

# Análisis factorial en una escala

Jimena Isaura Medina Padilla

5/17/2022

## Introducción

El análisis factorial intenta identificar variables subyacentes, o factores, que expliquen la configuración de las correlaciones dentro de un conjunto de variables observadas.

1-Descarga de paquetes y librerías

```
library(psych)
```

```
library(polycor)
```

```
library(ggcorrplot)
```

2- Extraer los datos.

```
x<-bfi
```

3-Explorar la matriz.

```
dim(x)
```

```
## [1] 2800 28
```

4-Tipo de variables.

```
str(x)
```

```
## 'data.frame' : 2800 obs. of 28 variables:
## $ A1 : int 2 2 5 4 2 6 2 4 4 2 ...
## $ A2 : int 4 4 4 4 3 6 5 3 3 5 ...
## $ A3 : int 3 5 5 6 3 5 5 1 6 6 ...
## $ A4 : int 4 2 4 5 4 6 3 5 3 6 ...
## $ A5 : int 4 5 4 5 5 5 5 1 3 5 ...
## $ C1 : int 2 5 4 4 4 6 5 3 6 6 ...
## $ C2 : int 3 4 5 4 4 6 4 2 6 5 ...
## $ C3 : int 3 4 4 3 5 6 4 4 3 6 ...
## $ C4 : int 4 3 2 5 3 1 2 2 4 2 ...
## $ C5 : int 4 4 5 5 2 3 3 4 5 1 ...
## $ E1 : int 3 1 2 5 2 2 4 3 5 2 ...
## $ E2 : int 3 1 4 3 2 1 3 6 3 2 ...
```

```
## $ E3      : int  3 6 4 4 5 6 4 4 NA 4 ...
## $ E4      : int  4 4 4 4 4 5 5 2 4 5 ...
## $ E5      : int  4 3 5 4 5 6 5 1 3 5 ...
## $ N1      : int  3 3 4 2 2 3 1 6 5 5 ...
## $ N2      : int  4 3 5 5 3 5 2 3 5 5 ...
## $ N3      : int  2 3 4 2 4 2 2 2 5 ...
## $ N4      : int  2 5 2 4 4 2 1 6 3 2 ...
## $ N5      : int  3 5 3 1 3 3 1 4 3 4 ...
## $ O1      : int  3 4 4 3 3 4 5 3 6 5 ...
## $ O2      : int  6 2 2 3 3 3 2 2 6 1 ...
## $ O3      : int  3 4 5 4 4 5 5 4 6 5 ...
## $ O4      : int  4 3 5 3 3 6 6 5 6 5 ...
## $ O5      : int  3 3 2 5 3 1 1 3 1 2 ...
## $ gender  : int  1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 ...
## $ education: int  NA NA NA NA NA 3 NA 2 1 NA ...
## $ age     : int  16 18 17 17 17 21 18 19 19 17 ...
```

### *#Nombre de las variables*

```
colnames(x)
```

```
## [1] "A1"      "A2"      "A3"      "A4"      "A5"      "C1"
## [7] "C2"      "C3"      "C4"      "C5"      "E1"      "E2"
## [13] "E3"      "E4"      "E5"      "N1"      "N2"      "N3"
## [19] "N4"      "N5"      "O1"      "O2"      "O3"      "O4"
## [25] "O5"      "gender"  "education" "age"
```

5-Creación de una nueva matriz de datos donde se incluyen las variables 1 a la 25 y las primeras 200 observaciones.

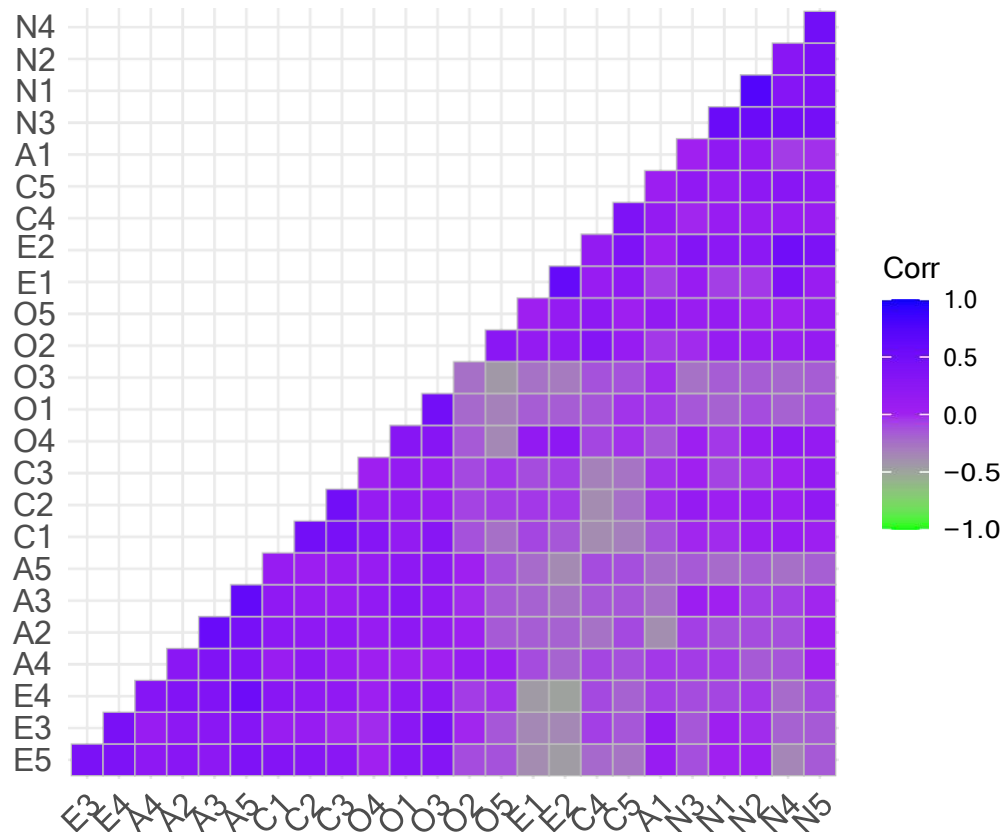
```
x1<-bfi[1:200,1:25]
```

### 6- Matriz de correlaciones

```
R<-hetcor(x1)$correlations
```

### 7- Gráfico de correlaciones

```
ggcorrplot(R, type = "lower", hc.order=TRUE, colors = c("green", "purple", "blue"))
```



8-Factorización de la matriz de correlaciones

Se utiliza la prueba de esfericidad de Bartlett.

```
p_Bartlett<-cortest.bartlett(R)
```

9-Visualización del p-valor

```
p_Bartlett$p.value
```

```
## [1] 5.931663e-60
```

Ho: Las variables están correlacionadas.

Ha: Las variables no están correlacionadas.

No rechazo Ho, ya que las variables están correlacionadas.

## Criterio Kaiser-Meyer-Olkin

Me permite identificar si los datos que voy a analizar son adecuados para un análisis factorial.

0.00 a 0.49 No adecuados

0.50 a 0.59 Poco adecuados

0.60 a 0.69 Aceptables

0.70 a 0.89 Buenos

0.90 a 1.00 Excelentes

KMO(R)

```
## Kaiser-Meyer-Olkin factor adequacy
## Call: KMO(r = R)
## Overall MSA = 0.76
## MSA for each item =
## A1 A2 A3 A4 A5 C1 C2 C3 C4 C5 E1 E2 E3 E4 E5 N1
## 0.66 0.77 0.69 0.73 0.75 0.74 0.79 0.76 0.76 0.74 0.80 0.81 0.79 0.81 0.83 0.70
## N2 N3 N4 N5 O1 O2 O3 O4 O5
## 0.67 0.82 0.79 0.82 0.79 0.65 0.81 0.62 0.77
```

1-Extracción de factores

minres: mínimo residuo

mle: max verosimilitud

paf: ejes principales

alpha: alfa

minchi: mínimos cuadrados

minrak: rango mínimo

```
modelo1<-fa(R,nfactor=3,rotate = "none",fm="mle")
```

```
modelo2<-fa(R,nfactor=3,rotate = "none",fm="minres")
```

2-Extraer el resultado de la comunialidades, , ahí se encuentra la proporción de varianza explicada. Se interpreta de tal forma que número cercanos a 1, el factor explica mejor la variable.

```
C1<-sort(modelo1$communality, decreasing = TRUE)
```

```
C2<-sort(modelo2$communality, decreasing = TRUE)
```

```
head(cbind(C1,C2))
```

```
##          C1          C2
## N1 0.7576920 0.6809294
## E2 0.6802809 0.6564523
## N2 0.6797943 0.5866483
## E1 0.5219674 0.5394762
## N3 0.5198285 0.4942059
## N4 0.4839516 0.4744005
```

3-Extracción de unidades

La unicidad es el cuadro del coeficiente del factor único, y se expresa como la porción de la varianza explicada por el factor único. Es decir, no puede ser explicada por otros factores.

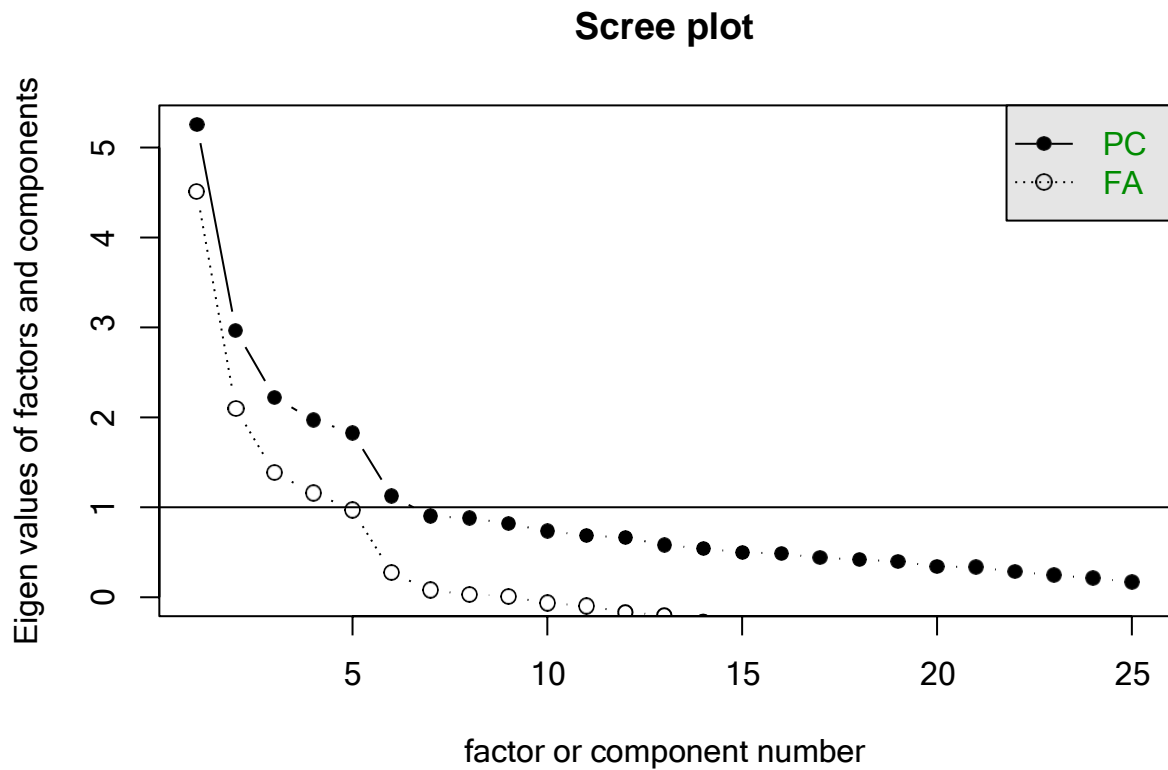
```
u1<-sort(modelo1$uniquenesses, decreasing = TRUE)
```

```
u2<-sort(modelo2$uniquenesses, decreasing = TRUE)
```

```
head(cbind(u1,u2))
```

```
##          u1          u2
## 02 0.9460554 0.9293483
## A4 0.8928892 0.8908844
## A1 0.8607240 0.8822080
## 05 0.8533481 0.8272041
## C5 0.8136600 0.7931685
## 01 0.7986908 0.7904667
```

```
scree(R)
```



#### 4-Rotación de la matriz

```
library(GPArotation)
```

```
rot<-c("None", "Varimax", "Quartimax", "Promax")
```

```
bi_mod<-function(tipo) {
```

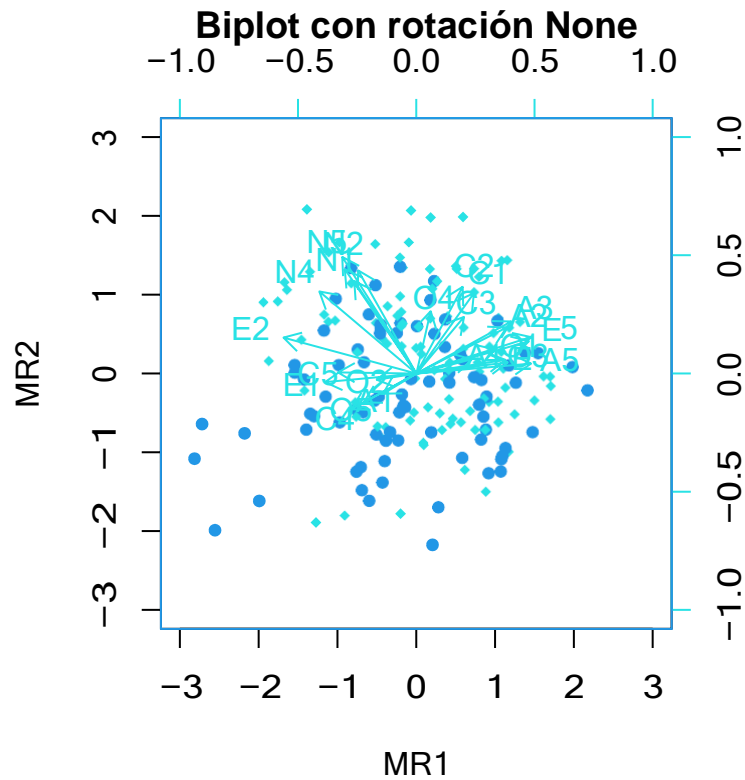
```

biplot.psych(fa(x1, nfactors = 2,
fm= "minres", rotate=tipo),
main = paste("Biplot con rotación", tipo),
col=c(4,5,6), pch=c(21,18), group=bfi[, "gender"])
}

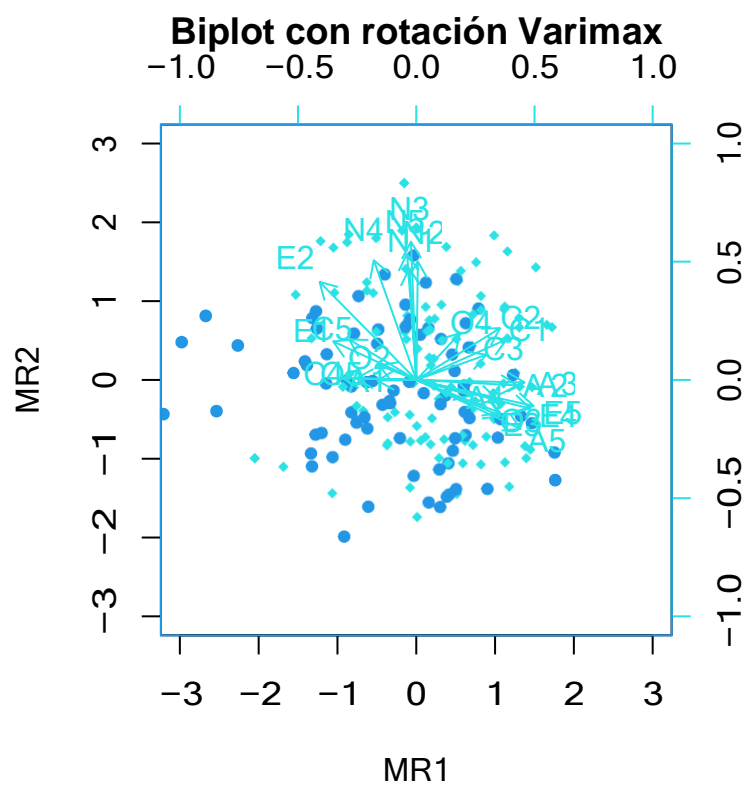
sapply(rot, bi_mod)

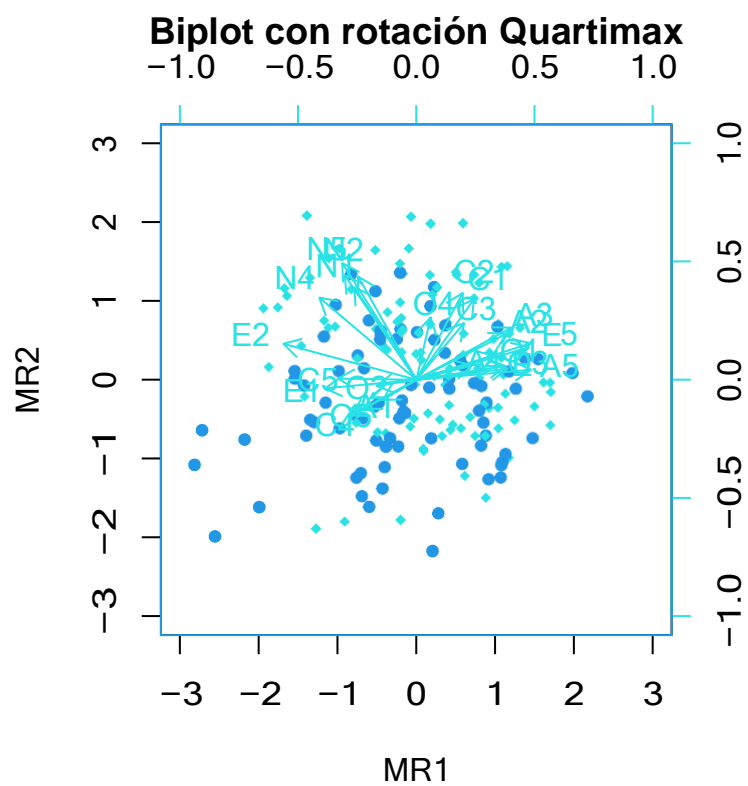
```

## Specified rotation not found, rotate=' none' used

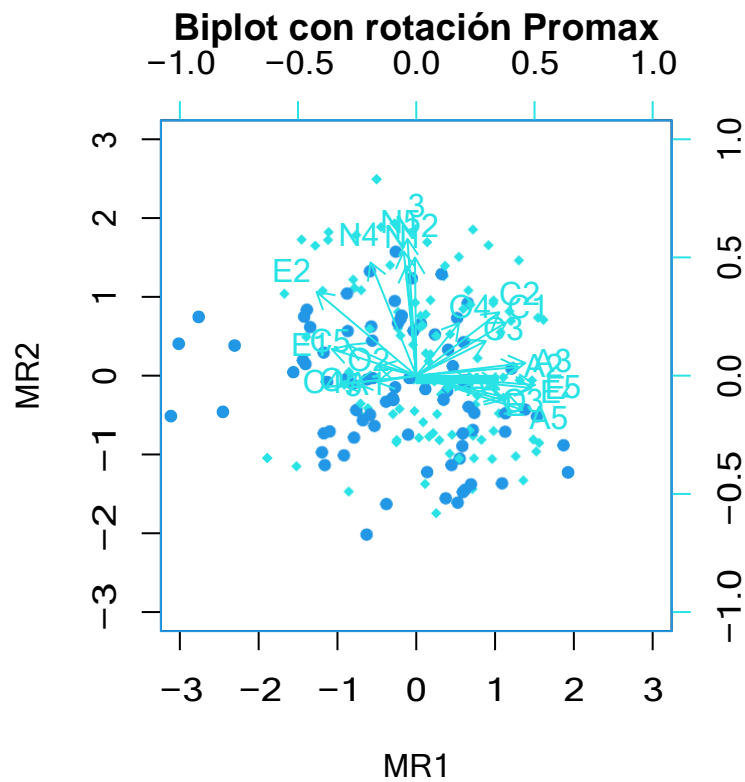


## Specified rotation not found, rotate=' none' used









```
## $None
## NULL
##
## $Varimax
## NULL
##
## $Quartimax
## NULL
##
## $Promax
## NULL
```

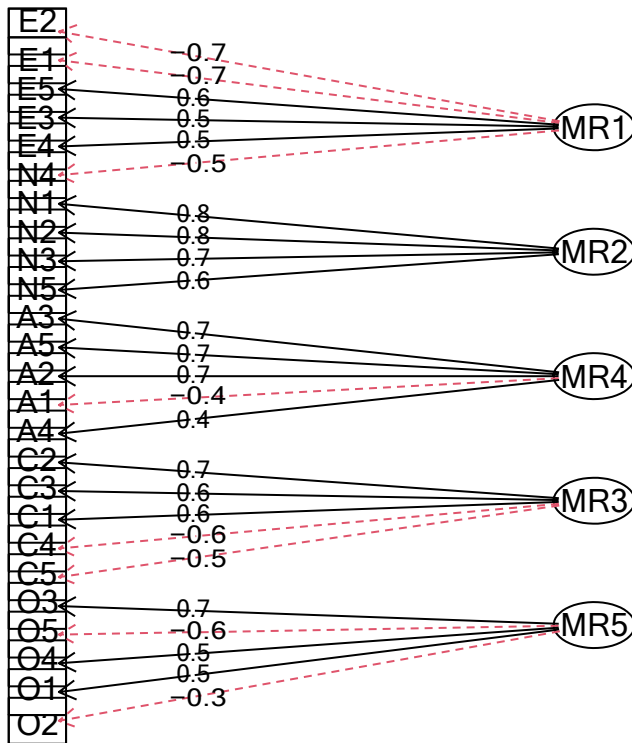
## Interpretación

Para esto se utiliza el gráfico de árbol.

```
modelo_varimax<-fa(R,nfactor=5,
                    rotate = "varimax",
                    fm="minres")
```

```
fa.diagram(modelo_varimax)
```

## Factor Analysis



Visualización de la matriz de carga rotada.

```
print(modelo_varimax$loadings, cut=0)
```

```
##
## Loadings:
##      MR1  MR2  MR4  MR3  MR5
## A1  0.234  0.106 -0.422 -0.072 -0.092
## A2  0.112 -0.032  0.653  0.190  0.113
## A3  0.198  0.066  0.744  0.051  0.169
## A4  0.163 -0.048  0.413  0.137 -0.142
## A5  0.328 -0.154  0.692 -0.009  0.115
## C1  0.054  0.089  0.140  0.634  0.287
## C2  0.052  0.174  0.114  0.690  0.050
## C3  0.032  0.018  0.076  0.642  0.016
## C4 -0.058  0.087 -0.090 -0.559 -0.159
## C5 -0.241  0.228 -0.040 -0.459  0.014
## E1 -0.691 -0.006 -0.066 -0.084 -0.017
## E2 -0.713  0.345 -0.138 -0.133 -0.025
## E3  0.546  0.003  0.157 -0.008  0.221
## E4  0.522 -0.027  0.416  0.167  0.048
## E5  0.588 -0.009  0.148  0.308  0.159
## N1  0.131  0.802 -0.150 -0.074 -0.133
```

```

## N2  0.088  0.800 -0.151 -0.038 -0.008
## N3 -0.183  0.701  0.005  0.037 -0.087
## N4 -0.513  0.491 -0.006  0.004  0.034
## N5 -0.274  0.571  0.059  0.096 -0.082
## 01  0.203 -0.107  0.148  0.076  0.535
## 02 -0.099  0.096  0.144 -0.191 -0.330
## 03  0.326 -0.159  0.034  0.062  0.680
## 04 -0.240  0.122  0.169  0.105  0.548
## 05 -0.004  0.061 -0.074 -0.077 -0.636
##
##
##          MR1  MR2  MR4  MR3  MR5
## SS loadings  2.823 2.667 2.223 2.103 1.867
## Proportion Var 0.113 0.107 0.089 0.084 0.075
## Cumulative Var 0.113 0.220 0.309 0.393 0.467

```