

## Code R

```
# Nous commençons par appeler les sous-programmes et les bibliothèques d'intérêt pour notre projet

library('ggplot2')

install.packages("forecast")

library(forecast)

install.packages("tseries")

library(tseries)

# Cette version du modèle d'attrition utilise la forme en logarithme naturel pour éliminer l'hétéroscléasticité
éventuelle.

#

# Le fichier CSV est sous une forme logarithmique (taux en conversion logarithmique après multiplication par
100).

# Après lecture des données, nous traçons les données d'attrition d'intérêt pour analyser s'il n'y a pas de
valeurs aberrantes que nous devons éliminer ou traiter comme variable fictive.

# Les lignes suivantes de codage nous permettent justement de le faire.

#

#Les codes en question éliminent essentiellement les données pour la période de réduction des Forces 1994-
1998.

#Le code tsclean est là foncièrement pour contrôler les valeurs aberrantes.

LLcafdata <- read.csv('LogFormatt.csv', header=TRUE, stringsAsFactors=FALSE)

# Tracer les données

ggplot(LLcafdata, aes(x=FY,y=IOffr)) + geom_point()

#

#atrts <- ts(LLcafdata, start=c(1985), end=c(2017), frequency=1)

Smth_Offr = ts(LLcafdata[, c('IOffr')])

LLcafdata$Smth_Offr= tsclean(Smth_Offr)

#

Smth_ncm = ts(LLcafdata[, c('Incm')])

LLcafdata$Smth_ncm= tsclean(Smth_ncm)
```

```

#
Smth_CAF = ts(LLcafdata[, c('ICAF')])
LLcafdata$Smth_CAF= tsClean(Smth_CAF)

## On peut faire une analyse ARIMA unidimensionnelle en portant en graphique les fonctions d'autocorrélation intégrale (ACF) et partielle (PACF).

# d'une série en question. Si l'ACF décroît lentement et que la PACF montre une certaine autocorrélation (significative),

# nous pouvons, au premier décalage, prendre les différences une fois sur la série et retester les données.

#
##On utilise l'information de

## https://ocw.mit.edu/courses/economics/14-381-statistical-method-in-economics-fall-2013/study-materials/MIT14\_381F13\_EconomtrisInR.pdf

# Test de stationnarité (tests DF et DFA bien connus)

adf.test(Smth_Offr, alternative = "stationary")

adf.test(Smth_ncm, alternative = "stationary")

adf.test(Smth_CAF, alternative = "stationary")

#
# Tracer les données ACF et PACF

#
Acf(Smth_Offr, main='Smoothed Officer')

Pacf(Smth_Offr, main='Smoothed Officer')

#
Acf(Smth_ncm, main='Smoothed NCM')

Pacf(Smth_ncm, main='Smoothed NCM')

#
Acf(Smth_CAF, main='Smoothed CAF')

Pacf(Smth_CAF, main='Smoothed CAF')

#

```

```

#Ou on peut utiliser le programme automatisé pour générer un modèle ARIMA.

# On n'oublie pas de faire sa propre évaluation indépendante de la robustesse du modèle

auto.arima(Smth_Offr, seasonal=FALSE)

auto.arima(Smth_ncm, seasonal=FALSE)

auto.arima(Smth_CAF, seasonal=FALSE)

# 

#On fait un test de diagnostic en examinant les résidus.

fit<-auto.arima(Smth_Offr, seasonal=FALSE)

tsdisplay(residuals(fit), lag.max=15, main='(1,0,0) Model Residuals S_Offr')

# 

fit2<-auto.arima(Smth_ncm, seasonal=FALSE)

tsdisplay(residuals(fit2), lag.max=15, main='(1,0,0) Model Residuals S_ncm')

# 

fit3<-auto.arima(Smth_CAF, seasonal=FALSE)

tsdisplay(residuals(fit2), lag.max=15, main='(1,0,0) Model Residuals S_CAF')

# 

# Le modèle pour les militaires du rang et les FAC indique des pics au décalage 4, ce qui donne lieu à une
modification permettant d'inclure un tel modèle.

# 

fit5 = arima(Smth_CAF, order=c(1,0,4))

fit5

tsdisplay(residuals(fit5), lag.max=15, main='CAF model with 1,0,4')

# 

# On peut ne pas aimer le résultat pour les militaires du rang, car les erreurs-types indiquent une quasi-région
de stationnarité.

fit4 = arima(Smth_ncm, order=c(1,1,4))

fit4

tsdisplay(residuals(fit4), lag.max=15, main='ncm model with 1,1,4')

```

```

# On établit la prévision sous une forme logarithmique et avec des versions lissées.

fcst_SOffr <- forecast(fit, h=6)

plot(fcst_SOffr)

fcst_Sncm <- forecast(fit4, h=6)

plot(fcst_Sncm)

# 

fcst_SCAF <- forecast(fit5, h=6)

plot(fcst_SCAF)

accuracy(fcst_SOffr)

accuracy(fcst_Sncm)

accuracy(fcst_SCAF)

# 

fcst_SOffr

fcst_Sncm

fcst_SCAF

# 

#Par attrition pendant la période d'instruction, les valeurs aberrantes sont éliminées, et on répète.

Smth_Bncm = ts(LLcafdata[, c('|Bncm')])

LLcafdata$Smth_Bncm= tsclean(Smth_Bncm)

# 

Smth_BCAF = ts(LLcafdata[, c('|BCAF')])

LLcafdata$Smth_BCAF= tsclean(Smth_BCAF)

# 

Smth_Bof = ts(LLcafdata[, c('|Boffr')])

LLcafdata$Smth_Bof= tsclean(Smth_Bof)

# 

# Tracer ACF et PACF.

#

```

```

Acf(Smth_Bof, main='Attrition during Training Officer')

Pacf(Smth_Bof, main='Attrition during Training Officer')

#
Acf(Smth_Bncm, main='Attrition during Training NCM')

Pacf(Smth_Bncm, main='Attrition during Training NCM')

#
Acf(Smth_BCAF, main='Training Attrition CAF')

Pacf(Smth_BCAF, main='Training Attrition CAF')

#
# La série n'exige pas qu'on prenne les différences, mais elle montre bel et bien un certain nombre de propriétés en moyenne mobile.

#
fit10 = arima(Smth_Bof, order=c(0,0,2))

fit10

tsdisplay(residuals(fit10), lag.max=15, main='Officer (training) with 0,0,2')

fcst_Bof <- forecast(fit10, h=6)

plot(fcst_Bof)

accuracy(fcst_Bof)

fcst_Bof

#
fit11 = arima(Smth_Bncm, order=c(0,0,4))

fit11

tsdisplay(residuals(fit11), lag.max=15, main='ncm training with 0,0,4')

fcst_Bncm <- forecast(fit11, h=6)

plot(fcst_Bncm)

accuracy(fcst_Bncm)

fcst_Bncm

#
fit12 = arima(Smth_BCAF, order=c(0,0,4))

```

```
fit12  
tsdisplay(residuals(fit12), lag.max=15, main='CAF training with 0,0,4')  
fcst_BCAF <- forecast(fit12, h=6)  
plot(fcst_BCAF)  
accuracy(fcst_BCAF)  
fcst_BCAF  
# On peut aussi utiliser  
#TheilU(a,p)
```