



Une école de l'IMT

**TP Noté:**

**Advanced Time Series Analysis and Forecasting of  
Financial Data**

EL MOUDDEN Aya  
IMAD Aymen  
ZMIR Yassamine  
MOUTAOUAFFIQ Meryam

# 1 Introduction

Ce TP porte sur l'analyse et la prévision des séries temporelles appliquées aux taux de change Euro/USD et aux prix de l'Or (Gold/USD). L'objectif est de modéliser les fluctuations de ces séries à l'aide des modèles ARIMA et GARCH, en tenant compte des dynamiques et de la volatilité des marchés financiers.

Après avoir préparé les données et vérifié leur stationnarité, nous avons ajusté les meilleurs modèles ARIMA pour chaque série, puis intégré des modèles GARCH pour modéliser la volatilité. Les prévisions ont été réalisées sur une période de 20 jours, et les performances des modèles ont été évaluées à l'aide des erreurs quadratiques moyennes (MSE) et des erreurs absolues moyennes (MAPE).

Ce rapport présente les résultats de ces analyses, ainsi que les scénarios simulés pour étudier l'impact de variations de paramètres sur les prévisions.

## 2 Importation des données et analyse préliminaire

### 2.1 Pré-traitement des données

Les données des taux de change Euro-USD "euro-data" et Gold-USD "gold-data" importées sont de type "xts" et contiennent les prix d'ouverture, le prix maximum, minimum, de clôture, le volume et le prix ajusté. Dans ce qui suit nous allons travailler sur les prix de clôture soit la 4ème colonne de l'objet xts.

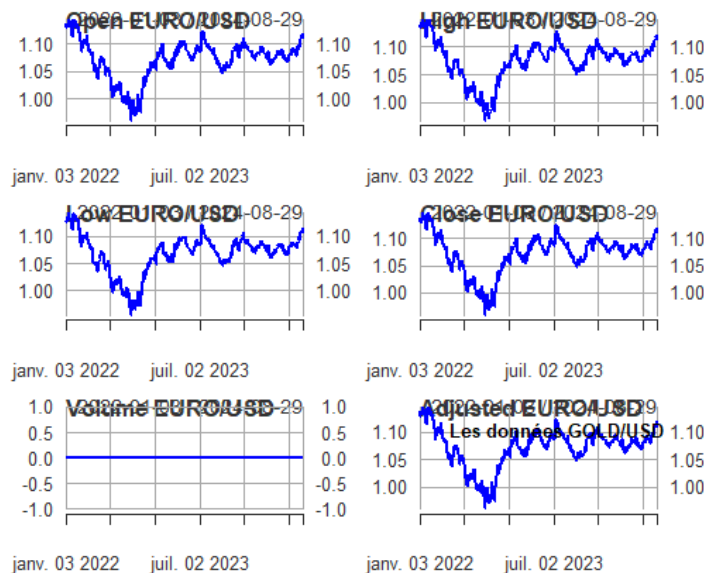


Figure 1: Les données Euro/USD

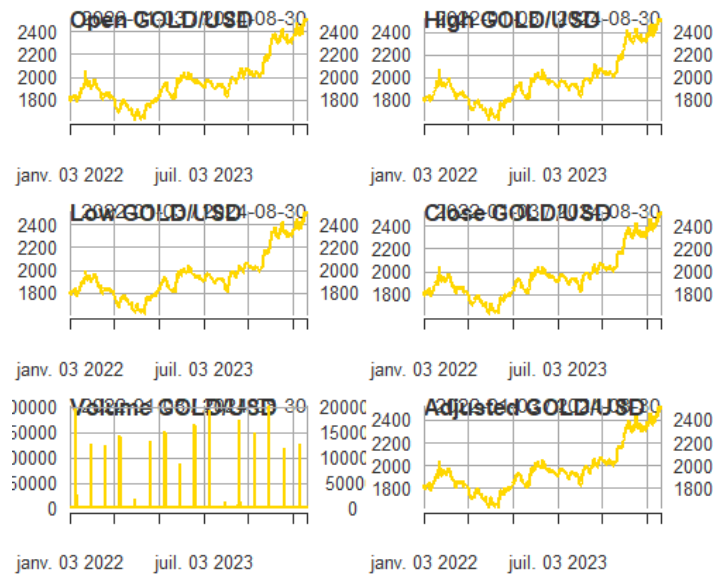


Figure 2: Les données Gold/USD

De plus, nous avons, d'une part, également éliminé les données manquantes "NAs" avec la fonction **"na.ommit"**. Au début on avait choisi d'approximer les données par la fonction **"na.approx()"** qui consistait à approximer les valeurs manquantes en effectuant des opérations sur les valeurs déjà existantes. Cependant cela a plus tard affecté la fiabilité du modèle, on a donc choisi de les enlever carrément.

D'autre part, nous avons divisé les données en deux parties, une partie 4 cinquièmes des données d'entraînement pour construire le modèle et un cinquième de données pour tester ce modèle.

## 2.2 Analyse Descriptive

### A. EURO/USD series:

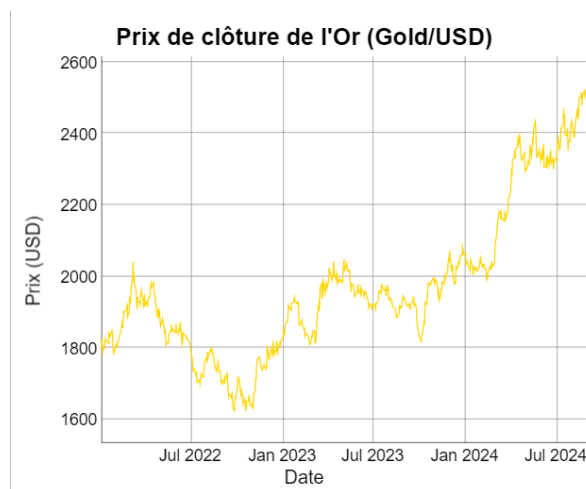


Le chronogramme Euro/USD montre une tendance significativement descendante puis se stabilise légèrement. On ne remarque aucune saisonnalité évidente. Pour la volatilité, elle est forte en 2022/2023 ensuite plus calme avec une légère hausse à partir de fin 2023.

```
> euro_stats
      mean      median  variance  skewness  kurtosis
1.067115289 1.074050367 0.001638524 -0.549713235 -0.142995880
```

La médiane du prix de l'EUR/USD sur la période d'observation est de 1.0740, ce qui est très proche de la moyenne du prix 1.0671. Cela indique une distribution relativement symétrique des données. La variance est faible, ce qui signifie que les fluctuations du prix sont relativement petites et stables sur cette période. Cependant, l'asymétrie négative montre que la distribution est légèrement inclinée vers la gauche, ce qui signifie qu'il y a plus de petites baisses que de hausses importantes. Une kurtosis légèrement supérieure à 3 indique que la distribution présente des fluctuations extrêmes un peu plus fréquentes que celles attendues dans une distribution normale, ce qui signifie que la présence de variations importantes.

#### B. GOLD/USD series:



Le chronogramme de Gold/USD montre une tendance généralement ascendante, sauf en début de période. Pour la saisonnalité, on ne remarque aucune périodicité évidente. La volatilité est très variable, elle est relativement faible entre janvier et juillet 2023 et assez élevée à partir de janvier 2024.

```
> gold_stats
              mean              median      variance  skewness.GC=F.Close
1881.0856053      1909.0999756      11921.9985582      -0.4473529
kurtosis.GC=F.Close
2.3173446
```

La médiane est plus élevée que la moyenne, indiquant une légère asymétrie négative, ce qui signifie que les baisses sont plus fréquentes. La variance est élevée, ce qui montre que le prix de l'or subit des fluctuations beaucoup plus importantes. La kurtosis inférieure à 3 l'or signifie que la distribution est plus aplatie que la normale donc les fluctuations ne sont pas très grandes.

## 2.3 Test de stationnarité

#### A. EURO/USD series:

```

> adf.test(as.numeric(train_euro))

Augmented Dickey-Fuller Test

data: as.numeric(train_euro)
Dickey-Fuller = -2.3896, Lag order = 8, p-value = 0.4134
alternative hypothesis: stationary

> kpss_euro <- ur.kpss(as.numeric(train_euro))
> summary(kpss_euro)

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

Test is of type: mu with 6 lags.

Value of test-statistic is: 1.1821

Critical value for a significance level of:
      10pct  5pct 2.5pct 1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

```

Après l'application du test **ADF** (Augmented Dickey-Fuller), nous obtenons une statistique de -2.3896 avec un p-value de 0.4134. Comme le p-value est largement supérieur à 0.05, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle, ce qui indique que la série est non stationnaire. Ce résultat est confirmé par le test **KPSS**, qui présente une statistique de 1.1821, bien au-dessus des valeurs critiques à tous les niveaux de significativité, renforçant ainsi le résultat que la série n'est pas stationnaire.

Nous avons donc réalisé une différenciation d'ordre 1, puis nous avons refait les tests de stationnarité, qui ont cette fois confirmé la stationnarité de la série.

#### B. GOLD/USD series:

```

> adf.test(as.numeric(train_gold))

Augmented Dickey-Fuller Test

data: as.numeric(train_gold)
Dickey-Fuller = -2.1977, Lag order = 8, p-value = 0.4946
alternative hypothesis: stationary

> kpss_gold <- ur.kpss(as.numeric(train_gold))
> summary(kpss_gold)

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

Test is of type: mu with 6 lags.

Value of test-statistic is: 3.3227

Critical value for a significance level of:
      10pct  5pct 2.5pct 1pct
critical values 0.347 0.463 0.574 0.739

```

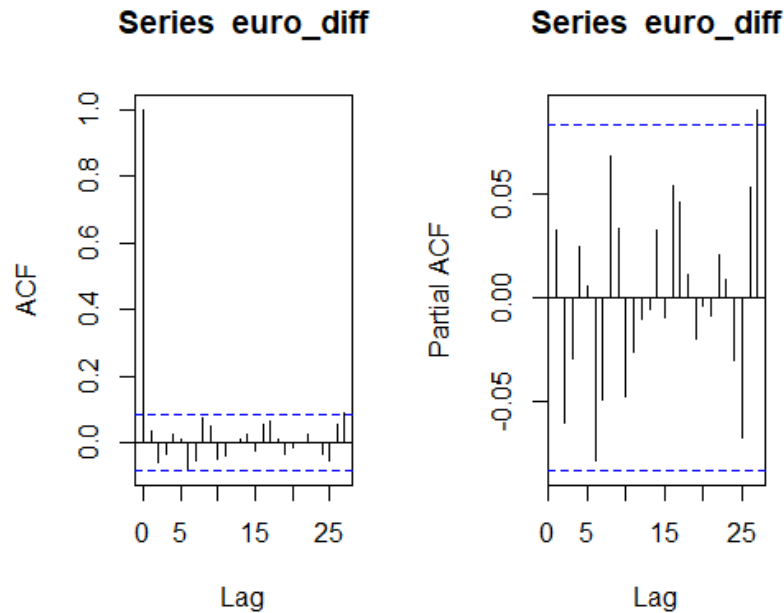
Pour la série Gold/USD, le test **ADF** (Augmented Dickey-Fuller) donne une statistique de -2.1977 avec un p-value de 0.4946. Étant donné que le p-value est bien supérieure à 0.05, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle, ce qui suggère que la série n'est pas stationnaire. Ce résultat est également confirmé par le test **KPSS**, dont la statistique est de 3.3227, nettement au-dessus des valeurs critiques à tous les niveaux de significativité, indiquant que la série n'est pas stationnaire.

Nous avons donc réalisé une différenciation d'ordre 1, puis nous avons refait les tests de stationnarité, qui ont cette fois confirmé la stationnarité de la série.

### 3 Modélisation et analyse

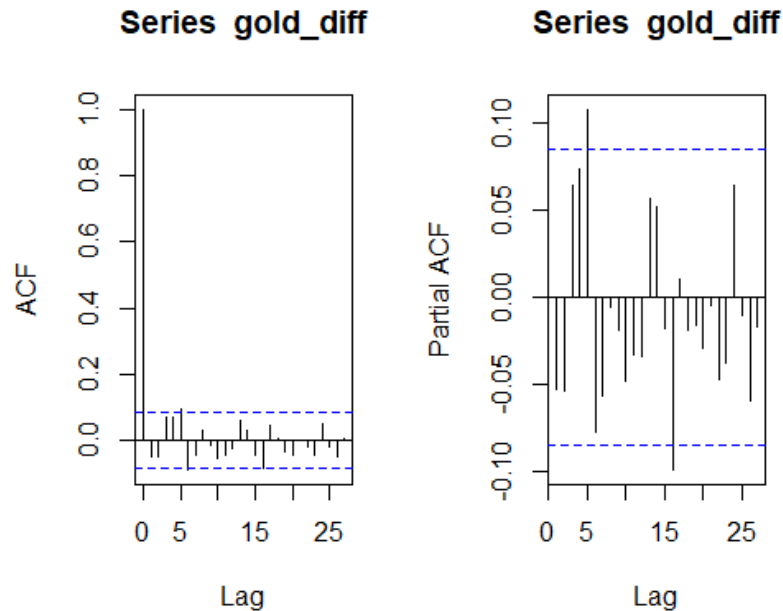
#### 3.1 Autoregressive and Moving Average Models

##### A. EURO/USD series:



Après avoir visualisé les profil ACF et PACF de la série EUR/USD différenciée, on remarque une coupure directe directement après le lag 0 dans le profil de l'ACF ce qui nous conduit à déduire un modèle  $MA(0)$ . Dans le PACF on remarque le profil n'est pas significatif, ce qui nous conduit à déduire un modèle  $AR(0)$  et donc à partir de ces profil un modèle  $ARIMA(0,1,0)$  est envisageable.

##### B. GOLD/USD series:



Après avoir visualisé les profil ACF et PACF de la série Gold/USD différenciée, on remarque une coupure directe directement après le lag 0 dans le profil de L'ACF ce qui nous conduit à déduire un modèle MA(0). Dans le PACF on remarque le profil n'est pas significatif, ce qui nous conduit à déduire un modèle AR(0) et donc seulement et uniquement à partir de ces profil un modèle ARIMA(0,1,0) est envisageable.

### 3.2 Analyse des résultats avec "auto.arima"

#### A. EURO/USD series:

Après avoir appliqué la fonction **auto.arima** à la série Euro/USD différenciée, celle ci a retourné un modèle ARMA(0,0), cela signifie que le modèle considère que la série est simplement du bruit aléatoire avec une moyenne de zéro. **AIC** = -7750.13, **BIC** = -7745.25 : Ces critères sont très bas, ce qui suggère un bon ajustement, mais le modèle est très simple et illogique.

Pour cela, nous avons créé une boucle qui va tester différentes combinaisons de p et q, calculer les AIC de chaque modèle, et ensuite choisir le modèle avec le meilleur AIC (bien sur sans prendre en compte ARIMA(0,0,0) parce qu'à priori c'est celui qui a le meilleur AIC).

Avec cette méthode, nous avons obtenu que le meilleur modèle est **ARIMA(2,1,3) with non-zero mean**.

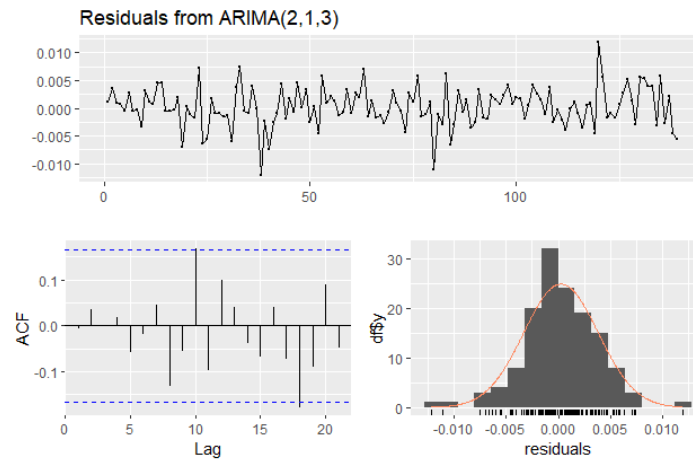
#### B. GOLD/USD series:

Pour la série Gold/USD, la fonction a retourné **ARIMA(2,1,2)** qui est un choix convenable pour modéliser la série. Il intègre à la fois des composantes AR et MA, ce qui permet une bonne prédiction des valeurs futures.

### 3.3 Analyse des résidus

Pour valider le modèle, nous avons appliqué les modèles ARIMA obtenus sur les échantillons de test (20% restants des données initiales importées), afin d'éviter le problème de surapprentissage. Ensuite, nous avons analysé les résidus des deux séries.

#### A. EURO/USD series:



Les résidus de la série semblent aléatoires, sans structure significative, et leur autocorrélation est faible puisque les battons de l'ACF ne dépassent pas la bande en pointillée (pas de coupure directe), ce qui indique que le modèle ARIMA(2,1,3) est approprié pour les données. De plus, l'histogramme montre une distribution proche de la normale, ce qui est une bonne propriété pour la validation du modèle.

```
> checkresiduals(euro_model1)
```

#### Ljung-Box test

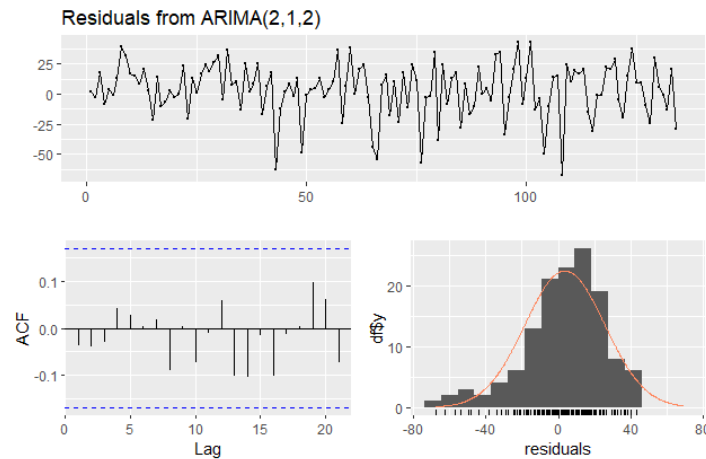
```
data: Residuals from ARIMA(2,1,3)  
Q* = 8.4738, df = 5, p-value = 0.132
```

```
Model df: 5. Total lags used: 10
```

Cela est confirmé par le test de Ljung-Box, puisque la p-value est de 0.5419, ce qui est supérieur à 0.05. Par conséquent, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle, qui veut dire que les résidus ne présentent pas d'autocorrélation significative. Ce qui signifie que les résidus se comportent comme un bruit blanc.

#### B. GOLD/USD series:





Les résidus de la série semblent aléatoires, sans structure significative, et leur autocorrélation est faible puisque les battons de l'ACF ne dépassent pas la bande en pointillée (pas de coupure directe), ce qui indique que le modèle ARIMA(2,1,2) est approprié pour les données. De plus, l'histogramme montre une distribution proche de la normale, ce qui est une bonne propriété pour la validation du modèle.

```
> checkresiduals(gold_model)
```

### Ljung-Box test

```
data: Residuals from ARIMA(2,1,2)
Q* = 10.1, df = 6, p-value = 0.1205

Model df: 4. Total lags used: 10
```

Cela est confirmé par le test de Ljung-Box, puisque la p-value est de 0.1205, ce qui est supérieur à 0.05. Par conséquent, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle, qui veut dire que les résidus ne présentent pas d'autocorrélation significative donc se comportent comme un bruit blanc.

## 3.4 Test d'hétéroscédasticité

Nous appliquons ensuite le test d'**Engle ARCH** (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) aux résidus qui permet de tester s'il existe des effets ARCH (une hétéroscédasticité) dans les résidus.

### A. EURO/USD series:

```
ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data: euro_residuals
Chi-squared = 32.314, df = 20, p-value = 0.04007
```

Nous obtenons ainsi pour l'euro un p-valeur = 0.04007 est bien inférieure à 0.05 ce qui indique que nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle qui stipule qu'il n'y a pas d'effet d'ARCH dans les résidus. Nous concluons alors l'existence d'hétéroscédasticité.

### B. GOLD/USD series:

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects

data: gold\_residuals  
Chi-squared = 53.665, df = 20, p-value = 6.484e-05

Nous obtenons ainsi pour Gold/USD un p-valeur = 6.484e-05 est bien inférieure à 0.05 ce qui indique que nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle qui dit qu'il n'y a pas d'effet d'ARCH dans les résidus. Nous concluons alors l'existence d'hétéroscidacité

## 4 ARCH and GARCH Models

### 4.1 ARCH(1) model

A. EURO/USD series:

```
Error Analysis:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      -5.049e-05  1.959e-04  -0.258  0.7966
omega    2.483e-05  1.753e-06  14.168  <2e-16 ***
alpha1   1.038e-01  5.163e-02   2.011  0.0443 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log Likelihood:
2664.525      normalized:  3.833849
```

```
Information Criterion Statistics:
      AIC      BIC      SIC      HQIC
-7.659065 -7.639451 -7.659102 -7.651481
```

Nous remarquons après l'application du modèle **garch(1,0)** que  $\alpha_1 = 0.10383$  est significatif avec p-valeur = 0.0443 ce qui signifie que le modèle indique une relation significative entre les mouvements des prix passés et la volatilité actuelle. Donc le modèle est plus ou moins approprié.

B. GOLD/USD series:

```
Error Analysis:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      1.075e+00  7.003e-01   1.535  0.125
omega    3.229e+02  2.313e+01  13.962  <2e-16 ***
alpha1   1.000e-08  4.700e-02   0.000  1.000
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log Likelihood:
-2881.78      normalized: -4.307593
```

```
Information Criterion Statistics:
      AIC      BIC      SIC      HQIC
8.624155 8.644361 8.624115 8.631982
```

Nous remarquons après l'application du modèle **garch(1,0)** une valeur  $\alpha_1$  très petite de l'ordre  $e-08$  qui est censé capturer l'effet ARCH, mais sa très faible valeur indique qu'il n'a pratiquement aucun impact sur la volatilité. Cela signifie que le modèle ne capture pas bien les effets ARCH.

## 4.2 GARCH(1,1) model

### A. EURO/USD series:

```
Error Analysis:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      8.474e-06  1.862e-04   0.046 0.963697
omega    3.251e-08  5.939e-08   0.547 0.584099
alpha1  1.484e-02  4.089e-03   3.629 0.000284 ***
beta1    9.830e-01  4.562e-03  215.491 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log Likelihood:
2682.326    normalized:  3.859462

Information Criterion Statistics:
      AIC      BIC      SIC      HQIC
-7.707414 -7.681262 -7.707479 -7.697301
```

Nous observons, après l'application du modèle **GARCH(1,1)**, que  $\alpha_1 = 0.01484$  est significatif avec une p-valeur = 0.000284. Cela montre que les chocs passés ont un effet significatif sur la volatilité actuelle. De plus, le paramètre  $\beta_1 = 0.98302$  indique que la volatilité actuelle dépend fortement de la volatilité passée. Le modèle capture bien les effets ARCH donc il est approprié.

### B. GOLD/USD series:

```
Error Analysis:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu      0.61963   0.66937   0.926 0.35461
omega    6.72316   3.92969   1.711 0.08711 .
alpha1    0.03674  0.01254   2.930 0.00339 **
beta1    0.94323   0.01966  47.985 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log Likelihood:
-2869.147    normalized: -4.28871

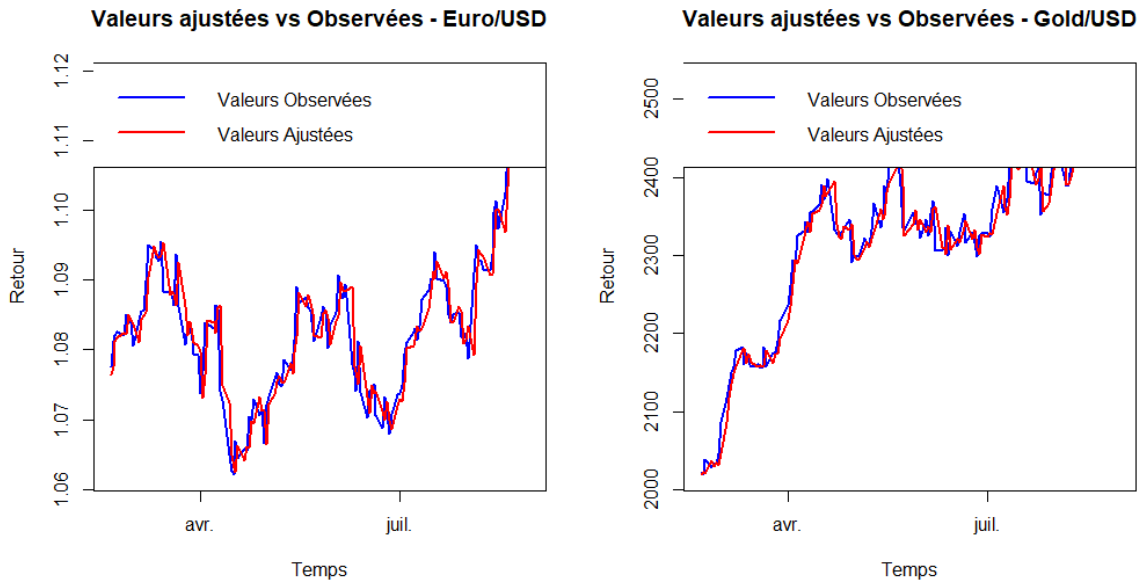
Information Criterion Statistics:
      AIC      BIC      SIC      HQIC
8.589379 8.616319 8.589308 8.599815
```

Après l'application du modèle **GARCH(1,1)** sur la série des résidus du gold nous remarquons que  $\alpha_1 = 0.03674$  est significatif avec une p-valeur = 0.00339. Cela indique que les mouvements des prix passés affectent de manière significative la volatilité actuelle. Le paramètre  $\beta_1 = 0.94323$  montre également que la volatilité présente dépend majoritairement de la volatilité passée. Le modèle est donc approprié.

**CONCLUSION:** Comme les AIC des modèles GARCH (1,1) sont inférieures aux AIC des modèles ARCH(1) pour les 2 séries, les meilleures modèles sont GARCH(1,1).

## 4.3 Validation du modèle

Le graphique suivant représente les valeurs ajustées (en rouge) et les valeurs observées (en bleu) pour les deux séries sur les données de test.



Les valeurs ajustées sont très proches des valeurs observées dans les deux séries, on peut conclure que le modèle ARIMA utilisé pour les prévisions est bien valide. Les écarts observés sont minimales, ce qui suggère que le modèle est capable de prédire les valeurs futures avec une bonne précision.

```
> euro_garch_res <- residuals(euro_garch1, standardize = TRUE)
> Box.test(euro_garch_res, lag = 20, type = "Ljung-Box")
```

Box-Ljung test

```
data: euro_garch_res
X-squared = 11.157, df = 20, p-value = 0.942
```

```
>
> gold_garch_res <- residuals(gold_garch1, standardize = TRUE)
> Box.test(gold_garch_res, lag = 20, type = "Ljung-Box")
```

Box-Ljung test

```
data: gold_garch_res
X-squared = 16.678, df = 20, p-value = 0.6737
```

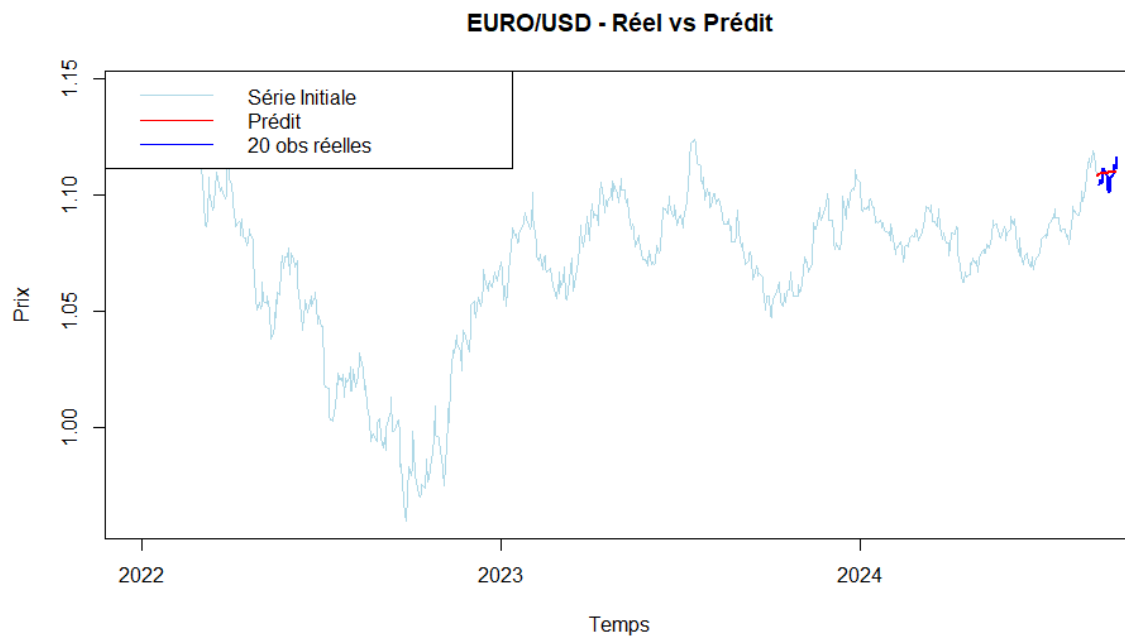
Pour les deux séries, la valeur p est supérieure à 0.05, ce qui signifie que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle (sans autocorrélation). Les résidus sont donc des bruits blancs, ce qui est un bon indicateur que les modèles GARCH(1,1) ont bien modélisé la volatilité.

## 5 Forecasting

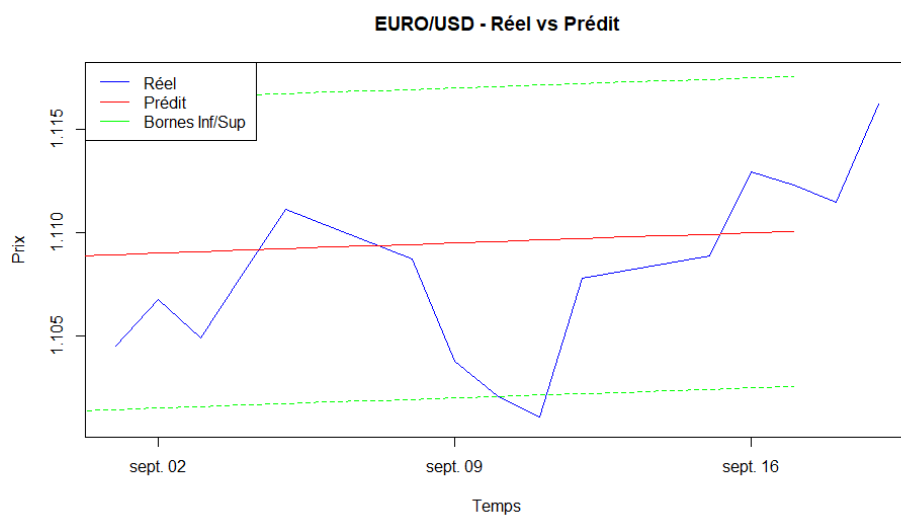
### 5.1 20 prochaines observations - ARIMA-GARCH

Après avoir validé les modèles ARIMA et GARCH pour chacune des 2 séries, nous avons combiné les 2 modèles à l'aide de library "rugarch" pour prédire les 20 prochaines observations.

#### A. EURO/USD series:

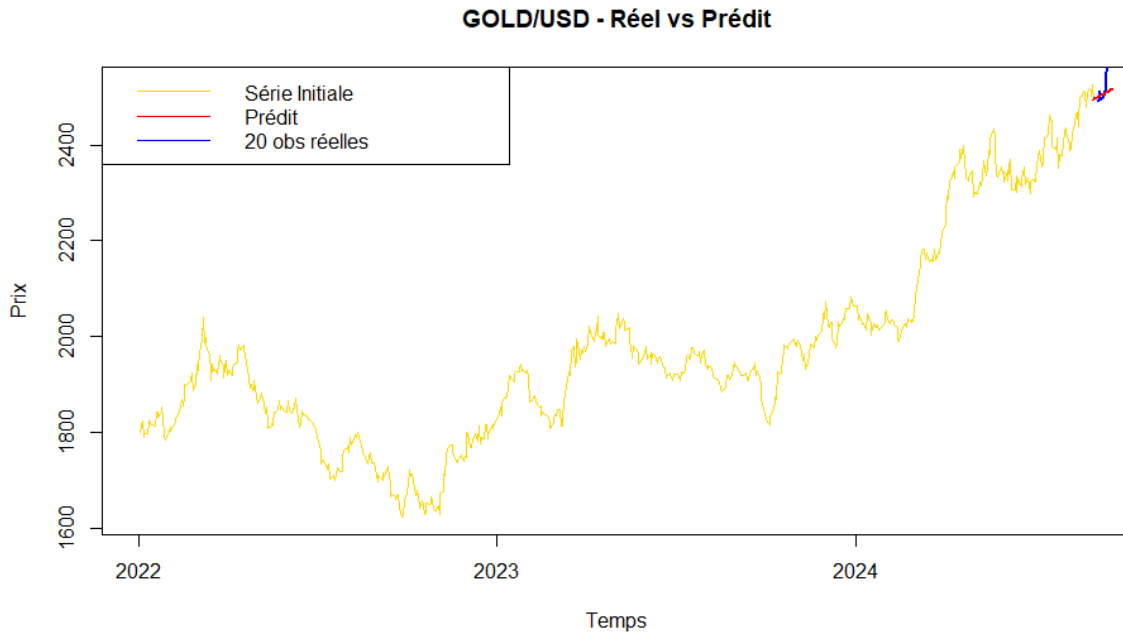


Voici la partie zoomée des valeurs prédites du chronogramme obtenu avec l'intervalle de confiance à 95%:

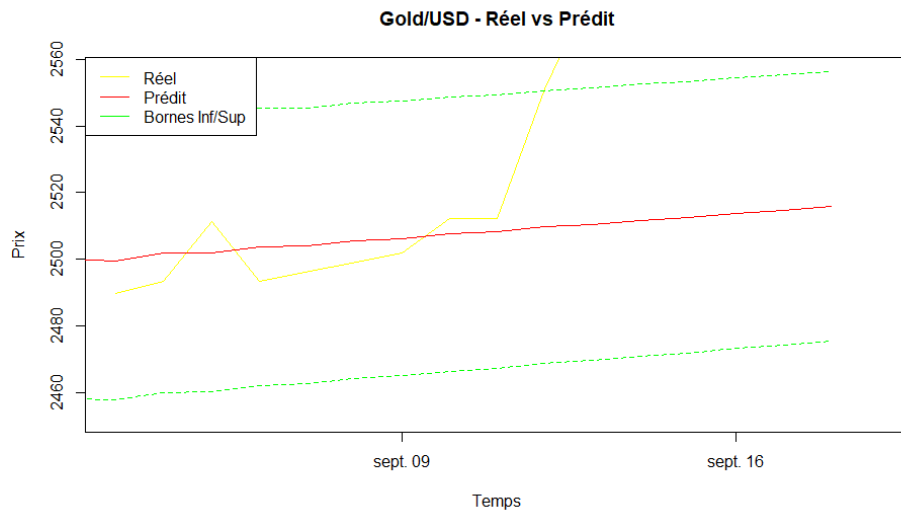


Nous remarquons que les valeurs prédites pour la série du EUR/USD diffèrent légèrement des valeurs réelles mais elles sont bel et bien en tendance ascendante durant la période du 1er septembre au 20 septembre. Cependant les données réelles paraissent plus fluctuantes ceci pourra être dû à des causes socio-économiques indépendantes du modèle et de notre approche.

#### B. Gold/USD series:



Voici la partie zoomée des valeurs prédites du chronogramme obtenu avec l'intervalle de confiance à 95%::



Nous remarquons que les valeurs prédites pour la série du GOLD/USD diffèrent légèrement des valeurs réelles mais elles sont bel et bien également en tendance ascendante durant la période du 1er septembre au 20 septembre. Cependant les données réelles paraissent plus fluctuantes ceci pourra être dû à des causes socio-économiques indépendantes du modèle et de notre approche.

## 5.2 Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

[A. EURO/USD series:](#)

```

> cat("EUR/USD Forecast Performance:\n")
EUR/USD Forecast Performance:
> cat("MSE:", euro_mse, "\n")
MSE: 1.610762e-05
> cat("MAPE:", euro_mape * 100, "%\n\n")
MAPE: 0.3023972 %

```

Les erreurs quadratiques moyennes (MSE) entre les valeurs réelles et les prévisions pour la série EUR/USD sont très petites, ce qui signifie que le modèle a une grande précision dans ses prévisions. La MAPE est de 0.30%, cela signifie que, en moyenne, l'erreur entre les prévisions et les valeurs réelles représente seulement 0.30% de la valeur réelle.

#### B. Gold/USD series:

```

> cat("Gold/USD Forecast Performance:\n")
Gold/USD Forecast Performance:
> cat("MSE:", gold_mse, "\n")
MSE: 1461.13
> cat("MAPE:", gold_mape * 100, "%\n\n")
MAPE: 1.033128 %

```

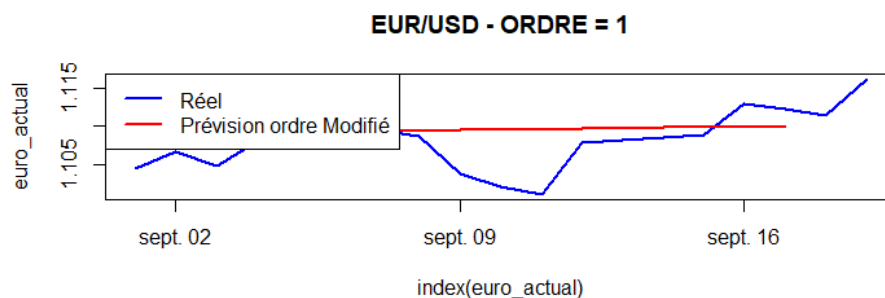
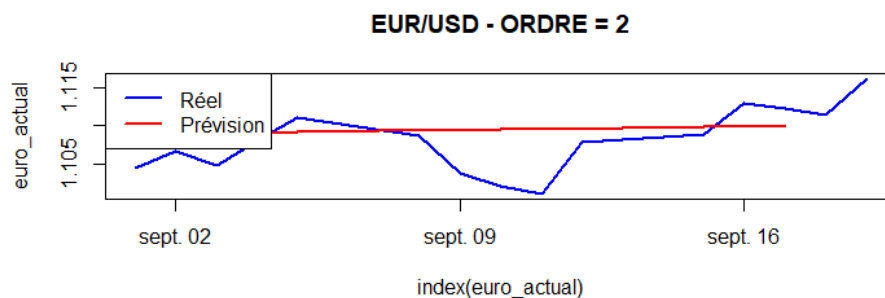
le MSE pour Gold/USD est beaucoup plus élevé. Cela indique que les écarts quadratiques entre les prévisions et les valeurs réelles sont plus grands, suggérant que le modèle a une précision moindre pour cette série. Pour mieux expliquer, une erreur MSE d'environ 1500 est de nature quadratique. Pour la série Gold/USD, cela implique un écart type de l'ordre la racine carrée de 1500, soit environ 40. Étant donné qu'une série prend des valeurs autour de 2000, cela semble cohérent. . Un MAPE de 1.03% signifie que les prévisions pour Gold/USD ont une erreur moyenne d'environ 1% des valeurs réelles.

**CONCLUSION:** Les modèles ARIMA-GARCH utilisés pour les séries EUR/USD et Gold/USD semblent donc bien adaptés et valides pour faire des prévisions fiables.

### 5.3 Analyse des scenarios

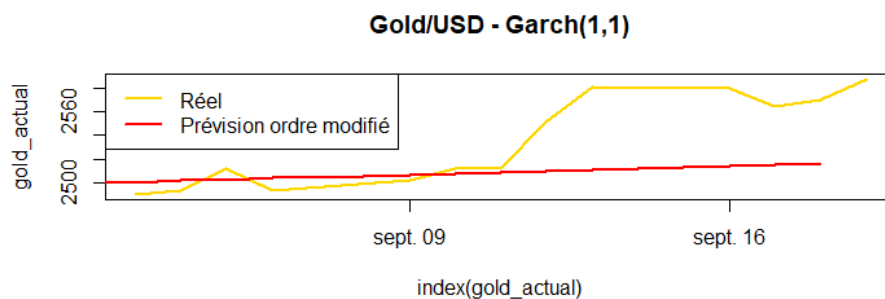
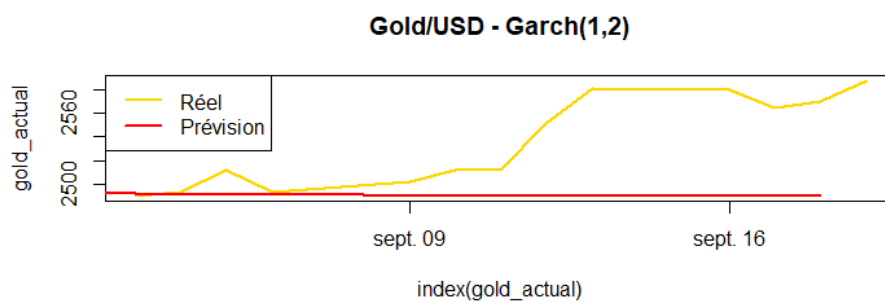
Nous avons essayé de simuler plusieurs scénarios en modifiant différents paramètres comme Beta et alpha1, mais cela n'a pas eu d'impact sur les prévisions. Nous avons eu les mêmes résultats que les prévisions précédentes.

#### A. Euro/USD series:



Pour la s  rie EUR/USD, nous avons augment   l'ordre du mod  le GARCH, mais cela n'a eu aucun effet, cela s'explique du fait que le mod  le GARCH(1,1) est optimal pour cette s  rie et il suffit    capturer la dynamique de la variance conditionnelle.

#### B. Gold/USD series:



Pour le gold en passant    l'ordre (1,2), la pente du graphique diminue ainsi que l'intercept. De plus les pr  visions s'  loignent des valeurs r  elles. Cependant,    partir de l'ordre (1,3), nous n'observons aucun changement suppl  mentaire. Nous pouvons d  duire que le mod  le Garch(1,1) est optimal pour cette s  rie.



## 5.4 Evaluation 2 - Prévisions avec ARIMA

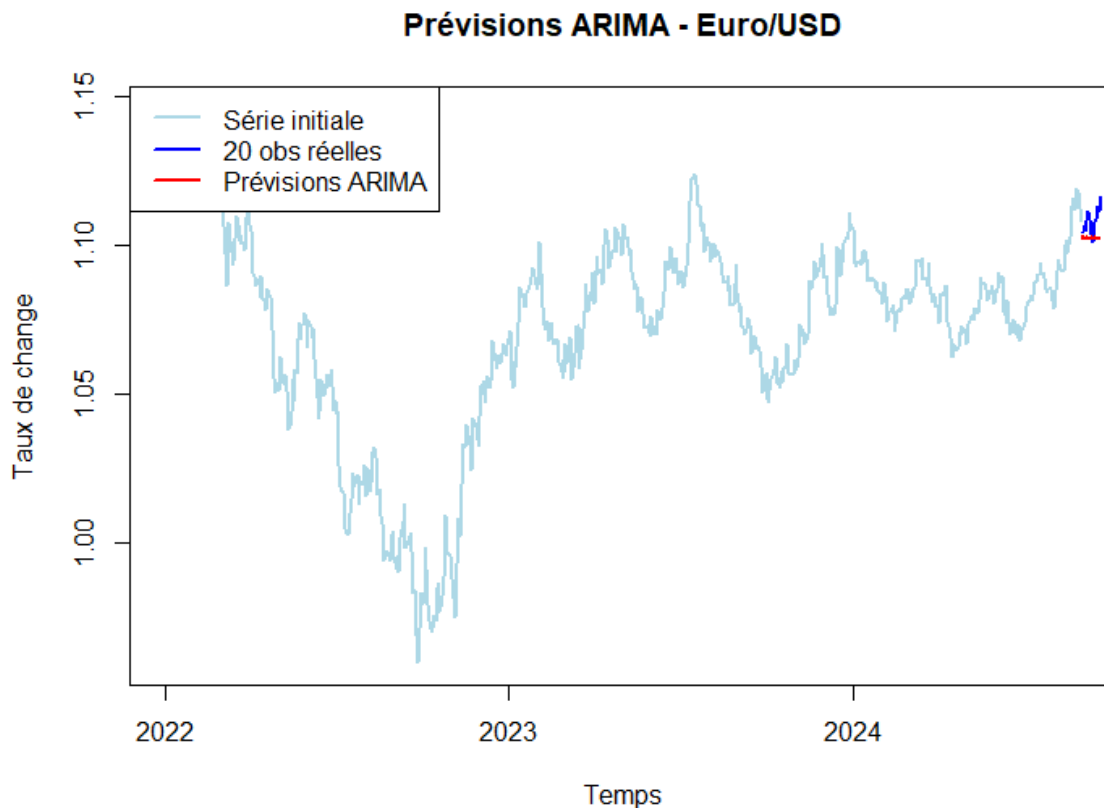
Sous R, la commande "forecast" effectue des prévisions en se basant uniquement sur la série initiale sans tenir compte du fait que chaque nouvelle prédiction doit utiliser la valeur prédite précédente, car cela:  $\hat{X}_{n+1} = E_L(X_{n+1} | X_n, X_{n-1}, \dots, X_1)$

$$\hat{x}_{n+1} = E_L(X_{n+1} | X_n = x_n, X_{n-1} = x_{n-1}, \dots, X_1 = x_1)$$

Cette fonction a donné des prévisions sous forme d'une droite horizontale.

Nous avons donc construit une boucle qui met à jour les données d'entrée à chaque étape, c'est à dire les données pour faire la prédiction.

[A. EURO/USD series:](#)

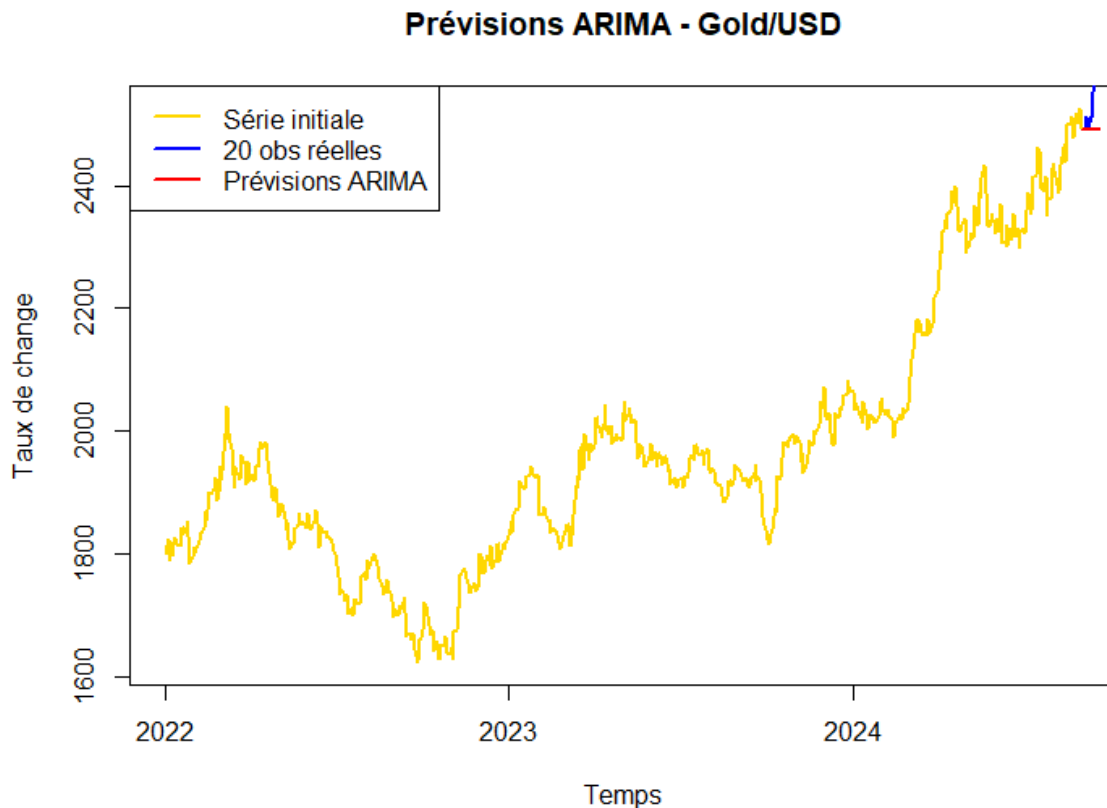


Après avoir effectué la boucle pour déterminer les 20 valeurs prédites suivantes à l'aide du modèle ARIMA(2,1,3) nous remarquons que les valeurs prédites pour la série EUR/USD paraissent incohérentes (une quasi-sinusoïde à faible amplitude) sans aucune tendance apparente, cela peut être dû au fait que la différenciation supprime la tendance, et le modèle ne capture que des variations cycliques mineures sans tenir compte des dynamiques de volatilité ou des changements structurels (phénomène d'hétéroscédasticité).

```
> cat("EUR/USD Forecast Performance:\n")
EUR/USD Forecast Performance:
> cat("MSE:", euro_mse2, "\n")
MSE: 3.775784e-05
> cat("MAPE:", euro_mape2 * 100, "%\n\n")
MAPE: 0.4656343 %
```

Ces résultats indiquent que le modèle prédit les valeurs EUR/USD avec une grande précision. Le MSE très faible signifie que les erreurs quadratiques moyennes entre les valeurs prédites et réelles sont presque négligeables. Le MAPE de 0.4656% montre que les écarts relatifs entre les prévisions et les valeurs réelles sont également très faibles, ce qui suggère que le modèle capture bien les variations du taux de change EUR/USD.

#### B. Gold/USD series:



Après avoir effectué la boucle pour déterminer les 20 valeurs prédites suivantes à l'aide du modèle ARIMA(2,1,2) nous remarquons que les valeurs prédites pour la série GOLD/USD paraissent incohérentes (une quasi-sinusoïde à faible amplitude) sans aucune tendance apparente, cela peut être du fait que la différenciation supprime la tendance, et le modèle ne capture que des variations cycliques mineures sans tenir compte des dynamiques de volatilité ou des changements structurels (phénomène d'hétéroscédasticité).

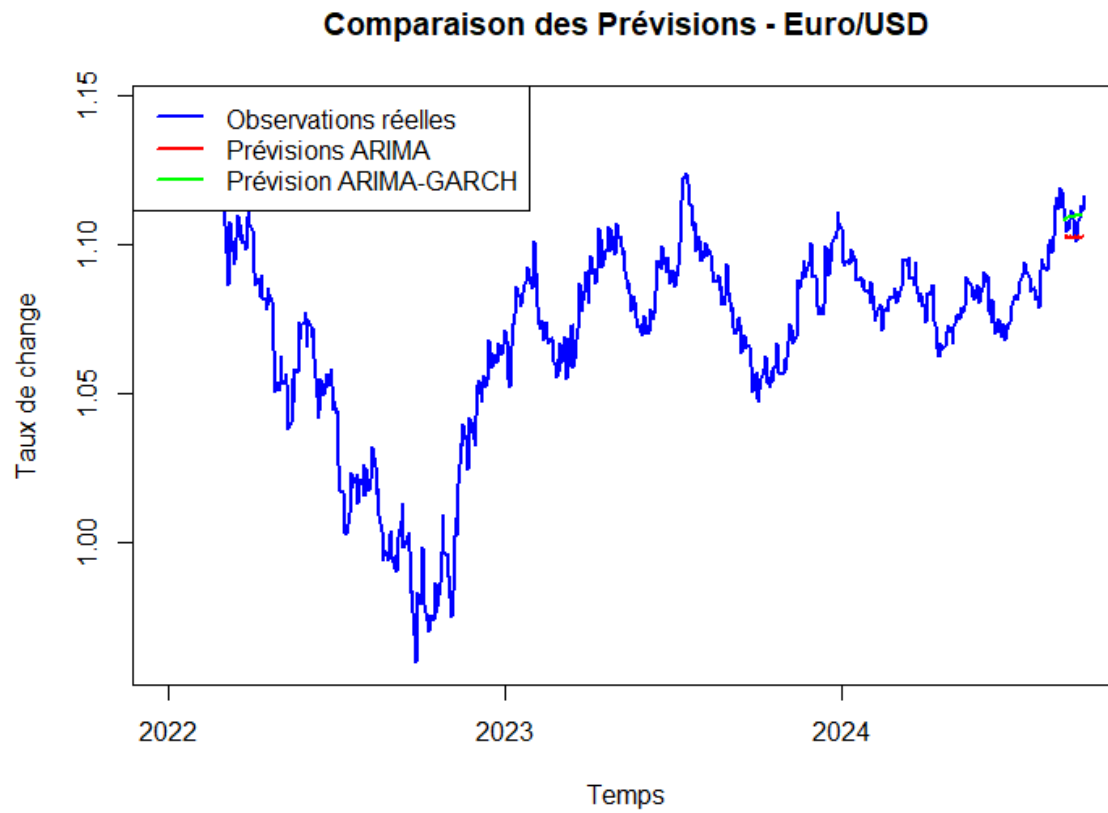
```
> cat("Gold/USD Forecast Performance:\n")
Gold/USD Forecast Performance:
> cat("MSE:", gold_mse2, "\n")
MSE: 3236.347
> cat("MAPE:", gold_mape2 * 100, "%\n\n")
MAPE: 1.703789 %
```

Pour le modèle Gold/USD, les erreurs de prévision sont beaucoup plus élevées, comme le montre le MSE considérablement plus élevé. Le MAPE de 1.70% indique que les prévisions s'écartent davantage des valeurs réelles par rapport au modèle EUR/USD, bien que cette erreur reste relativement modeste. Cela peut suggérer que le modèle ARIMA utilisé pour Gold/USD n'est pas aussi adapté ou que les

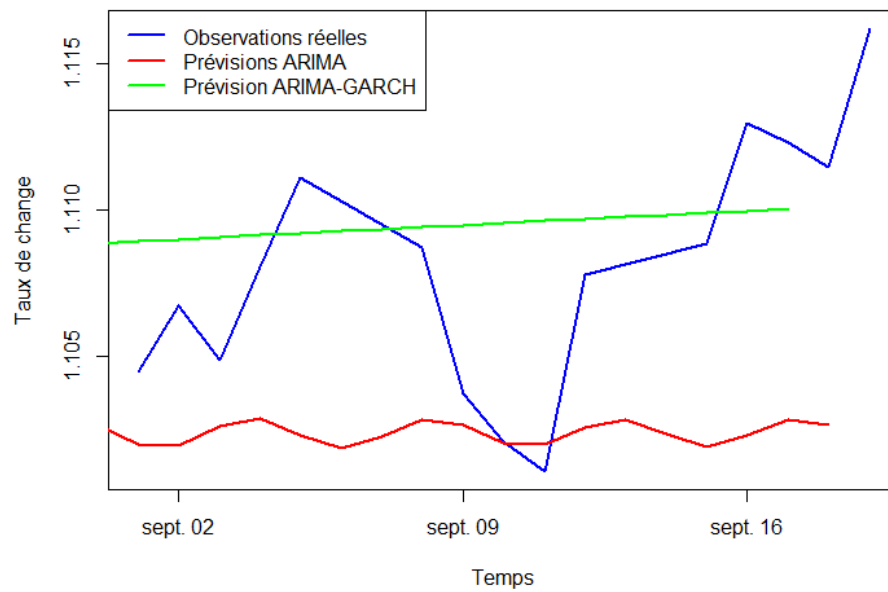
fluctuations de cette série sont plus difficiles à modéliser, peut-être en raison de la volatilité ou de l'absence de tendances claires.

## 5.5 Analyse Finale

[A. Euro/USD series:](#)

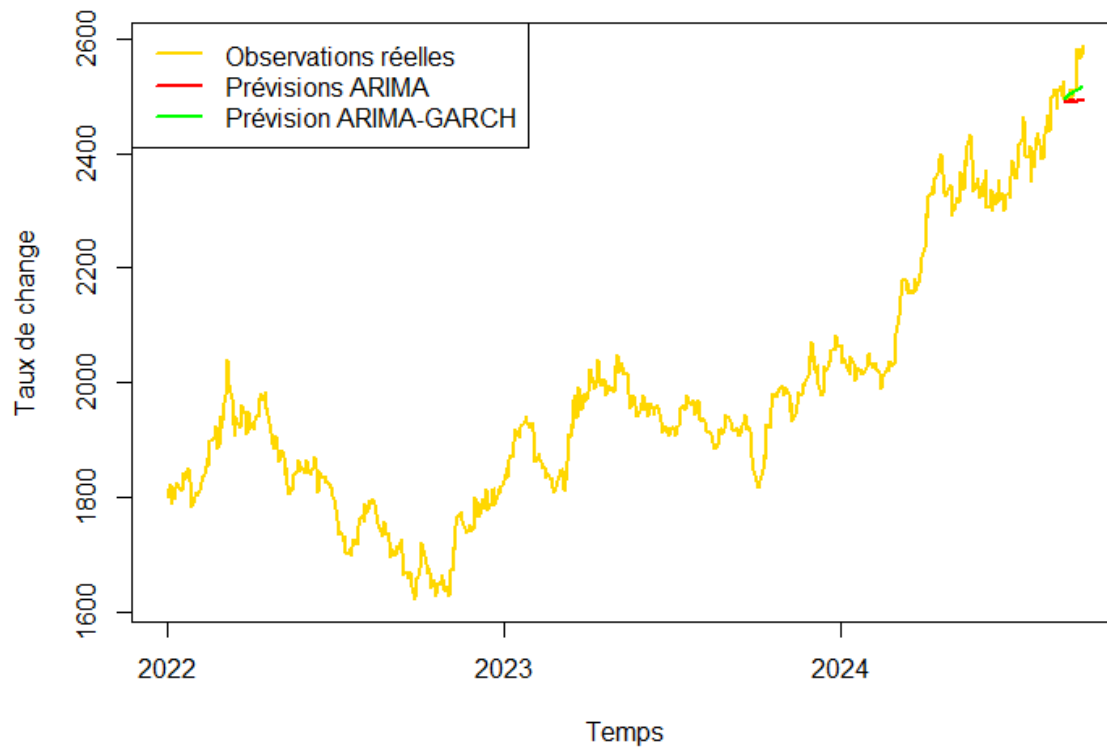


### Comparaison des Prévisions - Euro/USD

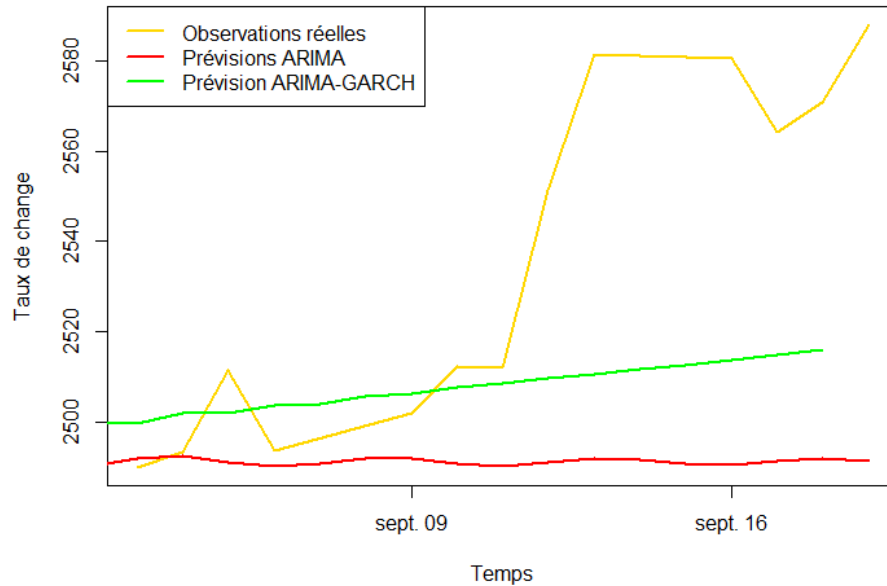


### B. Gold/USD series:

### Comparaison des Prévisions - Gold/USD



### Comparaison des Prévisions - Gold/USD



On remarque que l'utilisation du modèle ARIMA-GARCH donne des résultats plus cohérent, ceci est dû à l'utilisation du modèle ARIMA-GARCH qui a permis d'améliorer la qualité des prévisions en capturant à la fois les tendances et les variations de volatilité de la série temporelle. Le composant ARIMA du modèle traite les aspects linéaires, tels que la tendance et la dépendance temporelle, en ajustant les composantes de tendance et de saisonnalité. Cela permet de mieux modéliser les comportements à long terme des séries financières, comme les taux de change EUR/USD ou le prix de l'or GOLD/USD. Le composant GARCH, quant à lui, gère la volatilité conditionnelle en prenant en compte les fluctuations des variances au fil du temps. Cette approche est particulièrement adaptée aux séries financières, qui montrent souvent des périodes de forte volatilité alternant avec des périodes plus calmes. En combinant ces deux méthodes, le modèle ARIMA-GARCH est capable de générer des prévisions plus réalistes, en mettant en évidence des tendances apparentes qui étaient moins visibles avec un modèle ARIMA seul, améliorant ainsi la précision des prévisions.

## 6 Conclusion

Dans ce travail pratique, nous avons appliqué et approfondi les modèles ARIMA et GARCH pour modéliser et prévoir des séries temporelles financières, notamment EUR/USD et Gold/USD. Les prévisions effectuées ont montré une grande précision pour EUR/USD, tandis que l'analyse pour Gold/USD a révélé une plus grande volatilité, nécessitant des ajustements supplémentaires. L'évaluation des performances via les MSE et MAPE nous a permis de quantifier l'efficacité des modèles. Enfin, la simulation de scénarios de volatilité a souligné l'importance des paramètres GARCH dans l'amélioration des prévisions. Ce TP nous a permis de consolider nos compétences en modélisation de séries temporelles et de comprendre les subtilités des processus ARIMA-GARCH pour l'analyse des données financières.