Taux d'intérêt et taux de changes de l'Euro : analyse monétaire de deux variables liées.

Décembre 2024, Université Paris Dauphine

Introduction :

L'interaction entre les taux d'intérêt et les taux de change constitue un domaine clé en économie internationale et relie des enjeux de l'économie réelle à des thématiques financières plus spécifiques. Les variations entre taux d'intérêt et taux de changes sont essentielles car elles peuvent créer des opportunités d'arbitrage ou influencer les relations économiques entre deux pays. Dans ce projet, nous examinons spécifiquement les relations entre le taux d'intérêt de la Banque Centrale Européenne (BCE) et les taux de change de trois devises majeures : l'USD, le JPY et le GBP. Dans ce projet, nous examinons spécifiquement les relations entre le taux d'intérêt de la Banque Centrale Européenne (BCE) et les taux de change de trois devises majeures : l'USD, le JPY et le GBP. En prenant l'USD, nous explorons les interactions avec une devise qui joue le rôle de monnaie de réserve mondiale et dont les mouvements sont influencés par les décisions de la Réserve fédérale américaine et les flux financiers internationaux. Le JPY, à l'inverse, est souvent perçu comme une devise refuge, caractérisée par une politique monétaire historiquement ultra-accommodante et une économie ayant une dynamique propre, marquée par une faible croissance et une faible inflation. Le GBP, quant à lui, reflète les spécificités d'un pays européen non-membre de la zone euro, ce qui permet de comparer l'influence de la BCE sur une devise européenne en dehors de son périmètre direct.

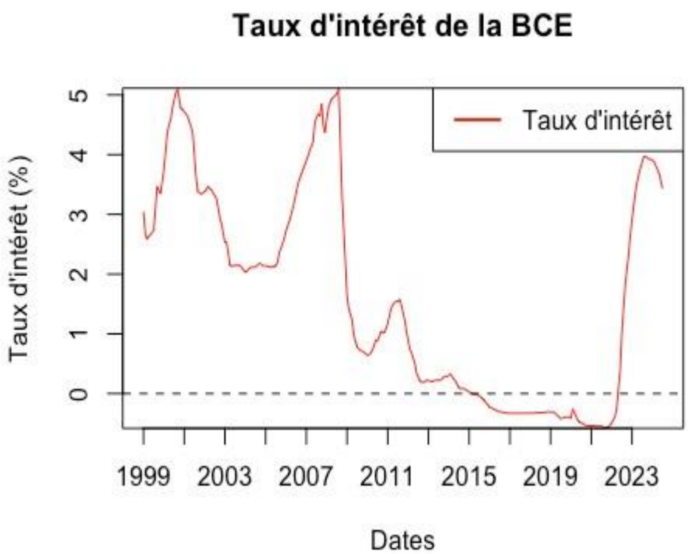
La théorie de la parité des taux d'intérêt suggère que les différences entre les taux d'intérêt domestiques et étrangers déterminent les variations des taux de change, dans un contexte où les investisseurs arbitrent entre rendements financiers dans différentes devises. Ces relations reflètent l'équilibre entre les marchés financiers et les politiques monétaires des banques centrales.

Notre analyse peut être vu comme une ébauche de l'étude de la parité des taux d'intérêt, nous ne disposons que d'un taux d'intérêt unique, celui de la BCE, sans prendre en compte les taux d'intérêt étrangers nécessaires pour effectuer une analyse complète mais nous concentrons sur une analyse par zone géographiques différenciées. Les données sont particulièrement récentes et nous permettrons de conduire une analyse qui s'inscrit dans le contexte actuel.

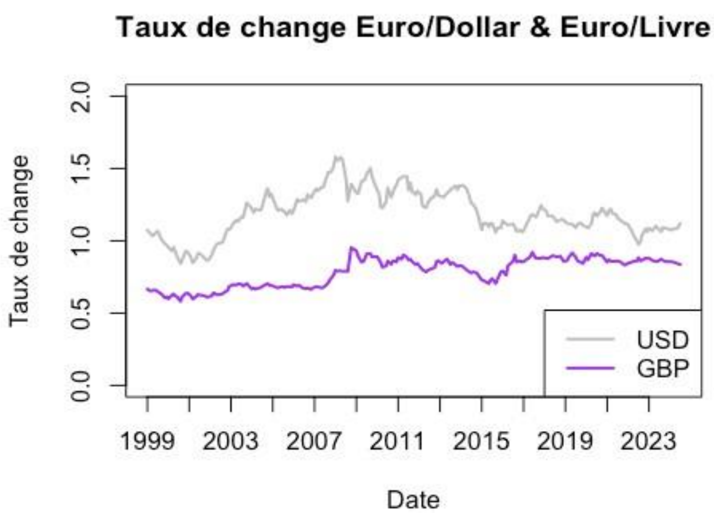
PARTIE I : MODÉLISATION UNIVARIÉE

Question 2 : Graphiques & Corélogrammes

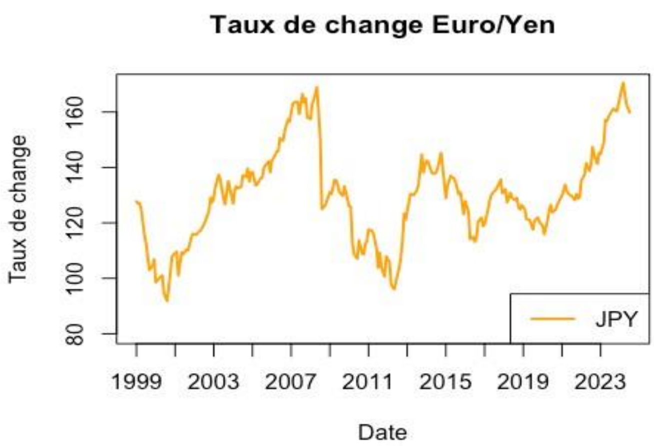
a) Graphiques



Commentaire : Entre 1999 et 2024, les taux d'intérêt de la BCE ont reflété les réponses aux crises économiques. Après l'introduction de l'euro en 1999, les taux étaient autour de 3 %. Fin 2007, ils atteignent 5 % pour maîtriser l'inflation avant de chuter à 1 % en 2009 après la crise des subprimes. Pendant la crise de la dette souveraine, ils restent faibles, atteignant 0,05 % en 2014. Entre 2015 et 2022, la BCE adopte des taux négatifs (-0,50 %) pour encourager les prêts. À la suite de la crise du Covid-19, les taux restent bas avant une remontée rapide à 4 % en 2024 pour contrer l'inflation.

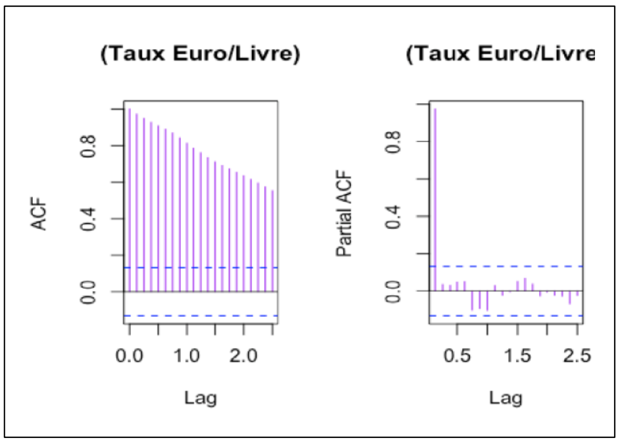


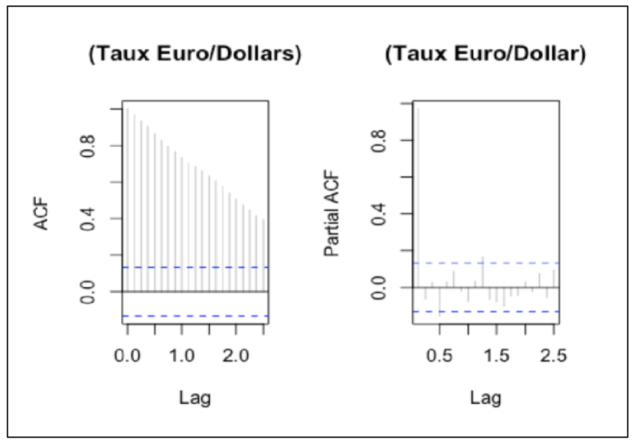
Commentaire : On observe que la Livre est restée plus forte que le Dollar depuis la création de l'Euro.Le taux de change du Dollar affiche une baisse autour des crises, notamment après 2008 et 2020, reflétant le rôle de valeur refuge du Dollar en période d'incertitude économique mondiale. En revanche, la Livre a montré une certaine stabilité jusqu'à la crise de la dette européenne en 2010, puis une légère hausse prolongée, surtout après le Brexit en 2016, qui a affaibli la confiance des investisseurs.

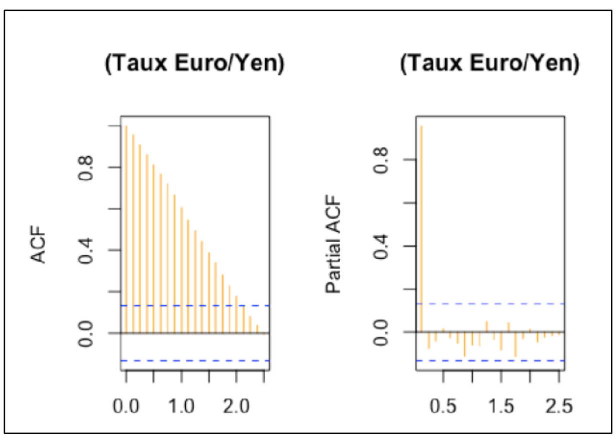


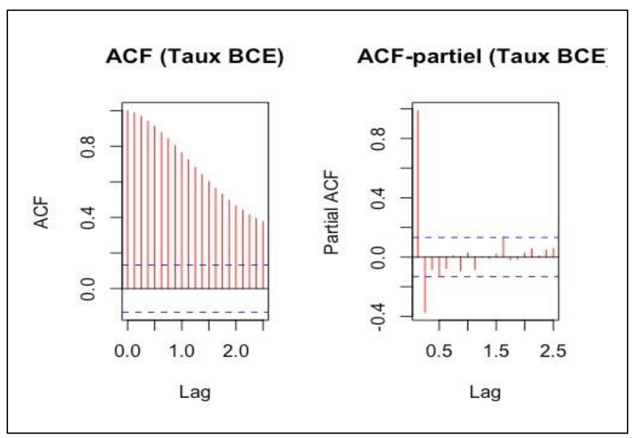
Commentaire : Après la crise financière de 2008, le taux de change du Yen a connu une forte baisse en raison de son statut de valeur refuge. Notons que la crise de la dette souveraine européenne en 2010 a également contribué à son appréciation (par rapport à l'Euro). Ensuite, la BCE a adopté des politiques monétaires accommodantes (taux bas) pour soutenir l'économie européenne, ce qui a renforcé l'Euro (tendance haussière du taux de change). Enfin, depuis 2019, on constate que la crise du COVID a nettement déprécié le Yen (par rapport à l'Euro).

b) Autocorrélogrammes









Commentaires : On analyse en (i) les ACF simples, et (ii) les ACF partiels

(i) On observe ici une décroissance progressive des barres des différents ACF à mesure que le retard augmente. Cela indique une autocorrélation significative pour plusieurs retard consécutifs, ce qui est typique d'une série temporelle non stationnaire (présence de tendance). Cette décroissance peut indiquer que les différents taux ont une certaine persistance dans le temps, c'est-à-dire que les valeurs passées influencent fortement les valeurs futures.

(ii) On observe pour les ACF Partiel des taux de change un pic important au premier retard suivi par des valeurs non significatives (proche de zéro). Ce schéma est souvent caractéristique d'un processus autorégressif d'ordre 1 : AR (1). Pour le taux d'intérêt de la BCE, le second pic est différent de 0 ce qui est caractéristique d'un AR (2).

Question 3 : Étude de la stationnarité

Le test de Dickey-Fuller augmenté (ADF) permet de vérifier la présence d'une racine unitaire dans une série temporelle, c'est-à-dire de déterminer si la série est stationnaire ou non, en testant l'hypothèse.
$H_0: \rho = 0$ contre $H_1: \rho < 0$

Avec cette décomposition de nos séries temporelles.

$$\Delta X_t = f_t + \rho X_{t-1} + \epsilon_t$$

a) Sur le taux de la BCE

```
## Test regression trend

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

## Coefficients:
##                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.0630377  0.0461896        1.365
0.17380                                 -
## z.lag.1     -0.0211586  0.0100173   2.112 0.03586 *
## tt          -0.0002601  0.0002891   -     0.36929
## z.diff.lag1  0.5448601  0.0681000   0.900 8.001 8.53e-
14 ***
## z.diff.lag2 -0.0757849   0.0773969   -0.979   0.32863
## z.diff.lag3  0.1816250  0.0698395   2.601  0.00997 **
## ---
## Value of test-statistic is: -      1.6149 2.4217
##                             2.1122
## Critical values for test statistics:
##       1pct      5pct 10pct
## tau3 -3.99  -3.43 -3.13
## phi2  6.22  4.75  4.07
## phi3  8.43  6.49  5.47
```

(M3) La statistique de test ADF (-2.1122) est supérieure au tau3 à 5% (-3.43). On ne rejette pas l'hypothèse nulle de racine unitaire. De plus, la non - siginificativité de b n'est pas rejetée car |t| = 0.900 < 3.12 (cf. Table ADF). Ainsi, on doit considérer un modèle 2 (sans tendance déterministe).

```
## Test regression drift
```

```
## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t       value
Pr(>|t|)                                1.370
## (Intercept)  0.02481    0.01810    2.0090.1721
## z.lag.1     -0.01531    0.00762   -      0.0458 *
## z.diff.lag1  0.54003    0.06786   7.958 1.09e-13 ***
## z.diff.lag2 -0.08123    0.07712  -1.053   0.2934    ##
z.diff.lag3  0.16908    0.06840   2.472   0.0142 *
## ---
## Value of test-statistic is: -       2.0194
##                             2.0094
## Critical values for test statistics:
##       1pct      5pct 10pct
## tau2 -3.46  -2.88-2.57
## phi1  6.52      4.63  3.81
```

(M2) Avec le même raisonnement ici, la statistique de test ADF (-2.009) est supérieure tau2 à 5% (-2.88). On ne rejette pas HO. De plus, la non - siginificativité de c n'est pas rejetée car |t| = 1,37 < 2,84. Alors, cotinuons avec M1 (sans constante).

```
## Test regression none

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##               Estimate Std. Error        t value Pr(>|t|)
## z.lag.1     -0.008324   0.005674   -     0.1439
## z.diff.lag1  0.540582   0.067998   1.467 7.950 1.13e-13 ***
## z.diff.lag2 -0.084600   0.077246  -1.095   0.2747     ##
z.diff.lag3  0.161781   0.068337   2.367   0.0188 *   ## --
-
## Value of test-statistic is:  -1.467
##
## Critical values for test statistics:  ##
1pct  5pct 10pct
## tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

(M1) La statistique de test ADF est de -1.467 > - 1.95 (tau1). À nouveau, on ne rejette pas H0. Finalement, cela suggère que la série présente une racine unitaire et, est donc non stationnaire. Avec la stratégie séquentielle mise en place précédemment, partant du modèle 3 jusqu'à arriver au modèle 1, la série semble intégrée d'ordre 1, notée I (1), sans constante. Cela signifie qu'elle pourrait devenir stationnaire après une différenciation.

Cependant, vérifions-la non-stationnarité par un autre test (KPSS). Le test KPSS inverse les hypothèses du test ADF, en fait l'hypothèse nulle définie une stationnarité de la série. Donc, nous cherchons ici à montrer le rejet de l'hypothèse nulle pour coïncider avec les résultats précédents.

```
## # KPSS Unit Root Test #   ##

## Value of test-statistic is: 2.0962
##
## Critical value for a significance level of:  ##
10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.463  0.574 0.739
```

On remarque que la statistique de test = 2.0962 > 0.463, donc on rejette l'hypothèse nulle de stationnarité au seuil 5%. Ainsi, le test KPSS confirme les résultats des tests ADF. Le processus retenu est I (1).

On peut donc stationnariser notre série en la différenciant une fois, et refaire le test KPSS afin de vérifier cela
:

```
## # KPSS Unit Root Test #

## Value of test-statistic is: 0.2088
##
## Critical value for a significance level of:
##                 10pct      5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.4630.574 0.739
```

<u>Conclusion sur la série des taux d'intérêts :</u> Les tests KPPS confirme les résultats des tests ADF. La série de départ n'est pas stationnaire initialement (statistique égale à 2.0962 et supérieure aux valeurs critiques) . Avec la série différenciée on accepte l'hypothèse nulle de stationnarité, car la st-atistique de test égal à 0.2 088 est inférieure à toutes les valeurs critiques . On en conclue donc que la série originale est bien intégrée d'ordre 1, et qu'elle devient stationnaire après une différer

<u>b) Sur les séries de taux de change euro/devises étrangères</u>

```
######################################################################
## Test regression trend pour la serie USD
######################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   4.025e-02   2.055e-02            1.959
0.0514  . ##  z.lag.1        -3.108e-02-       1.656e-02
0.0619 .                                 1.877
## tt          -2.994e-05  4.188e-05   -      0.4755
## z.diff.lag    5.053e-02   6.832e-02 0.715         0.740
0.4603   ## ---

######################################################################
## Test regression trend pour la serie JPY
######################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)
```

```
## Coefficients:
##                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  5.9572655  2.7351153   2.178   0.0305 *
## z.lag.1     -0.0473071  0.0192564  -2.457   0.0148 *
## tt           0.0002505  0.0052135   0.048   0.9617
## z.diff.lag   0.0594609  0.0679947   0.874   0.3828
## --- ##

############################################################################
## Test regression trend pour la serie GBP
############################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + tt + z.diff.lag)

## Coefficients:
##                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  6.732e-02  2.399e-02        2.806  0.00547 **
## z.lag.1     -7.286e-02  2.575e-02  -     0.00512 **
## tt          -1.016e-04  4.029e-05  2.829 0.01245 *
## z.diff.lag  -4.061e-02  6.815e-02  --     0.596  0.55184
## ---                                2.521
##

############################################################################
## Critical values for test statistics:
##       1pct      5pct 10pct
## tau3 -3.99  -3.43-3.13
## phi2  6.22      4.75  4.07
## phi3  8.43  6.49  5.47
```

(M3) Pour les trois séries (USD, JPY, GBP), la statistique de test est supérieure à la valeur critique pour un seuil à 5%. On ne rejette donc pas l'hypothèse nulle de racine unitaire avec M3. De plus, la non - significativité de b n'est jamais rejetée car, la |t| est toujours inférieur à 3.12 (cf. Table ADF). Ainsi, on doit considérer un modèle 2 (sans tendance déterministe).

```
############################################################################
## Test regression drift pour la serie USD
############################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   ##
(Intercept)  0.03652    0.01985   1.840   0.0672 .
## z.lag.1     -0.03072    0.01653  -1.858   0.0646 . ##
z.diff.lag   0.05235    0.06819   0.768   0.4435   ## --
-
```

```
############################################################################









## Test regression drift pour la serie JPY
############################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  6.01863    2.41292   2.494   0.0134 *
## z.lag.1     -0.04757    0.01844  -2.580   0.0105 *
## z.diff.lag   0.05972    0.06762   0.883   0.3781
## --- ##


############################################################################
## Test regression drift pour la serie GBP
############################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.01425    0.01164   1.224    0.222
## z.lag.1     -0.01932    0.01475  -1.310    0.192 ##
z.diff.lag  -0.06273    0.06842  -0.917    0.360 ##


############################################################################
##
## Critical values for test statistics:
##       1pct      5pct 10pct
## tau2 -3.46  -2.88 -2.57
## phi1  6.52  4.63  3.81
```

(M2) Pour les trois séries (USD, JPY, GBP), la statistique de test est supérieure à la valeur critique pour un seuil à 5%. On ne rejette donc pas l'hypothèse nulle de racine unitaire avec M3. De plus, la non - significativité de b n'est jamais rejetée car, la |t| est toujours inférieur à 2.84 (cf. Table ADF). Ainsi, on doit considérer un modèle 2 (sans tendance déterministe).

```
#####################################################################
## Test regression none pour la serie USD
#####################################################################

## lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t      value Pr(>|t|)
## z.lag.1    -0.0005584  0.0021921  -      0.799
## z.diff.lag  0.0365942  0.0680268  0.255  0.538    0.591

#####################################################################
## Test regression none pour la serie JPY
#####################################################################

## Coefficients:
##             Estimate Std. Error        t value Pr(>|t|)
## z.lag.1    -0.001971   0.002416   -0.8160.415
## z.diff.lag  0.040560   0.067989   0.597    0.551


#####################################################################
## Test regression none pour la serie GBP
#####################################################################

## Coefficients:
##             Estimate Std. Error        t value Pr(>|t|)
## z.lag.1    -0.001403   0.001835   -0.7650.445
## z.diff.lag -0.073276   0.067953  -1.078    0.282


#####################################################################
##
## Critical values for test statistics:  ##
1pct  5pct 10pct
## tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

(M1) Pour les trois séries (USD, JPY, GBP), la statistique de test est supérieure à la valeur critique pour un seuil à 5%. À nouveau, on ne rejette pas H0. Finalement, cela suggère que la série présente une racine unitaire et, est donc non stationnaire. Avec la stratégie séquentielle mise en place précédemment, partant du modèle

3 jusqu'à arriver au modèle 1, les séries semblent intégrée d'ordre 1, notée I(1), sans constante. Cela signifie qu'elles pourraient devenir stationnaires après une différenciation.

Cependant, comme pour le taux d'intérêt de la BCE, vérifions la non stationnarité des séries par un autre test (KPSS):

```
####################################################################################
## Test KPSS sur la série non différenciée USD
####################################################################################
##
## Test is of type: mu with 4 lags.
##
## Value of test-statistic is: 0.7859
##
## Critical value for a significance level of:  ##
10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.4630.574 0.739

####################################################################################
## Test KPSS sur la série non différenciée JPY
####################################################################################
##
## Value of test-statistic is: 0.4683
##
## Critical value for a significance level of:
##                 10pct      5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.4630.574 0.739

####################################################################################
## Test KPSS sur la série non différenciée GBP
####################################################################################
##
## Value of test-statistic is: 3.2438
##
## Critical value for a significance level of:  ##
10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.463  0.574 0.739
```

On remarque que les statistiques de test sont toutes supérieures aux valeurs critiques (5%), donc on rejette l'hypothèse nulle de stationnarité au seuil 5%. Ainsi, les test KPSS confirment les résultats des tests ADF. Les processus retenus sont bien tous I (1).

On peut donc stationnariser les séries en les différenciant une fois, et refaire les test KPSS afin de vérifier cela :

```
################################################################################
## Test KPSS sur la série différenciée USD
################################################################################
##
## Value of test-statistic is: 0.0954
##
## Critical value for a significance level of:
##                 10pct      5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.4630.574 0.739
##


################################################################################
## Test KPSS sur la série différenciée JPY
################################################################################
##
## Value of test-statistic is: 0.1028
##
## Critical value for a significance level of:
##                 10pct      5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.4630.574 0.739
##
################################################################################
## Test KPSS sur la série différenciée GBP
################################################################################
##
## Value of test-statistic is: 0.0713
##
## Critical value for a significance level of:  ##
10pct  5pct 2.5pct  1pct
## critical values 0.347 0.463  0.574 0.739
```

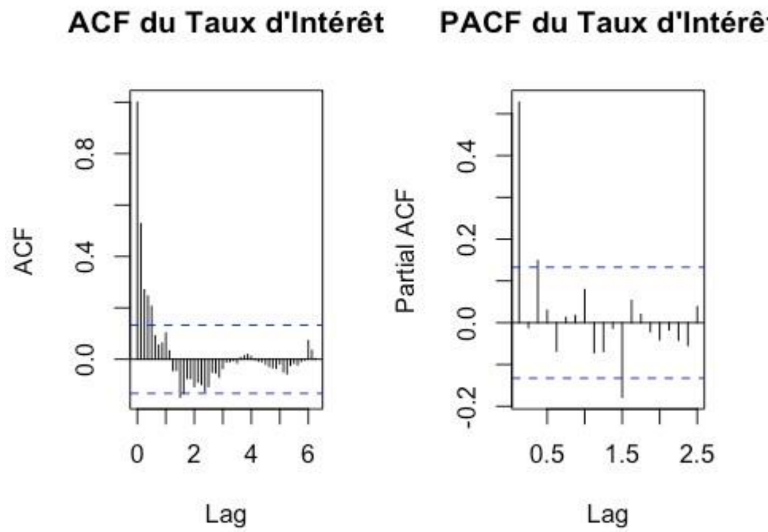
Conclusion sur la stationnarité des taux de change : Les tests KPPS confirment les résultats des tests ADF. Les séries de départ n'étaient pas stationnaires initialement. Avec les séries différenciées on accepte l'hypothèse nulle de stationnarité, car la statistique de test est inférieure aux valeurs critiques (seuil 5%). On en conclue donc que les séries originales sont bien intégrées d'ordre 1, et qu'elles deviennent stationnaires après une différenciation.

Question 4 : Modèle ARMA sur la série du taux d'intérêt

D'après la question 3, la série du taux d'intérêt est devenue stationnaire après une différenciation (elle est de type I(1)), nous utiliserons donc sa version différenciée (taux_interet_diff) pour trouver le modèle ARMA.

Pour identifer le modèle ARMA, nous utiliserons la méthode Box et Jenkins:

a) Identification par les corrélogrammes



<u>Commentaire :</u> On remarque bien que la fonction d'autocorrélation simple décroît doucement sous la forme d'une exponentielle amortie, caractéristique d'un modèle autorégressif (AR), déjà cité à la question 2. Ensuite, d'après le PACF, on observe un pic important au lag 1 et un second pic proche de 0 au lag 2, ce qui nous permet d'identifier un processus AR(1).
Vérifions cela par une méthode alternative.

b) Identification par les critères AIC & BIC

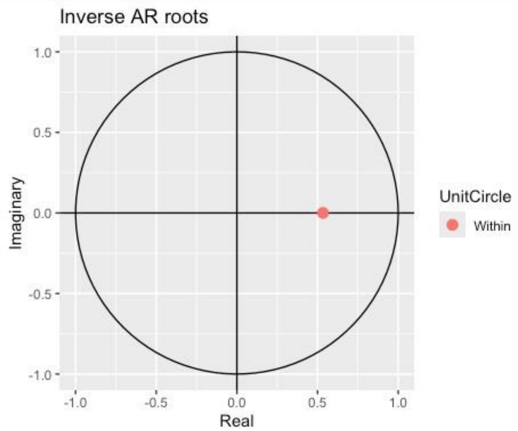
On gardera le modèle qui minimise les critères d'informations :

```
## Matrice des valeurs AIC :
##            q=0       q=1       q=2       q=3       q=4
## p=0          -11.08087 -70.81315 -75.32138 -75.09038 -81.03533
## p=1 -        -79.32918 -80.89444 -79.19591 -79.33310
## p=2 81.24442          -79.28272 -78.10496 -79.04411 -76.99330 -77.37558
## p=3         --        80.18819 -79.95846 -78.63175 -77.40091
## p=4 -80.26811 82.10352 -78.79199 -78.03701 -75.96393 -

74.80471 ## Matrice des valeurs BIC :

##             q=0       q=1       q=2       q=3       q=4
## p=0           -4.311877 -60.65966 -61.78340 -58.16791 -60.72836
## p=1 -71.090933-65.79120 -63.97196 -58.88894 -55.64163
## p=2 -65.744736 -61.18249 -58.73713 -53.30183 -50.29962
## p=3 -65.181043 -59.88122 -56.26699 -51.55579 -46.94046
## p=4 -59.961142 -55.10053 -50.96105 -45.50347 -40.95976
```

On identifie de nouveau un AR(1) avec le critère BIC (2nd matrice). Avec le critère AIC (1ère matrice), on privilégierait un AR(3) mais l'AR(1) est la 2e spécification préférée. On retient donc un AR(1).

c) Estimation du modèle ARMA

```
## Series: taux_interet_diff
## ARIMA(1,0,0) with non-zero mean
##
## Coefficients:
##          ar1     mean
##       0.5337  -0.0014
## s.e.  0.0575   0.0286
##
## sigma^2 = 0.03954:  log likelihood = 43.62
## AIC=-81.24   AICc=-81.13   BIC=-71.09 ##
```



Le processus estimé est bien stationnaire car l'inverse des racines du polynôme se situe à l'intérieur du disque unité complexe.

d) Validation du modèle estimé

```
## z test of coefficients:
##
##             Estimate Std. Error z value       Pr(>|z|)
## ar1        0.5337163  0.0575442  9.2749    <2e-16***
## intercept -0.0014006  0.0286102 -0.0490    0.961
```

Le coefficient ar1 est bien significatif aux seuils usuels: 5% ou 10%.

Testons d'autres alternatives, d'abord avec AR(2) puis ARMA(1,1).

```
## z test of coefficients:
##
##              Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
##                                                  ar1        0.5407702
   ar2       -0.0133012  0.0679685 -0.1957    0.8448 0.0679634  7.9568 1.766e-15
***
##
## intercept -0.0012612  0.0282414 -0.0447    0.9644


## z test of coefficients:
##
##              Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
##                                                  ar1        0.4939614
   ma1        0.0549838  0.1843680  0.2982 0.7655288 0.1481659  3.3338 0.0008566
***
##
## intercept -0.0011699  0.0278300 -0.0420 0.9664703    ##
---
```

En testant d'autres alternatives, on remarque que le terme AR (2) n'est pas significatif aux seuils usuels. Le terme MA (1) n'est pas significatif aux seuils usuels. De plus, l'ajout du terme MA dégrade légèrement la significativité de l'autre coefficient.

```
#Test d'absence d'autocorrélation des résidus de Ljung Box ##
Ljung-Box test
##
## data:  Residuals from ARIMA(1,0,0) with non-zero mean
## Q* = 18.96, df = 15, p-value = 0.2155
##
## Model df: 1.   Total lags used: 16
```

P-value = 21% > 5%. On accepte l'hypothèse nulle, donc pas d'autocorrélation des résidus.

```
#Test d'homoscédasticité: Test d'absence d'effets ARCH de Engle
##  ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects ##
## data:  AR1$residuals

## Chi-squared = 6.1671, df = 8, p-value = 0.6285
```

P-value = 62% > 5%. On accepte l'hypothèse nulle, donc pas d'effets ARCH d'ordre 8 dans les résidus.

```
#Test de normalité des résidus de Jarque Bera
##  Jarque Bera Test
##
## data:  AR1$residuals
## X-squared = 13384, df = 2, p-value < 2.2e-16
```

P-value proche de 0% < 5% . On rejette l'hypothèse nulle, donc les résidus ne sont pas normalement distribué, ce qui est caractérisque des séries financières.

Conclusion du modèle: Bien que les résidus de notre modèle AR(1) ne suivent pas une distribution normale, ce résultat est cohérent avec la nature des séries financières. Étant donné que tous les autres tests sont concluants, nous poursuivrons notre analyse en utilisant ce modèle.

Question 5 : Prévision du modèle retenu

Ici, nous allons reprendre le modèle selectionné (AR1) à la question 4 et opérer à des prévisons sur 3 périodes. D'abord, nous le ferons avec le modèle stationnarisé (après une différenciation) puis avec notre modèle initial.

La prévision :

$$\hat{Y}_T(h) = \mathbb{E}(Y_{T+h} \mid \mathcal{I}_T)$$

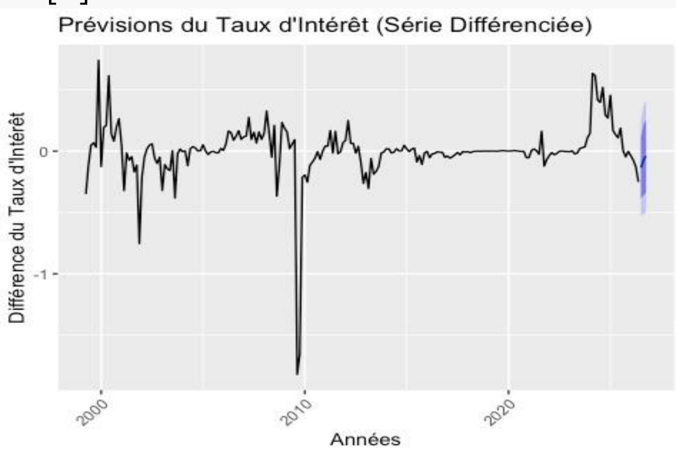
est réalisé en modélisant la série temporelle avec le un modèle ARIMA, en utilisant les observations passées

$$\mathcal{I}_T = \{Y_1, \dots, Y_T\} \text{ (les}$$

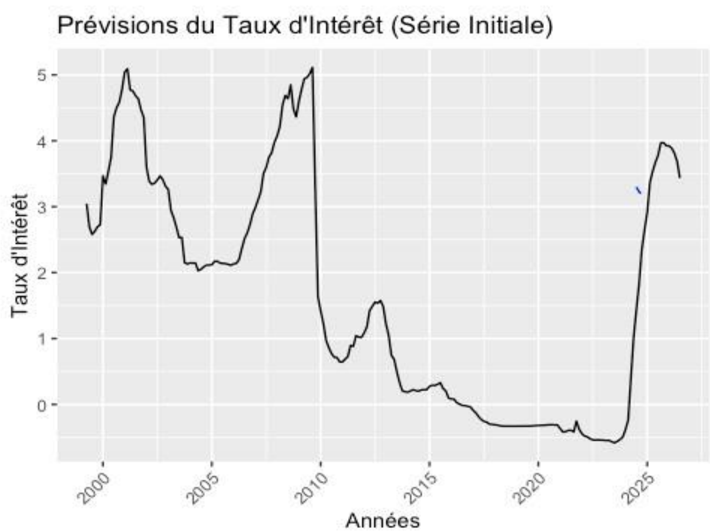
données jusqu'à T), pour prédire les futures valeurs

$$Y_{T+h}.$$

```
## Time Series:
## Start = c(2026, 5)
## End = c(2026, 7) ##
Frequency = 8

## Valeurs prédites (série différenciée) :
## [1] -0.13466923 -0.07252824 -0.03936258
```



Nous ne regardons pas uniquement la série différenciée pour les prévisions car, bien qu'elle soit stationnaire et adaptée à la modélisation, ses valeurs représentent des variations entre périodes et non les niveaux absolus des taux d'intérêt. Or, les niveaux sont souvent nécessaires pour interpréter et commenter les résultats dans un cadre économique. C'est pourquoi nous réalisons des prévisions sur le processus non filtré à partir des résultats du processus filtré.



Commentaire :
On peut observer des prédictions décroissantes pour les prochaines périodes ce qui corrobore la dynamique actuelle sur les taux d'interêts.

PARTIE II : MODÉLISATION MULTIVARIÉE

Question 6 : Estimation du modèle VAR

Pour cette question, nous utiliserons toutes nos séries : la série du taux d'intérêt de la BCE & les series des taux de change, afin d'examiner plus tard d'éventuelles causalités entre elles.

```
##                  1             2             3             4             5
## AIC(n) -1.508847e+01 -1.499340e+01 -1.500274e+01 -1.492824e+01 -1.490011e+01
## HQ(n)  -1.498537e+01 -1.478721e+01 -1.469345e+01 -1.451587e+01 -1.438464e+01
## SC(n)  -1.483345e+01 -1.448336e+01 -1.423768e+01 -1.390817e+01 -1.362502e+01
## FPE(n)  2.800072e-07  3.079745e-07  3.052187e-07  3.290487e-07  3.388212e-07
##                  6             7             8
## AIC(n) -1.481636e+01 -1.470413e+01 -1.462741e+01
## HQ(n)  -1.419780e+01 -1.398247e+01 -1.380265e+01
## SC(n)  -1.328626e+01 -1.291901e+01 -1.258727e+01
## FPE(n)  3.690441e-07  4.138593e-07  4.482845e-07
pselect$selection
## AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
##      1      1      1      1
```

```
                                    on retient p=1 : on estime les équations
```

```
# Avec les différents critères, VAR1 none",lag.max 1)
<-     VAR(y     =     endogen,type=            =
summary(VAR1)

## VAR(y = endogen, type = "none", l

## Estimation results for equation B
## =================================
## BCE = BCE.l1 + USD.l1 + GBP.l1 +
##          Estimate Std. Error t val
## BCE.l1  0.535551   0.056147   9.5          6 ***
## USD.l1 -0.648500   0.456384           -1.42
## GBP.l1  0.013582   0.691695   0.0     0.156
## YEN.l1 -0.006877   0.003448
## ---                             -1.994   0.047
##                                 *
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**                  0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 0.1926 o
## Multiple R-Squared: 0.3298,  Adju
## F-statistic: 26.21 on 4 and 213 D          ared: 0.3173
                                              e: < 2.2e-16
                                            -
                                           -

## Estimation results for equation U
## =================================
## USD = BCE.l1 + USD.l1 + GBP.l1 +
##           Estimate Std. Error t va
## BCE.l1 -0.0165938  0.0110896
## USD.l1  0.0616533  0.0901414   0.
## GBP.l1 -0.3399024  0.1366181
## YEN.l1  0.0008215  0.0006810   1.
---                                 -1.496
                                    0.1360

##
## Residual standard error: 0.03804  -2.488   0.01
## Multiple R-Squared: 0.0477,  Adju  *
## F-statistic: 2.667 on 4 and 213 D

                                  1 '**' 0.01 '*ared: 0.02982
##                                               e: 0.03337
## Estimation results for equation G1
## =================================
## GBP = BCE.l1 + USD.l1 + GBP.l1 +            -
##           Estimate Std. Error t va         -
## BCE.l1 -0.0043114  0.0062182
## USD.l1 -0.0238969  0.0505447
## GBP.l1 -0.0708983  0.0766054
## YEN.l1  0.0004940  0.0003819   1.
```

```
-0.693
0.489
-0.473
0.637
-0.925
0.356
```

```
##
## Residual standard error: 0.02133 on 213 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.01503, Adjusted R-squared: -0.003468  ##
F-statistic: 0.8125 on 4 and 213 DF,  p-value: 0.5184

## Estimation results for equation YEN:
## ====================================
## YEN = BCE.l1 + USD.l1 + GBP.l1 + YEN.l1  ##
##         Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## BCE.l1  -0.84420    1.31996  -0.640   0.5231
## USD.l1  -1.53860   10.72919  -0.143   0.8861
## GBP.l1 -55.31487   16.26113  -3.402   0.0008 *** ##
YEN.l1   0.09003    0.08106   1.111   0.2679    ## --
-
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 ##
## Residual standard error: 4.528 on 213 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.06777, Adjusted R-squared: 0.05027
## F-statistic: 3.871 on 4 and 213 DF,  p-value: 0.004664

#on verifie que VAR1 est stationnaire roots(VAR1)

## [1] 0.56163030 0.11789090 0.11789090 0.08526309

#On vérifie que les résidus ne sont pas autocorrélés
#H0: absence d'autocor.  ,H1: présence d'autocor. serial.test(VAR1,
lags.pt = 10, type = "PT.adjusted")

##
##  Portmanteau Test (adjusted) ##
## data:  Residuals of VAR object VAR1


## Chi-squared = 164.41, df = 144,     p-value      =
                                       0.1172
```

<u>Conclusion de la question :</u> Notre modèle VAR(1) est bien stationnaire car les valeurs affichées en [1] sont toutes inférieures à 1. La p-value du Portmanteau test = 11% > 5% donc pas d'autocorrélation des résidus, ce résultat est cohérent avec l'absence d'autocorrélation des résidus observée pour le modèle univarié AR(1) (cf. question 4, sur le taux de la BCE).

Nous retenons alors notre modèle VAR(1) et ses équations caractéristiques.

Question 7 : Relations de causalité

Notre modèle VAR inclut 4 variables (BCE, USD, GBP, YEN). Cela permet de prendre en compte des influences croisées, ce qui réduit les risques de biaiser les résultats de causalité en omettant des variables importantes.

L'hypothèse H0 du test, indique que la variable n'a pas d'effets sur l'autre variable. Pour les différents tests nous pouvons rejeter H0(donc lien de causalité) au seuil alpha si la p-value est inférieure à alpha.`

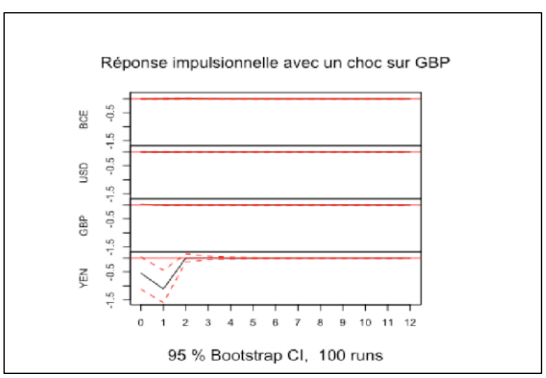
```
## Causalité GBP -> BCE :

## Granger causality H0: GBP do not Granger-cause BCE USD YEN ##

## data: VAR object VAR1

## F-Test = 4.0675, df1 = 3, df2 = 852, p-value = 0.006973


## Causalité YEN -> BCE :
##  Granger causality H0: YEN do not Granger-cause BCE USD GBP ##
## data:  VAR object VAR1



## F-Test = 2.0995, df1 = 3, df2 = 852, p-value = 0.09879
```

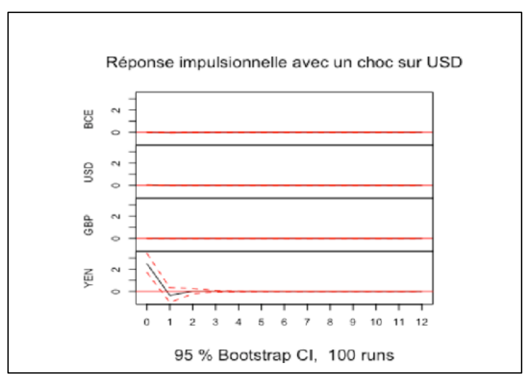
• D'après tous ces tests nous obtenons que : - Le taux de change GBP a un effet causal significatif sur le taux d'intérêt de la BCE. En effet la p-value est de 0.006973 bien inférieure au seuil de 5%. - Le taux de change YEN peut avoir un effet causal sur le taux d'intérêt de la BCE, mais la relation est faible. P-value de 0.09879 inférieure à 10% mais supérieure à 5%.

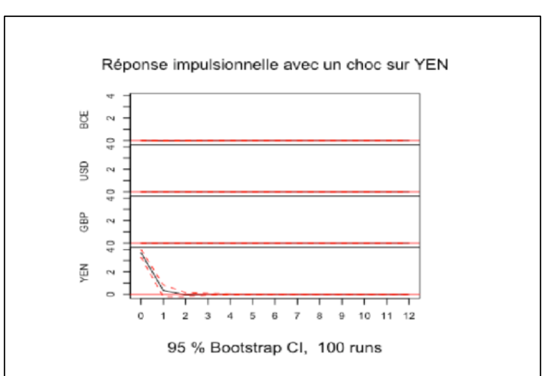
Ces résultats peuvent indiquer que certaines variables de taux de change, comme la livre, influencent les décisions de politique monétaire de la BCE. Les relations faibles ou non significatives pour USD et YEN pourraient être expliquées par des dynamiques économiques différentes ou des spécificités de marché. L'absence de causalité pour les autres variables se résument sous la forme :

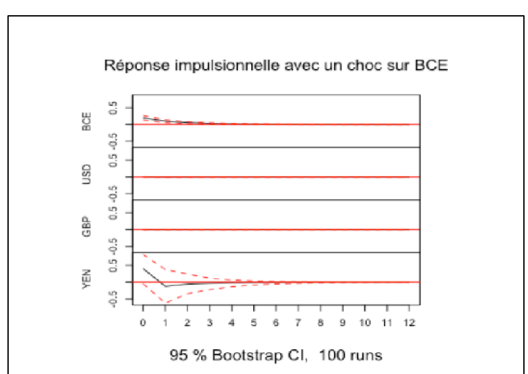
$$E(Y_{t+h} \mid Y_t, Y_{t-1}, \ldots, X_t, X_{t-1}, \ldots) = E(Y_{t+h} \mid Y_t, Y_{t-1}, \ldots)$$

a) Par la methode des VAR







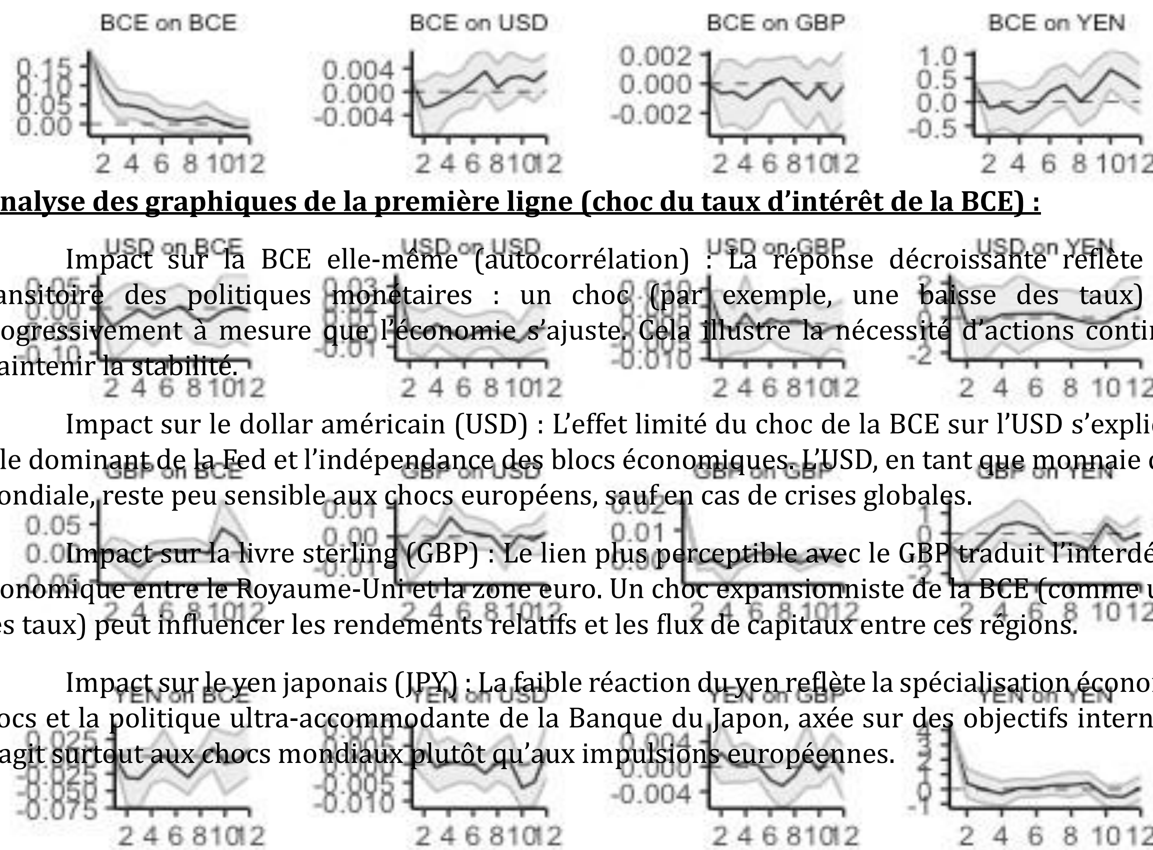


Question 8 : Analyse impulsion-réponse des chocs

Pour la décomposition de Cholesky, le taux de la BCE est placé en premier, car il reflète une politique monétaire exogène influençant directement les taux de change, qui, à leur tour, réagissent à ses décisions sans l'affecter immédiatement. .

Commentaire : Les graphiques obtenus avec la méthode des VAR montrent peu de variations, car l'échelle est dominée par le taux de change Yen/Euro, qui a des fluctuations plus larges. Cela limite l'analyse. Utilisons une autre méthode, celle des projections locales.

b) Par la méthode des projections locales :



Analyse des graphiques de la première ligne (choc du taux d'intérêt de la BCE) :

- Impact sur la BCE elle-même (autocorrélation) : La réponse décroissante reflète la nature transitoire des politiques monétaires : un choc (par exemple, une baisse des taux) s'atténue progressivement à mesure que l'économie s'ajuste. Cela illustre la nécessité d'actions continues pour maintenir la stabilité.

- Impact sur le dollar américain (USD) : L'effet limité du choc de la BCE sur l'USD s'explique par le rôle dominant de la Fed et l'indépendance des blocs économiques. L'USD, en tant que monnaie de réserve mondiale, reste peu sensible aux chocs européens, sauf en cas de crises globales.

- Impact sur la livre sterling (GBP) : Le lien plus perceptible avec le GBP traduit l'interdépendance économique entre le Royaume-Uni et la zone euro. Un choc expansionniste de la BCE (comme une baisse des taux) peut influencer les rendements relatifs et les flux de capitaux entre ces régions.

- Impact sur le yen japonais (JPY) : La faible réaction du yen reflète la spécialisation économique des blocs et la politique ultra-accommodante de la Banque du Japon, axée sur des objectifs internes. Le yen réagit surtout aux chocs mondiaux plutôt qu'aux impulsions européennes.

Question 9 : Test de cointégration

Dans notre étude, où les séries initiales sont intégrées d'ordre 1 I(1), le test de cointégration de Johansen vérifie l'existence d'une relation d'équilibre à long terme, pouvant justifier un modèle alternatif comme le VECM si elle est détectée :

$$TR = -T \sum_{i=k+1}^{n} \ln(1-\lambda_i)$$

En testant par paire de variables la matrice est de format 2*2.

On place ‘none’ en paramètre du test car nous avons des séries sans dérive .Dans la question 6, le critère AIC a suggéré K=1 comme optimal cependant le test de Johansen impose K>1.Nous utilisons donc K=2 pour test uniquement sans modifier notre VAR initiial.

```
## # Johansen-Procedure #
## ######################

Analyse pour la paire : BCE_USD
##
## Values of teststatistic and critical values of test:

##           test 10pct  5pct  1pct
## r <= 1 |  6.20  6.50  8.18 11.65
## r = 0  | 15.46 15.66 17.95 23.52


Analyse pour la paire : BCE_GBP  ##         ical values of
## Values of teststatistic and crit

##          test 10pct  5pct  1pct
## r <= 1 | 2.17  6.50  8.18 11.65
## r = 0  | 6.38 15.66 17.95 23.52
                                            test:  ical
Analyse pour la paire : BCE_YEN
##
## Values of teststatistic and crit
##               test 10pct  5pct  1pct

## r <= 1 |  2.98  6.50  8.18 11.65          values of test:
## r = 0  | 10.84 15.66 17.95 23.52
Similaire pour autre pair…
```

Après avoir effectué le test de cointégration de Johansen sur les paires de variables sans résultats notables (nous ne rejetons pas H0 pour aucune paire), nous allons maintenant appliquer ce test à l’ensemble des séries sous forme de matrice. Cette approche pourrait révéler des relations de cointégration impliquant les variables simultanément, qui ne seraient pas identifiables en analysant les paires de vecteurs.

```
## ######################
## # Johansen-Procedure #  ##
######################
##
## Test type: trace statistic , with linear trend  ##
## Eigenvalues (lambda):
## [1] 0.06610074 0.04835964 0.02344689 0.01206813 ##
## Values of teststatistic and critical values of test:
##
##           test 10pct  5pct  1pct

## r <= 3 |  2.63  6.50  8.18 11.65
## r <= 2 |  7.78 15.66 17.95 23.52
## r <= 1 | 18.54 28.71 31.52 37.22
## r = 0  | 33.38 45.23 48.28 55.43
```

Les résultats du test de Johansen sur la matrice avec toutes les variables montrent aussi que pour tout rang r test les statistiques de test sont systématiquement inférieures aux valeurs critiques à tous niveaux de confiance. Par conséquent, nous ne détectons pas de relations de cointégration entre les variables, ce qui invalide l'utilisation d'un modèle à vecteur correction d'erreur (VECM).

Nous gardons alors le VAR comme meilleure représentation de notre modèle.

Conclusion de l'étude :

Ce projet a permis d'analyser les interactions entre le taux d'intérêt de la BCE et les taux de change de l'euro par rapport à l'USD, le GBP et le JPY. Les résultats montrent que ces séries temporelles présentent une forte non-stationnarité, confirmée par des tests rigoureux. Après différenciation, elles deviennent stationnaires, permettant leur modélisation.

Le modèle AR(1) a été identifié comme le plus adapté pour la série des taux d'intérêt différenciée, reflétant une dynamique temporelle significative. Les analyses multivariées, notamment avec un modèle VAR(1) validé comme stationnaire et robuste, ont révélé des relations complexes entre les variables. Le modèle VAR(1) a permis de capturer les interactions dynamiques entre les séries, et a mis en évidence un effet significatif du GBP sur les décisions de la BCE, suggérant une interdépendance économique marquée. Les autres devises, comme l'USD et le JPY, montrent des liens plus faibles avec la politique monétaire européenne . Les prévisions basées sur les modèles économétriques suggèrent une décroissance des taux d'intérêt, en cohérence avec les dynamiques économiques actuelles. Les réponses impulsionnelles confirment que les chocs monétaires de la BCE influencent principalement les devises européennes, tandis que les effets sur les autres grandes devises restent limités.

Ces résultats doivent être replacés dans un contexte économique global où les banques centrales jouent un rôle crucial pour assurer la stabilité financière face à des défis multiples : une inflation persistante, des incertitudes géopolitiques, et des déséquilibres dans les flux commerciaux et financiers internationaux. Dans ce cadre, la BCE ne peut ignorer l'impact de ses décisions au-delà de la zone euro, en particulier sur les économies partenaires et sur les monnaies qui interagissent étroitement avec l'euro.

ANNEXE (Code R) :

Question 2.a)

Série taux d'intéret

```
# dates en format Date
dates_taux_interet <- as.Date(base_taux_interet$DATE)

#  graphique pour le taux d'intérêt de la BCE
plot( dates_taux_interet, taux_interet, type = "l",col = "red",
main = "Taux d'intérêt de la BCE",   xlab = "Dates",
ylab = "Taux d'intérêt (%)",      ylim = range(taux_interet),
  xaxt = "n", yaxs = "i") #personnaliser les axes

# Ligne horizontale pointillée pour marquer zéro abline(h
= 0, col = "black", lwd = 1, lty = 2)

# Graduations de dates sur l'axe X
axis.Date(1,at = seq(min(dates_taux_interet), max(dates_taux_interet),
by = "2 years"), format = "%Y")

#  légende
legend("topright",legend = c("Taux d'intérêt"),col = c("red"),lwd = 2)
```

Série taux de change euro/dollar et euro/livre

```
# les dates en format Date  dates_taux_change <- as.Date(base_taux_change$Date)

# Dataframe avec nos données df_taux <-
data.frame(   Date = dates_taux_change,
  USD = taux_change_Usa,
  GBP = taux_change_Royaume_Uni)

# Bibliothèque  library(ggplot2)

# Créer un graphique avec la première devise (USD) plot(df_taux$Date, df_taux$USD,
type = "l", col = "grey",      xlab = "Date", ylab = "Taux de change",      main =
"Taux de change Euro/Dollar & Euro/Livre",      lwd = 2, ylim = c(0, 2), xaxt = "n")




# les lignes pour les autres devises
lines(df_taux$Date, df_taux$GBP, col = "purple", lwd = 2)

#A légende legend("bottomright", legend =
c("USD", "GBP"),       col = c("grey",
"purple"), lwd = 2)

# Nouvelles graduations de dates sur l'axe X
axis.Date(1, at = seq(min(df_taux$Date), max(df_taux$Date), by = "2 years"), format
= "%Y")
```

Série taux de change euro/Yen

```r
#  dates en format Date
dates_tauxdechange <- as.Date(base_taux_change$Date)

df_taux <- data.frame(Date = dates_tauxdechange, JPY = taux_change_Japon)

# graphique avec la première devise (USD)
plot(df_taux$Date, df_taux$JPY, type = "l", col = "orange",
xlab = "Date", ylab = "Taux de change",       main = "Taux
de change Euro/Yen",
     lwd = 2, ylim = c(80, 170), xaxt = "n")

# Ajouter une légende legend("bottomright", legend = c("JPY"), col =
c("orange"), lwd = 2)

#  nouvelles graduations de dates sur l'axe X
axis.Date(1, at = seq(min(df_taux$Date), max(df_taux$Date), by = "2 years"), format
= "%Y")
```

Question 2.b)

La méthode pour créer un autocorrélogramme simple et partiel étant la même pour nos 4 séries, nous ferons apparaitre le code R seulement pour le taux d'intérêt de la BCE (rouge).

```r
#pour le taux de la BCE
par(mfrow = c(1, 2))

# Corrélogramme simple acf(x = taux_interet, lag.max = 20, main = "ACF
(Taux BCE)", col = 'red')

# Corrélogramme partiel
pacf(x = taux_interet, lag.max = 20, main = "ACF-partiel (Taux BCE)", col = 'red')
```

Question 3.a)

```r
# Test de racine unitaire ADF pour le taux d'intérêt de la BCE  library(urca)

# Test ADF avec tendance (M3)
testM3 <- ur.df(y = taux_interet, type = 'trend', lags = 4, selectlags = "AIC")
summary(testM3)

# Test ADF avec dérive (M2)
testM2 <- ur.df(y = taux_interet, type = "drift", lags = 4, selectlags = "AIC")
print(summary(testM2))

# Test sans constante (M1)
testM1 <- ur.df(y = taux_interet, type = "none", lags = 4, selectlags = "AIC")
summary(testM1)

# Test KPSS dans le modèle 2 (avec la série non différenciée)
kpssM2<-ur.kpss(taux_interet,type="mu",lags="short") summary(kpssM2)

#Différenciation taux_interet_diff <-
diff(taux_interet)

# Test KPSS avec série différencié
kpssM2diff<-ur.kpss(taux_interet_diff,type="mu",lags="short") summary(kpssM2diff)
```

Question 3.b)

```r
# Liste des séries de taux de change sélectionnées (USD, JPY, GBP)
taux_change_series <- base_taux_change[, c("USD", "JPY", "GBP")]

#  liste pour stocker les résultats pour M3 uniquement adf_results_M3 <- list()

# Boucle pour effectuer le test ADF avec tendance (M3) pour chaque série for
(col_name in colnames(taux_change_series))
  {
  cat("\n\n### Résultats pour la série :", col_name, "###\n")
    serie <- taux_change_series[[col_name]]
  # test ADF avec tendance (M3)
  test_adf_M3  <-  ur.df(y  =  serie,  type  =  'trend',  selectlags  =  "AIC")
adf_results_M3[[col_name]] <- test_adf_M3
  #Resultats
```

```r
  cat("\nTest ADF avec tendance (M3):\n")
print(summary(adf_results_M3[[col_name]]))   }

# Tests de stationnarité avec ADF (M2)  adf_results_M2
<- list()

# Boucle pour effectuer le test ADF avec dérive (M2) pour chaque série de taux de c
hange for (col_name in colnames(taux_change_series))
  {
  cat("\n\n### Résultats pour la série :", col_name, "###\n")
    serie <-
taux_change_series[[col_name]]
  # Test ADF avec dérive (M2)
  test_adf_M2 <- ur.df(y = serie, type = 'drift', selectlags = "AIC")
adf_results_M2[[col_name]] <- test_adf_M2
  #Resultats   cat("\nTest ADF avec dérive
(M2):\n")
print(summary(adf_results_M2[[col_name]]))
}

# Test ADF sans constante (M1) pour les taux de change USD, JPY et GBP
adf_results_M1 <- list()

# Boucle pour effectuer le test ADF sans constante (M1) pour chaque série de taux d
e change for (col_name in colnames(taux_change_series))
  {
  cat("\n\n### Résultats pour la série :", col_name, "###\n")

  test_adf_M1 <- ur.df(y = taux_change_series[[col_name]], type = 'none', selectlag
s = "AIC")
  adf_results_M1[[col_name]] <- test_adf_M1
  # On affiche les résultats   cat("\nTest
ADF sans constante (M1):\n")
print(summary(adf_results_M1[[col_name]]))
}
```

```r
kpss_results <- list()

# Boucle pour effectuer les tests KPSS (series non différenciées)
for (col_name in colnames(taux_change_series)) {
  cat("\n\n### Résultats pour la série non différenciée :", col_name, "###\n")

  # Extraction de la série
  serie <- taux_change_series[[col_name]]
```

```
  # Test KPSS sur la série non différenciée pour confirmer la non stationnarité
  kpss_test <- ur.kpss(y = serie, type = "mu", lags = "short")
  kpss_results[[col_name]] <- kpss_test
  cat("\nTest KPSS sur la série non différenciée:\n")
  print(summary(kpss_test))                                                        }
```

```
adf_diff_results <- list()
kpss_diff_results <- list()

# Boucle pour différencier les séries et effectuer les tests KPSS for
(col_name in colnames(taux_change_series)) {
  cat("\n\n### Résultats pour la série différenciée :", col_name, "###\n")

  serie <- taux_change_series[[col_name]]
  # Différenciation de la série
serie_diff <- diff(serie)

  # Test KPSS sur la série différenciée pour confirmer stationnarité
kpss_diff_test <- ur.kpss(y = serie_diff, type = "mu", lags = "short")
kpss_diff_results[[col_name]] <- kpss_diff_test   cat("\nTest KPSS sur
la série différenciée:\n")   print(summary(kpss_diff_test))
}
```

Question 4.a)

```
par(mfrow = c(1, 2))  acf(taux_interet_diff, lag.max=50, main="ACF du Taux
d'Intérêt") pacf(taux_interet_diff, lag.max=20, main="PACF du Taux
d'Intérêt") par(mfrow = c(1, 1))
```

Question 4.b)

```
library(forecast)

mat_aic <- matrix(0,5,5)
mat_bic <- matrix(0,5,5)
for (i in 0:4){   for (j
in 0:4){
    ARMAij <- Arima(y = taux_interet_diff, order = c(i,0,j), method ="ML")
mat_aic[i+1,j+1] <- ARMAij$aic      mat_bic[i+1,j+1] <- ARMAij$bic     } }
```

```r
rownames(mat_aic) <- c('p=0','p=1','p=2','p=3','p=4')
colnames(mat_aic) <- c('q=0','q=1','q=2','q=3','q=4')
cat("Matrice des valeurs AIC :\n") print(mat_aic)

rownames(mat_bic) <- c('p=0','p=1','p=2','p=3','p=4')
colnames(mat_bic) <- c('q=0','q=1','q=2','q=3','q=4')
cat("Matrice des valeurs BIC :\n") print(mat_bic)
```

Question 4.c)

```r
library(forecast)

#Estimation du modèle AR(1)
AR1 <- Arima(y = taux_interet_diff, order = c(1,0,0))  summary(AR1)

#Verification des conditions de stationnarité du modèle estimé autoplot(AR1)
```

Question 4.d)

```r
# Test de significativité individuelle des coefficients library(lmtest)

coeftest(AR1)
#On rajoute un terme AR(2) pour vérifier qu’il n’est pas
significatif. AR2 <- Arima(y=taux_interet_diff,order=c(2,0,0))
summary(AR2) coeftest(AR2)

#On rajoute un terme MA(1) pour vérifier qu’il n’est pas significatif.

ARMA11 <- Arima(y=taux_interet_diff,order=c(1,0,1))
summary(ARMA11) coeftest(ARMA11)
```

```r
#Test d’absence d’autocorrélation des résidus de Ljung Box #H0:absence
d'autocorrélation & H1:présence d'autocorrélation
checkresiduals(AR1,lags=10)
```

```r
#Test d’homoscédasticité: Test d’absence d’effets ARCH de Engle
#Forme d’hétéroscédasticité testée : "la volatilité dépend de la volatilité passée"
```

```r
#H0:absence d'effet ARCH & H1:présence d'effets ARCH library(FinTS)

ArchTest(AR1$residuals,lags=8)

#Test de normalité des résidus de Jarque Bera
#H0: résidus normalement distribués & H1: résidus anormalement distribués
library(tseries)

## Warning: package 'tseries' was built under R version 4.3.3


jarque.bera.test(AR1$residuals)
```

Question 5 :

```r
library(forecast) library(ggplot2)

#  série différenciée en série temporelle pour afficher les années en abscisses
taux_interetdiff_ts <- ts(taux_interet_diff, start = c(1999, 3), frequency = 8)

# Estimation du modèle AR(1) sur la série temporelle
AR1_ts <- Arima(taux_interetdiff_ts, order = c(1, 0, 0))

# Prévisions pour les 3 prochains mois
prevision_AR1_ts <- forecast(AR1_ts, h = 3)


cat("Valeurs prédites (série différenciée) :\n") print(prevision_AR1_ts$mean)

# Le graphique des prévisions autoplot(prevision_AR1_ts)
+
  ggtitle("Prévisions du Taux d'Intérêt (Série Différenciée)") +
xlab("Années") +
  ylab("Différence du Taux d'Intérêt") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
```

Faisons de même pour la série initiale avec la méthode de recoloration :

```r
# Charger les bibliothèques nécessaires
library(forecast) library(ggplot2)

# Utiliser les prévisions de la série différenciée
# Estimation du modèle AR(1) sur la série différenciée
AR1_ts <- Arima(diff(taux_interet), order = c(1, 0, 0))

# Prévisions pour les 3 prochains mois (différenciée)
```

```r
prevision_AR1_diff <- forecast(AR1_ts, h = 3)

# les prévisions sur la série initiale
derniere_valeur_initiale <- tail(taux_interet, 1)
previsions_initiales <- cumsum(c(derniere_valeur_initiale,
prevision_AR1_diff$mean) )[-1]

# Afficher les prévisions recolorées dans la console cat("Valeurs
prédites (série initiale) :\n")

## Valeurs prédites (série initiale) :

print(previsions_initiales)

## [1] 3.299031 3.226503 3.187140

#  série temporelle pour les prévisions recolorées
prevision_initial_ts <- ts(previsions_initiales, start = c(2024,5), frequency = 8)
# Tracer le graphique avec les prévisions sur la série initiale autoplot(taux_interet)
+
  autolayer(prevision_initial_ts, series = "Prévisions", color = "blue", linetype =
"dashed") +
  ggtitle("Prévisions du Taux d'Intérêt (Série Initiale)") +
xlab("Années") +  ylab("Taux d'Intérêt") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
  scale_color_manual(name = "Légende", values = c("Prévisions" = "blue"))
```

Question 6 :

```r
library(vars)

# D'après la question 3, nous savons que les series sont I(1)
BCE <- diff(taux_interet)
USD <- diff(taux_change_Usa)
GBP <- diff(taux_change_Royaume_Uni)
YEN <- diff(taux_change_Japon)

endogen <- ts.intersect(BCE,USD,GBP,YEN)

# On choisit la composante déterministe "none" pselect
<- VARselect(y=endogen,lag.max=8, type="none")
pselect$criteria
```

Question 7 :

```r
# Test de causalité de Granger pour chaque paire de variables
# BCE -> USD causal_BCE_USD <- causality(VAR1,
cause = "BCE") causal_USD_BCE <- causality(VAR1,
cause = "USD")

# BCE -> GBP causal_BCE_GBP <- causality(VAR1,
cause = "BCE") causal_GBP_BCE <- causality(VAR1,
cause = "GBP")

# BCE -> YEN causal_BCE_YEN <- causality(VAR1,
cause = "BCE") causal_YEN_BCE <- causality(VAR1,
cause = "YEN")

#résultats
print(causal_BCE_YEN$Granger)
 cat("\nCausalité YEN ->
BCE :\n")
print(causal_YEN_BCE$Granger)
```

Question 8.a) :

```r
#Décomp. de Cholesky basée sur l'ordre de endogen <- (BCE,USD,GBP,YEN)
library(vars)

variables <- colnames(endogen)

for (i in 1:length(variables))
{   # Variable d'impulsion
(choc)   impulse_var <-
variables[i]   # IRF pour cette
variable
  irf_result <- irf(VAR1, impulse = impulse_var, n.ahead = 12, ortho = TRUE, ci =
0.95)
  # Graphique des IRF
plot(irf_result,
       main = paste("Réponse impulsionnelle avec un choc sur", impulse_var))
Sys.sleep(1)}
```

Question 8.b) :

```r
library(lpirfs)
#Décomp. de Cholesky basée sur l'ordre de endogen <- (BCE,USD,GBP,YEN)
irf_LP <- lp_lin( endog_data = as.data.frame(endogen),
lags_endog_lin=1,lags_criterion=NaN, max_lags=NaN,
trend=0, shock_type=0, confint=1.96, hor=12, adjust_se=TRUE )
plot(irf_LP)
```

Question 9 :

```
paires <- list(
  BCE_USD = ts.intersect(taux_interet, taux_change_Usa),
  BCE_GBP = ts.intersect(taux_interet, taux_change_Royaume_Uni),
BCE_YEN = ts.intersect(taux_interet, taux_change_Japon)


# On boucle sur les paires for
(nom_paire in names(paires)) {
  cat("\nAnalyse pour la paire :", nom_paire, "\n")
     endogen <-
paires[[nom_paire]]
     test <- ca.jo(endogen, type = "trace", K = 2, ecdet = "none", spec =
"transitory"
)
```

```
)
```

```
endogen <- ts.intersect(taux_interet, taux_change_Usa, taux_change_Royaume_Uni, tau
x_change_Japon)


test <- ca.jo(endogen, type = "trace", K = 2, ecdet = "none", spec = "transitory")

summary(test)
```