

REVISÃO DE ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS E ANÁLISE FATORIAL

Professor Jorge Luis Bazán

Esta sessão trata ao respeito do uso de diferentes funções e pacotes do R, para a análise de componentes principais e análise fatorial exploratório.

1. COMPONENTES PRINCIPAIS

A função **princomp()** do pacote **stats** produz uma análise de componentes principais não rotados

```
# Principal Components Analysis
# entering raw data and extracting PCs
# from the correlation matrix
fit <- princomp(mydata, cor=TRUE)
summary(fit) # print variance accounted for
loadings(fit) # pc loadings
plot(fit,type="lines") # scree plot
fit$scores # the principal components
biplot(fit)
```

Use **cor=FALSE** para usar a matriz de variância covariância no análise de componentes principais. Use a opção **covmat=** para indicar uma matriz de correlação ou uma matriz de covariância diretamente. Se ingressar uma matriz de covariância, inclua a opção **n.obs=**.

A função **principal()** no pacote **psych** pode ser usada para obter e rotar componentes principais.

```
# Varimax Rotated Principal Components
# retaining 5 components
library(psych)
fit <- principal(mydata, nfactors=5, rotate="varimax")
fit # print results
```

mydata pode ser uma matriz de dados fila ou uma matriz de covariância. É usada a eliminação de dados perdidos do tipo Pairwise deletion. **rotate** pode ser "none", "varimax", "quatimax", "promax", "oblimin", "simplimax", ou "cluster".

2. ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIO

A função **factanal()** produz uma análise fatorial considerando uma estimação de máxima verossimilhança

```

# Maximum Likelihood Factor Analysis
# entering raw data and extracting 3 factors,
# with varimax rotation
fit <- factanal(mydata, 3, rotation="varimax")
print(fit, digits=2, cutoff=.3, sort=TRUE)
# plot factor 1 by factor 2
load <- fit$loadings[,1:2]
plot(load,type="n") # set up plot
text(load,labels=names(mydata),cex=.7) # add variable names

```

As opções **rotation=** incluem "varimax", "promax", e "none". Adicione a opção **scores="regression"** ou "Bartlett" para produzir escores dos fatores. Use a opção **covmat=** para ingressar uma matriz de correlação ou covariância diretamente. Se entra uma matriz de covariância, inclua a opção **n.obs=**.

A função **fa** do pacote **psych** pode fazer uso de quatro diferentes algoritmos: minimum residual (minres), principal axes, weighted least squares, ou maximum likelihood. Por exemplo o método de fatorização de eixos principais pode ser implementada usando

```

# Principal Axis Factor Analysis
library(psych)
fit <- fa(mydata, nfactors=3, fm="pa", rotate="varimax")
fit # print results

```

mydata pode ser uma matriz de dados fila ou uma matriz de covariância. É usada a eliminação de dados perdidos do tipo Pairwise deletion. Rotação pode ser "varimax" ou "promax".

3. DETERMINANDO O NÚMERO DE FATORES A SEREM OBTIDOS

A decisão crucial na análise fatorial exploratória é quantos fatores devem ser considerados. O pacote **nFactors** oferece um conjunto de funções para ajudar em esta decisão. Detalhes de esta metodologia podem ser encontradas em

Raiche, G., Walls, T. A., Magis, D., Riopel, M. and Blais, J.-G. (2013). Non-graphical solutions for Cattell's scree test. *Methodology*, 9(1), 23-29.

Por suposto, qualquer solução deve ser interpretável de modo que se torne útil

```

# Determine Number of Factors to Extract
library(nFactors)
ev <- eigen(cor(mydata)) # get eigenvalues
ap <- parallel(subject=nrow(mydata),var=ncol(mydata),
  rep=100,cent=.05)

```

```
nS <- nScree(ev$values, ap$eigen$qevpea)
plotnScree(nS)
```

4. ASPECOS ADICIONAIS

O pacote **FactoMineR** oferece muitas funções adicionais para análise fatorial exploratório. Esta inclui o uso de variáveis quantitativas e qualitativas, assim como também a inclusão de variáveis suplementarias e observações. Por exemplo, pode fazer

```
# PCA Variable Factor Map
library(FactoMineR)
result <- PCA(mydata) # graphs generated automatically
```

O pacote **GPARotation** oferece um maior número de opções de rotação além da varimax e promax.

REFERENCIAS

- Beavers, A. S., Lounsbury, J. W., Richards, J. K., Huck, S. W., Skolits, G. J., & Esquivel, S. L. (2013). Practical considerations for using exploratory factor analysis in educational research. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 18(6) Retrieved from <http://pareonline.net/getvn.asp?v=18&n=6>.
- Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 10(7), 1–9 Retrieved from <http://pareonline.net/getvn.asp?v=10&n=7>. Accessed 24 Oct 2017
- Goretzko, D., Pham, T.T.H. & Bühner, M. Exploratory factor analysis: Current use, methodological developments and recommendations for good practice. *Curr Psychol* 40, 3510–3521 (2021).
<https://link.springer.com/article/10.1007/s12144-019-00300-2>
- Neto, João (2014). Factor Analysis. October
<http://www.di.fc.ul.pt/~jpn/r/factoranalysis/factoranalysis.html>
Disponível em
<https://github.com/jpneto/Markdowns/blob/master/factoranalysis/factoranalysis.Rmd>
- Watkins, M. W. (2018). Exploratory Factor Analysis: A Guide to Best Practice. *Journal of Black Psychology*, 44(3), 219-246.
<https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0095798418771807>