

# Análisis Factorial 2

Sisi Guevara García

2/6/2022

## Librerías

```
library(psych)
library(polycor)
library(ggcorrplot)
```

## Extracción de datos

Se encuentra dentro de la paquetería **psych**

```
x <- bfi
```

## Exploración de la matriz

```
dim(x)
```

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

1. Tipos 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 ...
## $ 01      : int  3 4 4 3 3 4 5 3 6 5 ...
## $ 02      : int  6 2 2 3 3 3 2 2 6 1 ...
## $ 03      : int  3 4 5 4 4 5 5 4 6 5 ...
## $ 04      : int  4 3 5 3 3 6 6 5 6 5 ...
## $ 05      : 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 ...
```

**int** en R denota variables discretas

## 2. 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"      "01"      "02"      "03"      "04"
## [25] "05"      "gender"  "education" "age"
```

## 3. Creación de una nueva base de datos donde se incluyen las variables de 1 a 25 y usamos 200 observaciones.

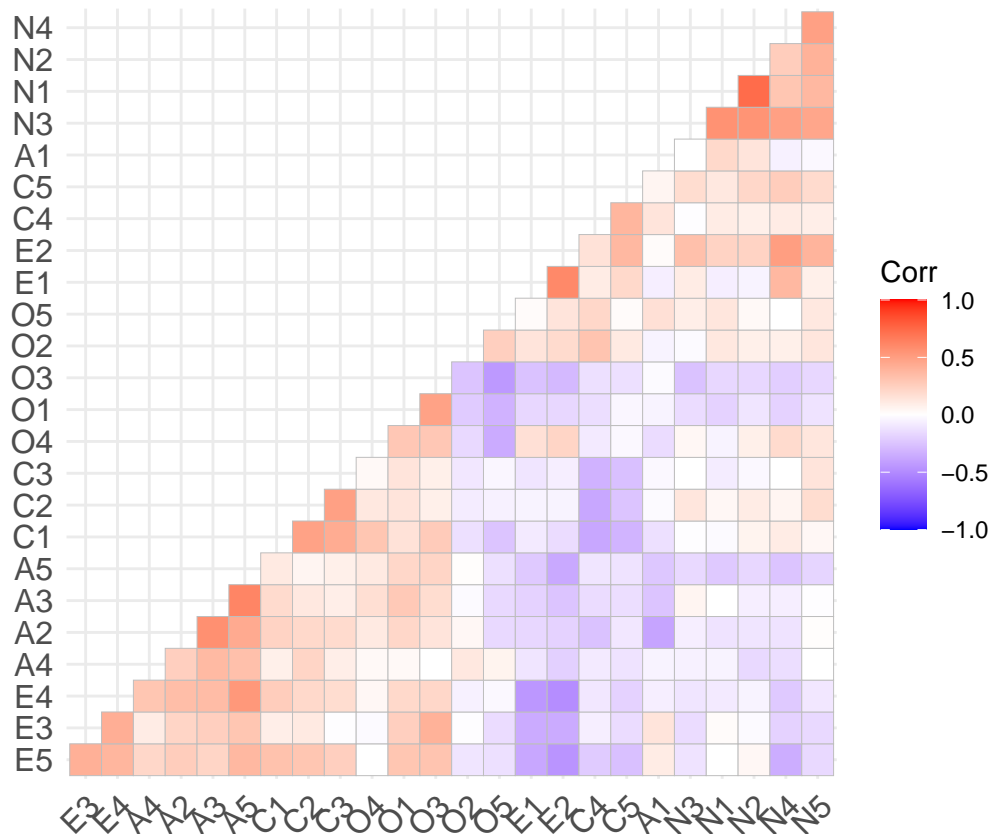
```
x1<-bfi[1:200,1:25]
```

# Matriz de correlaciones

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

## 4.Gráfico de correlaciones

```
ggcorrplot(R,type="lower",hc.order= TRUE)
```



## Factorización de la matriz de correlaciones

Se utiliza la prueba de esfericidad de Bartlett.

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

5. Visualización del p-valor

```
prueba_Bartlett$p.value
```

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

H0 : variables correlacionadas

H1 : las variables no están correlacionadas

Dado que el p-valor resulta significativo **NO** se rechaza H0

## Criterio Kaiser-Meyer-Olkin

Permite identificar si los datos que se van 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 Excelente

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
```

Overall MSA = 0.76 son buenos para continuar con el análisis

## Extracción de factores

minres : minimo residuo mle : max verosimilitud pfa: ejesprincipales alpha: alfa minchi: minimos cuadrados  
minrank: rango minimo

### 6. Modelo varimax

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

### 7. Modelo dos

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

Extraer el resultado de las Comunalidades, allí se encuentra la proporción de varianza explicada. Se interpreta de tal forma que números cercanos a 1 están bastante bien explicadas por los factores comunes, entre más comunalidades altas aya en el factor este explica mejor la variable y el análisis en consecuencia será mejor.

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

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

combinar los resultados para comparar

```
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
```

Extracción de unidades: La unicidad es el cuadrado del coeficiente del factor único, y se expresa como la proporción de la varianza explicada por el factor único. es decir, no puede ser explicada por otros factores.

### 8. Unicidad del modelo 1

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

#### 9. Unicidad del modelo 2

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

#### 10. Comparación

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

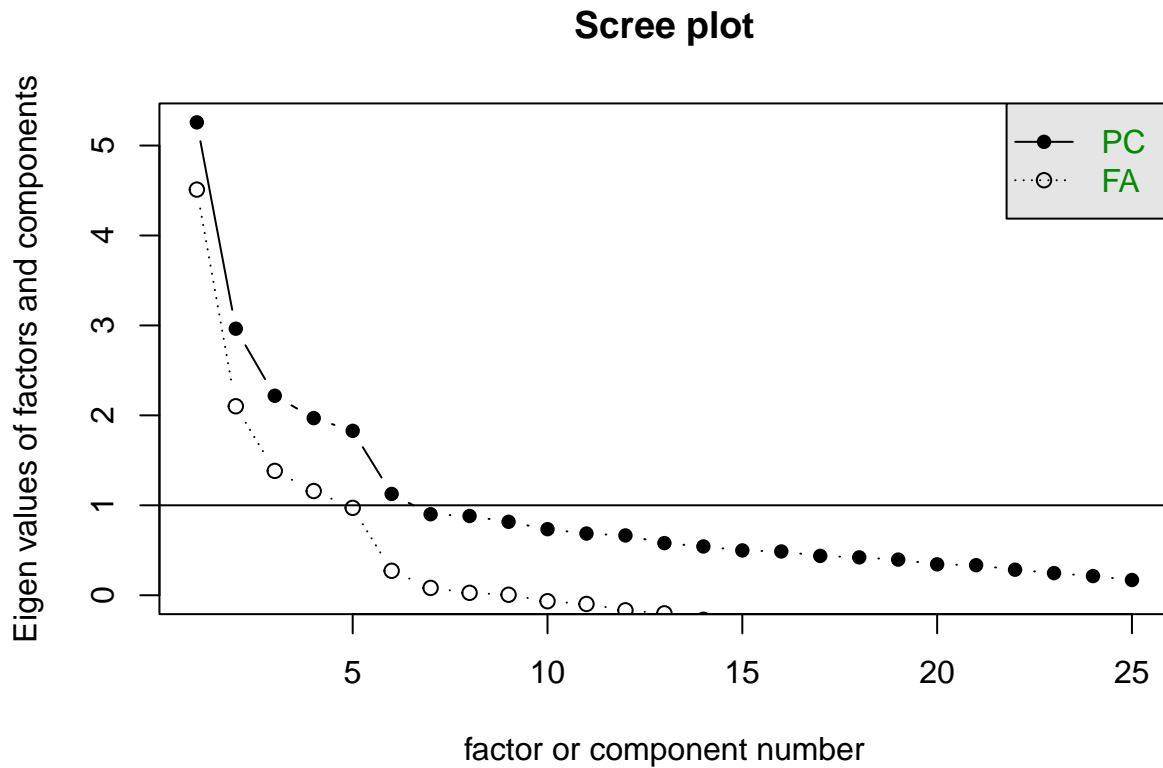
```
##           u1           u2
## 02 0.9460554 0.9293483
## A4 0.8928892 0.8908844
## A1 0.8607240 0.8822080
## 05 0.8533481 0.8272041
## C5 0.8136600 0.7931685
## 01 0.7986908 0.7904667
```

Al observar la unicidad de los dos métodos de rotación resulta que la variación entre ellas es muy pequeña y no disciernen mucho una de la otra. La unicidad es el cuadrado del coeficiente del factor único, que expresa la proporción de la varianza que queda explicada por el factor único, es decir, la varianza que no puede explicarse por los factores comunes.

Se considera rotar por Máxima Verosimilitud o Mínimo residuo la varianza que no se puede explicar. Los coeficientes resultan ser muy parecidos y queda en decisión del investigador cual es el método que más conveniente para llegar a una conclusión.

*Para elegir el numero de los factores*

```
scree(R)
```



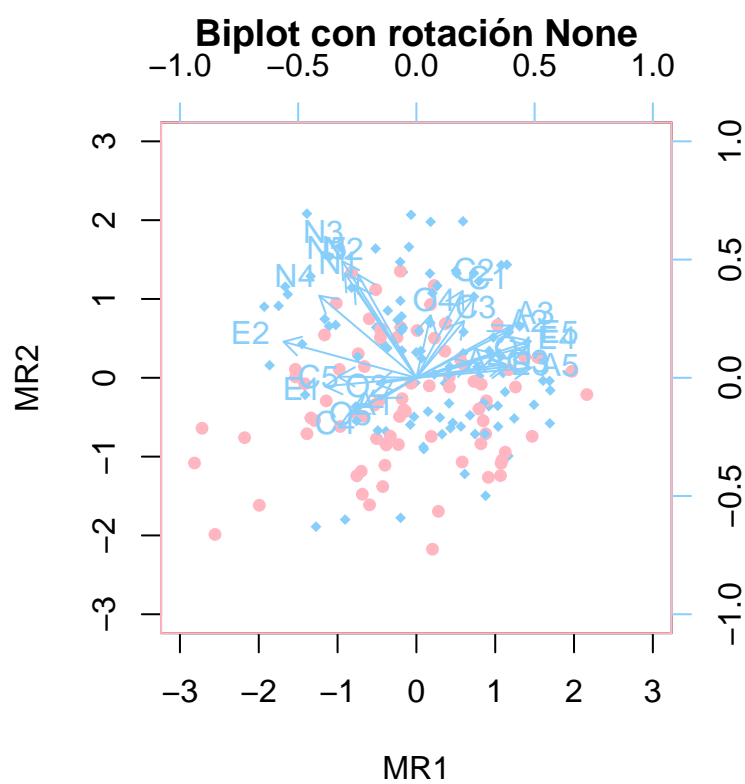
En el Scree plot podemos escoger la cantidad de factores a utilizar, además de que en este gráfico tenemos dos opciones por las cuales podemos inclinarnos: el método de **Componentes Principales**(PC) y **Análisis Factorial** (FA). En los componentes principales la cantidad de factores que seleccionamos es hasta donde se forme un codo.

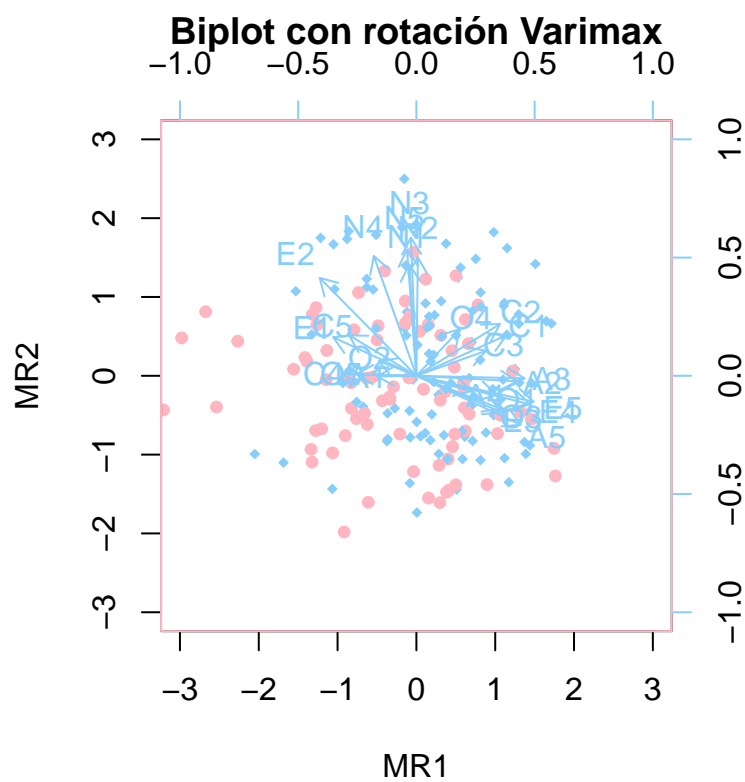
Observamos que los dos métodos nos limitan a usar la misma cantidad de factores pues la gráfica de cada uno no discrepa tanto uno del otro.

## Rotación de la matriz

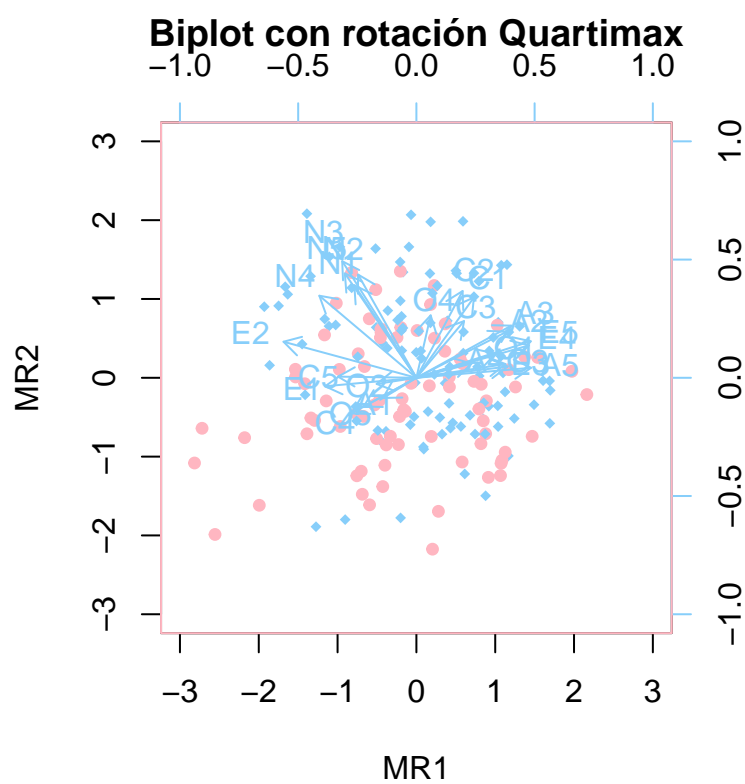
```
library(GPArotation)
```

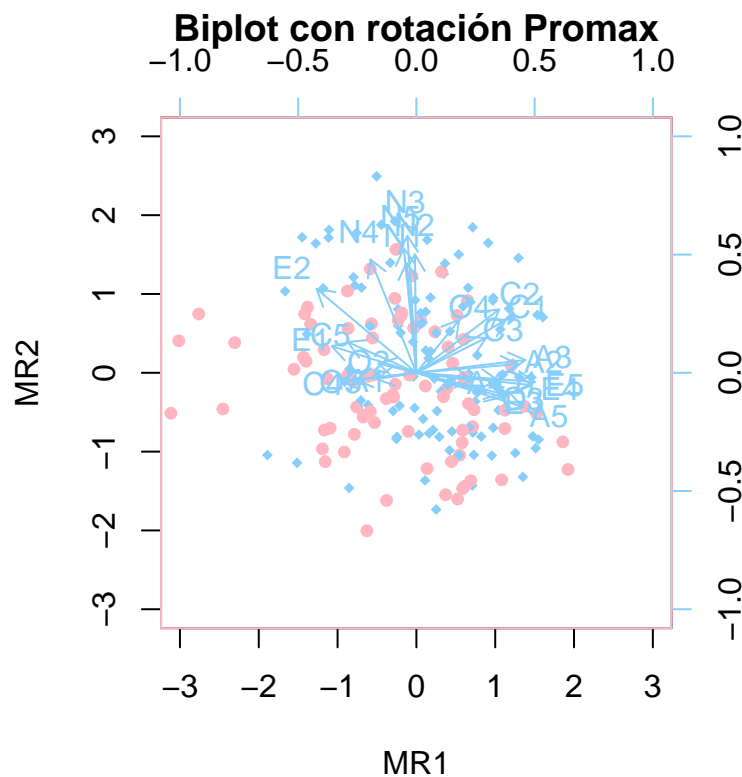
```
rot<-c("None", "Varimax", "Quartimax", "Promax")
bi_mod<-function(tipo){
  biplot.psych(fa(x1, nfactors = 2,
    fm= "minres", rotate=tipo),
    main = paste("Biplot con rotación", tipo),
    col=c("#FFB6C1", "#87CEFA", "#87CEFA"), pch=c(21,18), group=bfi[, "gender"])
}
sapply(rot, bi_mod)
```









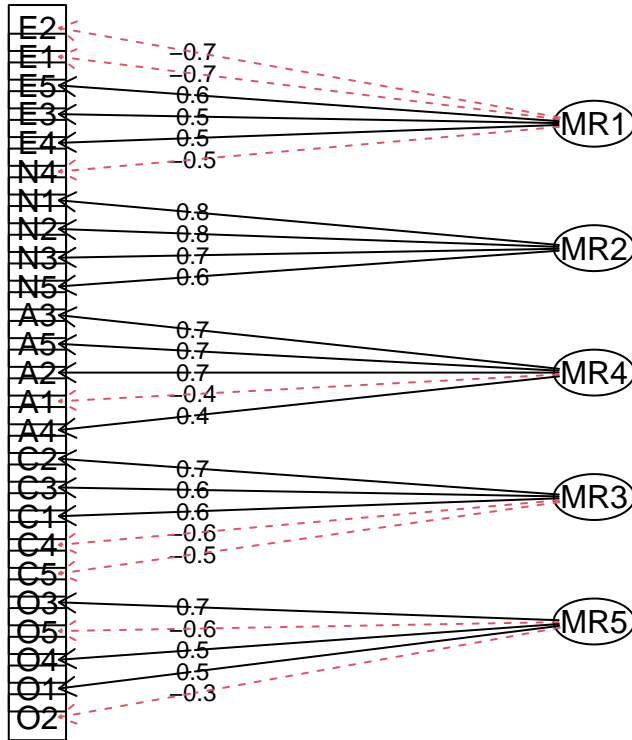


```
## $None
## NULL
##
## $Varimax
## NULL
##
## $Quartimax
## NULL
##
## $Promax
## NULL
```

Para esto utilizamos un gráfico de árbol.

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

## Factor Analysis



Lineas rosas son cargas positivas y lineas negras cargas negativas

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

```