.45216609
## 7
      1.64056183 0.13856711
## 8
      0.80304843 0.66400631
## 9 -1.98758654 -0.08219975
## 10 1.26769136 0.19936337
```

```
pairs(scores, main="scores", col="lightpink3", pch=19)
```

### scores



## ACP VIA SINTETIZADA

1. Aplicar el calculo de la varianza de las columnas (1=filas, 2=columnas()

```
apply(x1,2,var)
```

```
## erupciones espera
## 1.302728 184.823312
```

2. Aplicar la Función **prcomp** para reducir la dimensionalidad y centrado por la media y escalado por la Desviación estandar

```
acp<-prcomp(x1,center=TRUE,scale=TRUE)
acp</pre>
```

```
## Standard deviations (1, .., p=2):
## [1] 1.3786991 0.3149426
##
## Rotation (n x k) = (2 x 2):
## PC1 PC2
## erupciones -0.7071068 0.7071068
## espera -0.7071068 -0.7071068
```

### 3. Resumen de la matriz **acp**

### summary(acp)

```
## Importance of components:
## PC1 PC2
## Standard deviation 1.3787 0.31494
## Proportion of Variance 0.9504 0.04959
## Cumulative Proportion 0.9504 1.00000
```

## Construcción de los CP con las variables originales

Combinación lineal de las variables originales

$$z1 = -0.707(var1) - 0.707(var2)$$

El primer componente distingue las erupciones

$$z2=-0.7071(var1)-0.7071(var2)$$

El segundo componente distingue la espera de la Erupción