## ACP\_state.x77

#### Irma Eunice Martínez de la Cruz

2022-04-04

{r setup, include=FALSE} knitr::opts\_chunk\$set(echo = TRUE)

### ANALISIS FACTORIAL

### 1.- Lectura de la matriz de datos

```
x<-as.data.frame(state.x77)

#2.- Quitar los espacios de los nombres

colnames(x)[4]="Life.Exp"
    colnames(x)[6]= "HS.Grad"

#3.- Separa n (estados) y p (variables)

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

## 4.- Generacion de un scater plot para la

## Visualización de variables originales

```
pairs(x, col="pink", pch=19, main="Matriz original")
```

# Transformación de alguna varibles

## 1.- Aplicamos logaritmo para las columnas 1,3 y 8

```
 \begin{split} &x[,1] < -\log(x[,1]) \\ &\text{colnames}(x) [1] < -\text{"Log-Population"} \\ &x[,3] < -\log(x[,3]) \\ &\text{colnames}(x) [3] < -\text{"Log-Illiteracy"} \\ &x[,8] < -\log(x[,8]) \\ &\text{colnames}(x) [8] < -\text{"Log-Area"} \end{split}
```

Grafico scater para la visualizacion de la Matriz original con 3 variables que se incluyeron

```
pairs(x,col="red", pch=19, main="Matriz original")
```

Nota: Como las variables tiene diferentes unidades de medida, se va a implementar la matriz de correlaciones para estimar la matriz de carga

Reduccion de la dimensionalidad

Análsis Factorial de componentes principales (PCFA)

1.- Calcular la matriz de medias y de correlaciones

#### Matriz de medias

```
mu<-colMeans(x)
```

#### Matriz de correlaciones

```
R<-cor(x)
```

2.- Reducción de la dimensionalidad mediante

Análisis factorial de componentes principales (PCFA).

1.- Calcular los valores y vectores propios.

```
eR<-eigen(R)
```

## 2.- Valores propios

```
eigen.val<-eR$values
eigen.val</pre>
```

# 3.- Vectores propios

```
eigen.vec<-eR$vectors
eigen.vec
```

## 4.- Calcular la proporcion de variabilidad

```
prop.var<-eigen.val/sum(eigen.val)
prop.var</pre>
```

## 5.- Calcular la proporcion de variabilidad acumulada

```
prop.var.acum<-cumsum(eigen.val)/sum(eigen.val)
prop.var.acum</pre>
```

## Estimacion de la matriz de carga

Nota: se estima la matriz de carga usando los autovalores y autovectores.

se aplica la rotación varimax

Primera estimación de Lamda mayuscula se calcula multiplicando la matriz de los 3 primeros autovectores por la matriz diagonal formada por la raiz cuadrada de los primeros 3 autovalores.

```
L.est.1<-eigen.vec[,1:3] %*% diag(sqrt(eigen.val[1:3]))
L.est.1</pre>
```

#### Rotación varimax

```
L.est.1.var<-varimax(L.est.1)
L.est.1.var
```

#### Estimación de la matriz de los errores

## 1.- Estimación de la matriz de perturbaciones

```
Psi.est.1<-diag(diag(R-as.matrix(L.est.1.var$loadings)%*% t(as.matrix(L.est.1.var$loadings))))
Psi.est.1
```

# 2.- Se utiliza el método Análisis de factor principal (PFA) para estimación de autovalores y autovectores

```
RP<-R-Psi.est.1
RP
```

## Calculo de la matriz de autovalores y autovectores

eRP<-eigen(RP)

#### Autovalores

```
eigen.val.RP<-eRP$values
eigen.val.RP
```

#### Autovectores

```
eigen.vec.RP<-eRP$vectors
eigen.val.RP
```

## Proporcion de variabilidad

```
prop.var.RP<-eigen.val.RP/ sum(eigen.val.RP)
prop.var.RP</pre>
```

## Proporcion de variabilidad acumulada

```
prop.var.RP.acum<-cumsum(eigen.val.RP)/ sum(eigen.val.RP)
prop.var.RP.acum</pre>
```

## Estimación de la matriz de cargas

#### con rotación varimax

```
L.est.2<-eigen.vec.RP[,1:3] %*% diag(sqrt(eigen.val.RP[1:3]))
L.est.2</pre>
```

#### Rotacion varimax

```
L.est.2.var<-varimax(L.est.2)
```

#### Estimación de la matriz de covarianzas de los errores.

```
Psi.est.2<-diag(diag(R-as.matrix(L.est.2.var$loadings)%*% t(as.matrix(L.est.2.var$loadings))))
Psi.est.2
```

### Obtencion de los scores de ambos métodos

#### **PCFA**

```
FS.est.1<-scale(x)%*% as.matrix(L.est.1.var$loadings)
FS.est.1</pre>
```

#### **PFA**

```
FS.est.2<-scale(x)%*% as.matrix (L.est.2.var$loadings)
FS.est.2
```

#### Graficamos ambos scores

```
par(mfrow=c(2,1))
```

## Factor I y II

## Factor I y III

## Factor II y III