

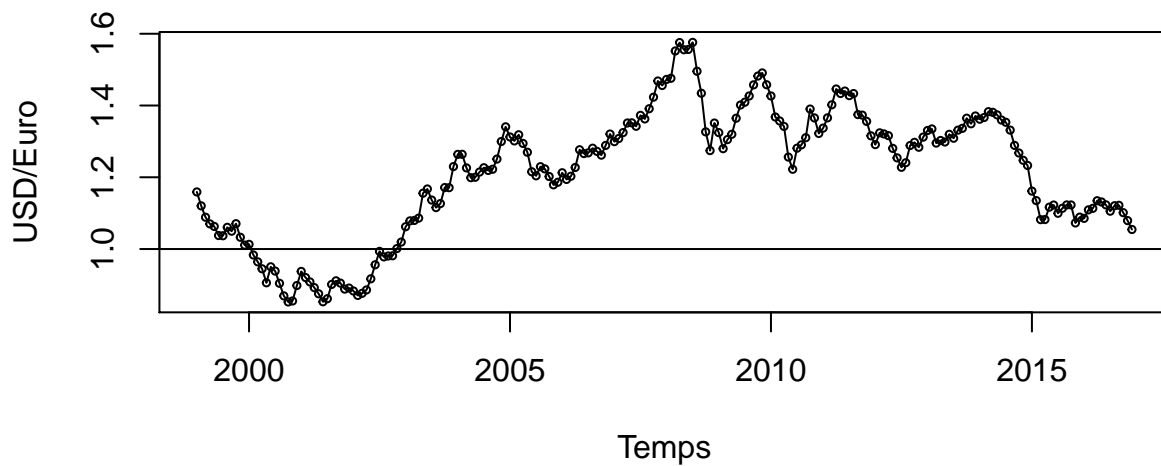
Table des matières

a)	2
Annexe	5

a)

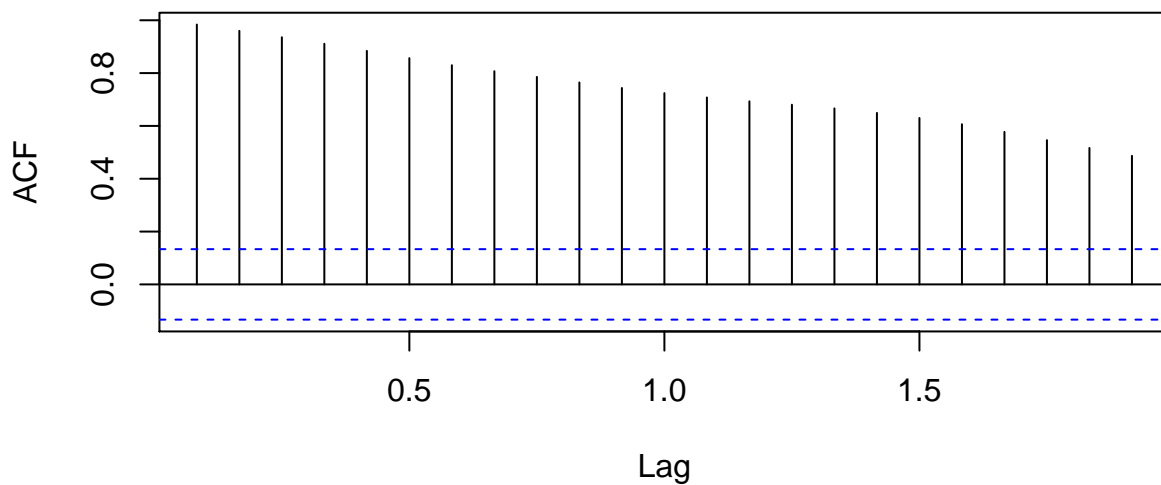
Tout d'abord, nous observons la série chronologique suivante concernant le taux de change américain/européen depuis janvier 1999 jusqu'à décembre 2016. Les données ont été collectées de façon quotidienne pour ensuite être transformées mensuellement. Voici le résultat:

Figure 1: taux de change US/Euro



Grâce à une première analyse, on remarque sur le tableau de la fonction d'autocorrélation échantillonnale (ACF) qu'il y a une forte présence d'autocorrélation et que celle-ci diminue lentement plus le lag augmente (voir figure 2). On peut donc déduire que le processus est non-stationnaire. Il n'est pas nécessaire de poursuivre notre analyse avec le graphique de la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) puisque nous devons effectuer une différenciation sur le modèle pour créer l'effet de stationnarité.

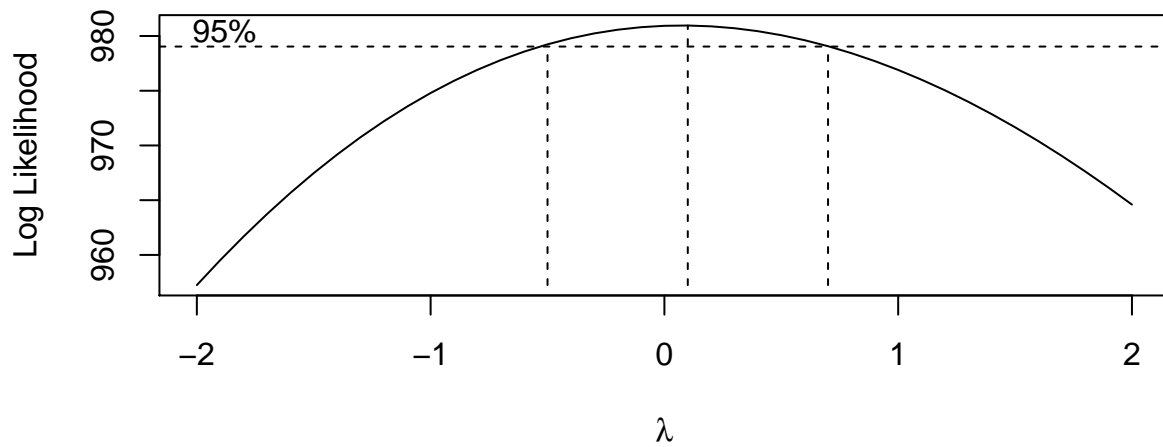
Figure 2: fonction d'autocorrélation



Il est possible d'utiliser Box-Cox afin de transformer notre processus puisque les données sont positives. En ce faisant, la variance diminuera. On rappelle que la famille des fonctions de puissance est définie de la façon suivante:

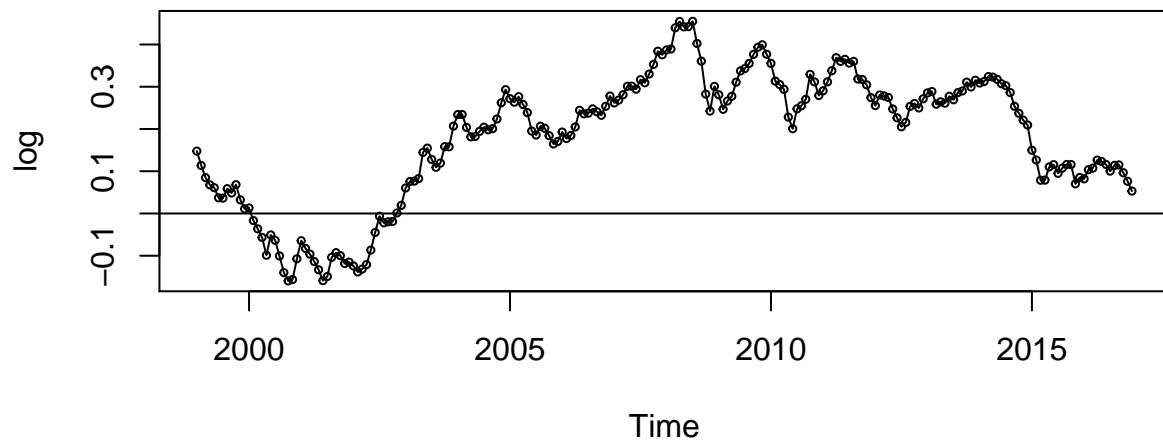
$$g(x) = \frac{x^\lambda - 1}{\lambda} \times 1_{\{\lambda \neq 0\}} + \ln(x) \times 1_{\{\lambda = 0\}}$$

λ est donc déterminé en maximisant la fonction de log-vraisemblance de nos données que voici:



On constate que $\lambda = 0.1$ semble être l'estimé MLE situé au centre de l'intervalle de confiance 95%, soit $] - 0.5, 0.7[$. Puisque $\lambda = 0$ est dans notre IC, cette valeur du paramètre peut également être à considérer. Donc, on utilise la transformé logarithmique pour notre modèle (voir figure 3).

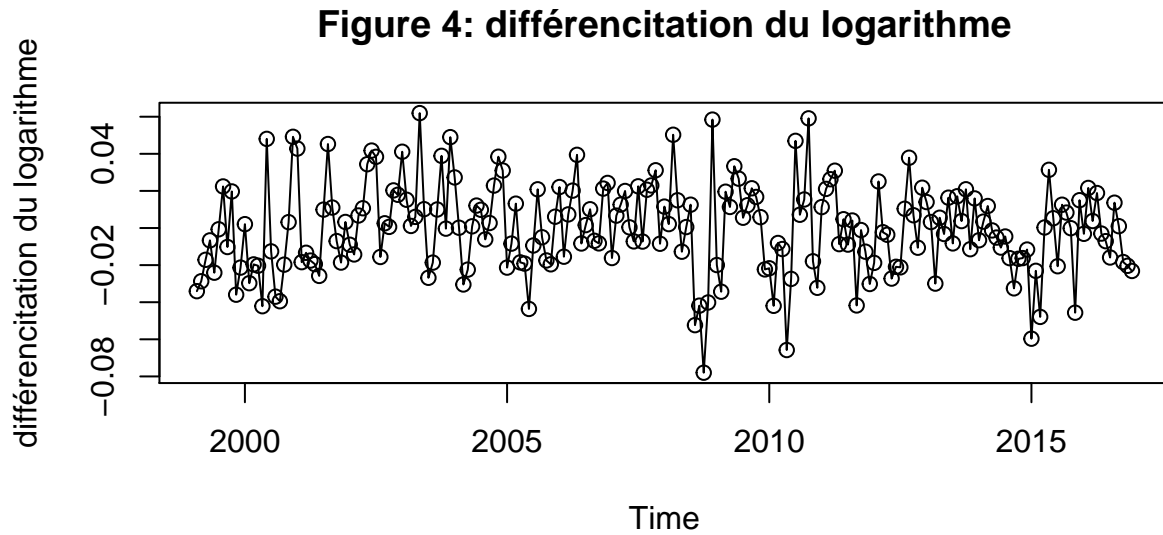
Figure 3: logarithme du taux



Cependant, en analysant le graphique de la fonction d'autocorrélation du logarithme de notre série, on

remarque qu'il n'y a pas de variation notable. Le modèle est toujours non stationnaire. PLUGGER LA THÉORIE DE YAN SUR LE MFE PI LES SHIT DE RENDEMENT.

En revanche, si on effectue une première différenciation du log de notre série, on obtient la série de la figure 4 qui semble plus stable.



On vérifie alors si une première différenciation amène la stationnarité à notre processus en utilisant le test augmenté de Dickey-Fuller (ADF). On se concentre sur la partie autorégressive et on obtient un processus AR(2). Par la suite, on applique le test ADF à 95% et on obtient comme estimé a/σ_a , $t_{DF} = -1.0134$, avec une p-value de 0.9343. Le test semble corroborer que la série chronologique est stationnaire, i.e qu'une première différenciation doit s'appliquer.

Annexe

```
library('TSA')
library('tseries')

# Importation des données
taux <- read.csv2("C:/Users/angag426/Desktop/TP_ACT2010/Taux_de_change_US_Euro.csv")
rendement<-taux$US.Euro
anne.mois<-taux$Année.mois

# création de la série chronologique
ttaux<-ts(rendement,start=c(1999,1),end=c(2016,12),frequency = 12)

# graphique de la série
plot(ttaux,ylab='USD/Euro', xlab="Temps", main="Figure 1: taux de change US/Euro", type="o", cex=0.5)
abline(h=1)

# Test augmenté de Dickey-Fuller (ADF)
ar(log(ttaux))
adf.test(log(ttaux), k=2)
```