

Impact de covid-19 sur la volatilité des cours boursiers : Cas du MAROC (MASI)

Yassine HALLAL

2023-01-25

Contents

1. Objectif de ce travail :	2
2. Méthodologie :	2
2.1. Période, données et variables :	2
2.2. Protocole de recherche :	3
3. Evolution du rendement boursier et des nouveaux cas de COVID-19.	4
4. LA RELATION ENTRE LE RENDEMENT BOURSIER ET L'EVOLUTION DE LA PANDEMIE DU COVID-19	6
4.1. Statistique descriptive	6
4.2. Test de causalité de Granger	8
4.3. Modélisation vecteur autorégressive VAR	10
5. Impact de COVID-19 sur la volatilité du rendement boursier.	11
Stationarité :	15
AR, MA, ARMA :	16
ARCH-test :	17
AR(1)-GARCH(1,1):	18
Conclusion :	21
REFERENCES :	22

1. Objectif de ce travail :

Suite à la pandémie de COVID-19, les marchés financiers du monde entier ont connu une volatilité et une incertitude sans précédent. Par conséquent, de nombreuses études de recherche ont été menées pour examiner l'impact de cette crise mondiale sur les dynamiques du marché boursier. Ce projet vise à **reproduire les méthodes statistiques utilisées** dans un article de recherche qui a exploré l'impact de COVID-19 sur la volatilité de l'indice boursier marocain (MASI). **L'objectif principal de ce travail était d'acquérir une expérience pratique et d'améliorer notre compréhension des techniques statistiques utilisées dans l'analyse des données boursières, ainsi que de mettre en pratique nos compétences en utilisant le langage de programmation R.**

En reproduisant les méthodes statistiques décrites dans l'article, nous avons cherché à valider les résultats et à évaluer leurs reproductibilité. Cependant, il est important de noter que des **différences ont été observées dans les résultats obtenus par rapport à ceux rapportés dans l'article**. Ces variations peuvent provenir de différences dans les sources de données.

Les interprétations sont basées sur les résultats que nous avons obtenus et non pas sur ceux qui ont été présenté dans l'article.

Bien que ce travail ne contribue pas à de nouvelles découvertes empiriques, il offre des informations précieuses sur le processus de reproduction des méthodes statistiques **sous R** et constitue un exercice précieux pour améliorer nos compétences analytiques.

En acquérant une expérience pratique dans la reproduction de recherches existantes, nous améliorons notre capacité à évaluer de manière critique la littérature scientifique et à affiner nos techniques analytiques.

L'article de recherche original : "Covid-19: quel impact sur le rendement et la volatilité du marché marocain des actions cotées?"

2. Méthodologie :

L'objectif principal de cette étude est d'examiner le rendement et la volatilité du marché boursier marocain avant et pendant la période de confinement. L'analyse vise à déterminer si, lorsque les activités réelles sont suspendues, les fluctuations des cours boursiers sont moins prononcées que dans des conditions de marché normales.

2.1. Période, données et variables :

Période : La période globale de cette étude s'étale du 2 janvier 2019 au 22 juin 2020.

Données : Les données de l'étude comportent les valeurs quotidiennes de l'indice MASI extraites du site www.investing.com, ainsi que des données relatives à l'évolution des nombres de cas déclarés positifs au Covid-19 collectées du site web <https://ourworldindata.org/>.

Variables : Les variables de l'étude concernent le rendement quotidienn du MASI noté $Rmasi_t$ calculé comme suit :

$$Rmasi_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

; avec P_{t-1} et P_t respectivement les valeurs quotidiennes de clôture de l'indice MASI en $t - 1$ et t .

Et le taux quotidien d'évolution des nouveaux cas contaminés par le coronavirus, noté $Tcovid_t$ qu'on mesure ainsi:

$$Tcovid_t = \ln\left(\frac{N_t}{N_{t-1}}\right)$$

avec N_{t-1} et N_t respectivement le nombre quotidien de nouveaux cas déclarés positif au Covid-19 les dates $t - 1$ et t .

2.2. Protocole de recherche :

- **Causalité** : Mettre en évidence une relation causale entre l'évolution passée du coronavirus décalée d'un nombre de jours $t - i$, et le rendement courant à l'instant t de l'indice MASI.
- **Lags optimales** : VAR (Vecteur autorégressif).
- **Modélisation de la volatilité des rendements** : GARCH Model. **en introduisant une variable dichotomique (Dummy Variable)** noté D_{covid} , qui prend la valeur 1 après la déclaration du premier cas de Covid-19, et 0 avant cette période.

Pour plus de details, veuillez consulter l'article de recherche cité.

Packages utilisés

```
library(readxl)
library(dplyr)
library(tibble)
library(ggplot2)
library(knitr)
```

Importation/Manipulation des données

```
# Lecture du fichier Excel et stockage dans l'objet de données df
df <- read_excel(path = "~/Impact_Covid_Volatilité/Data/Volatility.xlsx")
```

```
# Calcul du logarithme des rendements du cours de clôture (RMAI)
RMAI <- log(df[3] / lag(df[3]))
```

```
# Ajout de la colonne RMAI à l'objet de données df
df <- cbind(df, RMAI)
names(df)[4] <- "RMAI"
```

```
# Calcul du logarithme des variations du nombre de nouveaux cas (Tcovid)
Tcovid = log(df[2] / lag(df[2]))
df <- cbind(df, Tcovid)
names(df)[5] <- "Tcovid"
```

```
# Renommer les colonnes existantes
names(df)[1] <- "Date"
names(df)[2] <- "New_cases"
names(df)[3] <- "Close"
```

```
# Remplacer les valeurs manquantes (NAs) par zéro
df[is.na(df)] <- 0
data <- as.data.frame(df)
```

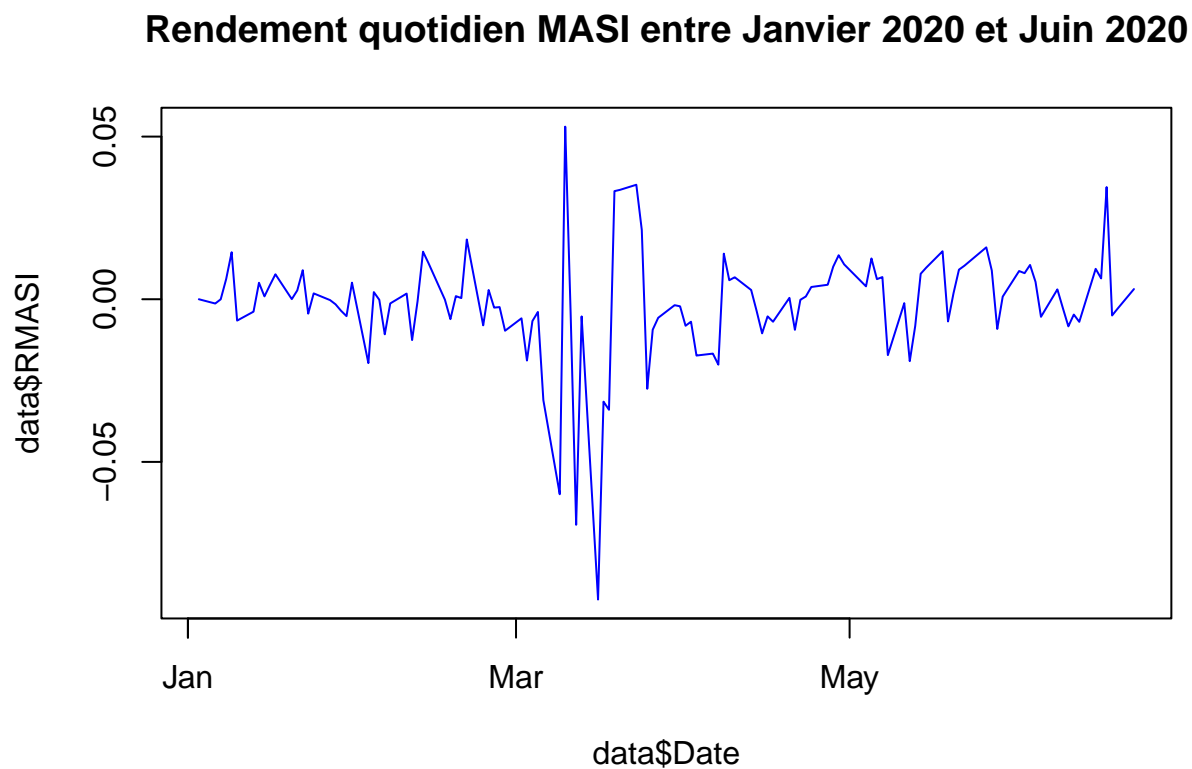
```
## Faut éviter les valeurs +infini et -infini
is_neg_inf <- is.infinite(data$Tcovid) & data$Tcovid < 0
is_pos_inf <- is.infinite(data$Tcovid) & data$Tcovid > 0
```

```
# Remplacer -Inf avec 0 et Inf avec 1
data$Tcovid[is_neg_inf] <- 0
data$Tcovid[is_pos_inf] <- 1
```

3. Evolution du rendement boursier et des nouveaux cas de COVID-19.

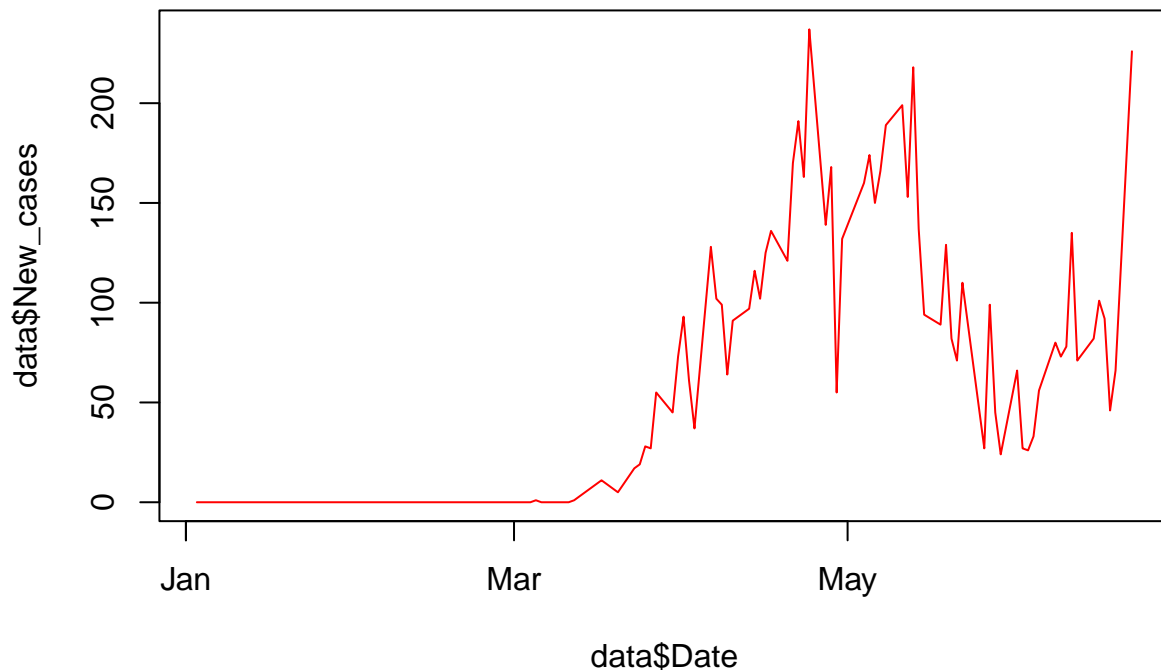
```
plot(x= data$Date, y = data$RMAI,
     col = "blue",
```

```
main = "Rendement quotidien MASI entre Janvier 2020 et Juin 2020",
type = "line"
)
```



```
plot(x= data$Date, y = data$New_cases,
col = "red",
main = "Evolution journalière des cas positifs (Covid-19) au Maroc",
type = "line"
)
```

Evolution journalière des cas positifs (Covid-19) au Maroc



4. LA RELATION ENTRE LE RENDEMENT BOURSIER ET L'EVOLUTION DE LA PANDEMIE DU COVID-19

4.1. Statistique descriptive

```
library(e1071) #test de Jarque-Berra
library(moments) #Skewness et Kurtosis

#Statistique descriptive
desc_stats_RMASI <- summary(data$RMASI)
desc_stats_Tcovid <- summary(data$Tcovid)

#skewness
skewness_RMASI <- skewness(data$RMASI)
skewness_Tcovid <- skewness(data$Tcovid)

#kurtosis
kurtosis_RMASI <- kurtosis(data$RMASI)
kurtosis_Tcovid <- kurtosis(data$Tcovid)

# Jarque Berra Test
jb_test_RMASI <- jarque.test(data$RMASI)
```

```

jb_test_Tcovid <- jarque.test(data$Tcovid)

#résumé des résultats sous forme d'un tableau
desc_stat <- data.frame(
  Variable = c("RMASI", "Tcovid"),
  Moyenne = c(desc_stats_RMASI[["Mean"]], desc_stats_Tcovid[["Mean"]]),
  Médiane = c(desc_stats_RMASI[["Median"]], desc_stats_Tcovid[["Median"]]),
  Maximum = c(desc_stats_RMASI[["Max."]], desc_stats_Tcovid[["Max."]]),
  Minimum = c(desc_stats_RMASI[["Min."]], desc_stats_Tcovid[["Min."]]),
  Std_dev = c(sd(data$RMASI), sd(data$Tcovid)),
  Skewness = c(skewness_RMASI, skewness_Tcovid),
  Kurtosis = c(kurtosis_RMASI, kurtosis_Tcovid),
  JB_p_value = c(jb_test_RMASI$p.value, jb_test_Tcovid$p.value),
  Observations = c(length(data$RMASI), length(data$Tcovid))
)
kable(t(desc_stat))

```

Variable	RMASI	Tcovid
Moyenne	-0.001308467	0.061837792
Médiane	-0.0001559885	0.0000000000
Maximum	0.05305362	1.29928298
Minimum	-0.09231677	-1.40464350
Std_dev	0.0174045	0.4385601
Skewness	-1.6224810	0.4212069
Kurtosis	11.255037	5.221098
JB_p_value	0.000000e+00	7.468904e-07
Observations	120	120

Le rendement journalier de l'indice MASI présente une valeur moyenne négative pendant la période de confinement, accompagnée d'une volatilité élevée avec un écart-type de 0,017. Les autres indicateurs fournissent des informations sur la nature de la distribution de la série.

L'aplatissement (Kurtosis) affiche une valeur de 11.26, ce qui suggère que la courbe de densité est plus pointue que celle de la loi normale.

L'asymétrie (Skewness) est négative (-1.63), indiquant une distribution asymétrique avec une queue étendue vers la gauche.

En ce qui concerne le test de Jarque-Bera, la p-value est inférieure à 1% (*probabilité* = 0,0000), ce qui rejette l'hypothèse nulle de normalité.

En ce qui concerne le taux quotidien d'évolution des nouveaux cas positifs au COVID-19, on observe une moyenne de 6.18% avec un écart-type élevé de 0,43.

Les valeurs extrêmes sont nettement éloignées de la moyenne, ce qui indique une dispersion importante des données.

De plus, la distribution de ces taux ne suit pas les caractéristiques de la loi normale, comme le montrent les indicateurs de Kurtosis, Skewness et Jarque-Bera.

4.2. Test de causalité de Granger

Test ADF/KPSS de stationnarité.

```
library(tseries)

# ADF et KPSS test pour RMASI
adf1 <- adf.test(data$RMASI, alternative = "stationary")
kpss1 <- kpss.test(data$RMASI)

# ADF et KPSS test pour Tcovid
adf2 <- adf.test(data$Tcovid, alternative = "stationary")
kpss2 <- kpss.test(data$Tcovid)

# Tableau des résultats
stationarity <- data.frame(
  Variable = c("RMASI", "Tcovid"),
  "Test ADF" = c(adf1$p.value, adf2$p.value),
  "Test KPSS" = c(kpss1$p.value, kpss2$p.value),
  "Stationnarité" = c("Stationnaire", "Stationnaire")
)

kable(stationarity)
```

Variable	Test.ADF	Test.KPSS	Stationnarité
RMASI	0.01	0.1	Stationnaire
Tcovid	0.01	0.1	Stationnaire

Les séries du rendement quotidien Rmasi et du taux quotidien des cas de covid-19 Tcovid sont stationnaires au seuil de 1%.

Lags Optimales :

```
library(lmtest)
library(vars)

var_data = cbind(data$RMASI, data$Tcovid)
colnames(var_data) <- c("RMASI", "TCOVID")

# Définition de la plage de lag
lag_range = 1:10

# Initialisation des vecteurs pour stocker les valeurs AIC et BIC
aic_values = numeric(length(lag_range))
bic_values = numeric(length(lag_range))

# Boucle pour ajuster les modèles VAR avec différents lags
# Calculer les valeurs AIC et BIC
for (i in lag_range) {
```



```

var_fit <- VAR(var_data, p = i) # Ajustement du modèle VAR avec un lag de i
aic_values[i] <- AIC(var_fit) # Stockage des valeurs AIC et BIC
bic_values[i] <- BIC(var_fit)
}

# Détermination du lag optimal
optimal_lag_aic <- lag_range[which.min(aic_values)]
optimal_lag_bic <- lag_range[which.min(bic_values)]

# Tableau des résultats
optimal_lags <- data.frame(
  "Criterion" = c("AIC", "BIC"),
  "optimal lag" = c(optimal_lag_aic, optimal_lag_bic),
  "Criterion value" = c(aic_values[optimal_lag_aic], bic_values[optimal_lag_bic])
)
kable(optimal_lags)

```

Criterion	optimal.lag	Criterion.value
AIC	2	-508.6217
BIC	1	-486.5652

Test de Granger :

```

Tcovid_granger = grangertest(data$RMASI ~ data$Tcovid, order = optimal_lag_aic)
RMASI_granger = grangertest(data$Tcovid ~ data$RMASI, order = optimal_lag_aic)

Causality_test_table <- data.frame(
  "null hypothesis" = c("TCOVID does not Granger cause RMASI",
    "RMASI does not Granger cause TCOVID"),

  "Optimal Lags" = c(optimal_lag_aic, optimal_lag_aic),
  "F Stat" = c(Tcovid_granger$F[2], RMASI_granger$F[2]),

  "Probability" = c(format(Tcovid_granger$`Pr(>F)`[2], digits = 4, scientific = TRUE),
    format(RMASI_granger$`Pr(>F)`[2], digits = 4, scientific = FALSE)),

  "significance" = c("significant at 1%", "non significant")
)
kable(t(Causality_test_table))

```

null.hypothesis	TCOVID does not Granger cause RMASI	RMASI does not Granger cause TCOVID
Optimal.Lags	2	2
F.Stat	10.630123	2.018522
Probability	5.887e-05	0.1376
significance	significant at 1%	non significant

L'information concernant les nouvelles déclarations sur la maladie, exercent un effet sur la rentabilité de l'indice MASI après jusqu'au deuxième jour après la date d'annonce.

4.3. Modélisation vecteur autorégressive VAR

```
VAR <- VAR(var_data, p = 2)
summary(VAR)
```

```
##
## VAR Estimation Results:
## =====
## Endogenous variables: RMASI, TCOVID
## Deterministic variables: const
## Sample size: 118
## Log Likelihood: 264.311
## Roots of the characteristic polynomial:
## 0.4956 0.4956 0.272 0.272
## Call:
## VAR(y = var_data, p = 2)
##
##
## Estimation results for equation RMASI:
## =====
## RMASI = RMASI.l1 + TCOVID.l1 + RMASI.l2 + TCOVID.l2 + const
##
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## RMASI.l1   0.0295384   0.0924500   0.320 0.749932
## TCOVID.l1 -0.0146460   0.0037569  -3.898 0.000165 ***
## RMASI.l2   0.0269055   0.0876441   0.307 0.759420
## TCOVID.l2 -0.0142200   0.0038799  -3.665 0.000378 ***
## const      0.0002271   0.0014963   0.152 0.879630
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 0.01595 on 113 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.2029, Adjusted R-squared: 0.1747
## F-statistic: 7.191 on 4 and 113 DF, p-value: 3.396e-05
##
##
## Estimation results for equation TCOVID:
## =====
## TCOVID = RMASI.l1 + TCOVID.l1 + RMASI.l2 + TCOVID.l2 + const
##
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## RMASI.l1  -4.91634     2.49346  -1.972 0.05109 .
## TCOVID.l1 -0.29656     0.10133  -2.927 0.00414 **
## RMASI.l2   1.45167     2.36385   0.614 0.54038
## TCOVID.l2 -0.09179     0.10464  -0.877 0.38227
## const      0.07824     0.04036   1.939 0.05504 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
##
## Residual standard error: 0.4301 on 113 degrees of freedom
## Multiple R-Squared: 0.08653, Adjusted R-squared: 0.0542
```

```
## F-statistic: 2.676 on 4 and 113 DF,  p-value: 0.03542
##
##
##
## Covariance matrix of residuals:
##          RMASI    TCOVID
## RMASI    0.0002543 -0.002157
## TCOVID -0.0021575  0.184958
##
## Correlation matrix of residuals:
##          RMASI    TCOVID
## RMASI    1.0000 -0.3146
## TCOVID -0.3146  1.0000
```

Les variables $Tcovid(-1)$ et $Tcovid(-2)$ présentent un signe négatif, ce qui met en évidence la nature de la relation causale révélée par le test de Granger. En effet, il existe un impact négatif à court terme sur le rendement boursier, en tenant compte de l'évolution de la situation pandémique. Les coefficients associés aux variables indiquent que le taux quotidien de nouveaux cas dépistés le jour j a un effet significatif au seuil de 1% sur le rendement du MASI à $j + 1$ et aussi à $j + 2$.

5. Impact de COVID-19 sur la volatilité du rendement boursier.

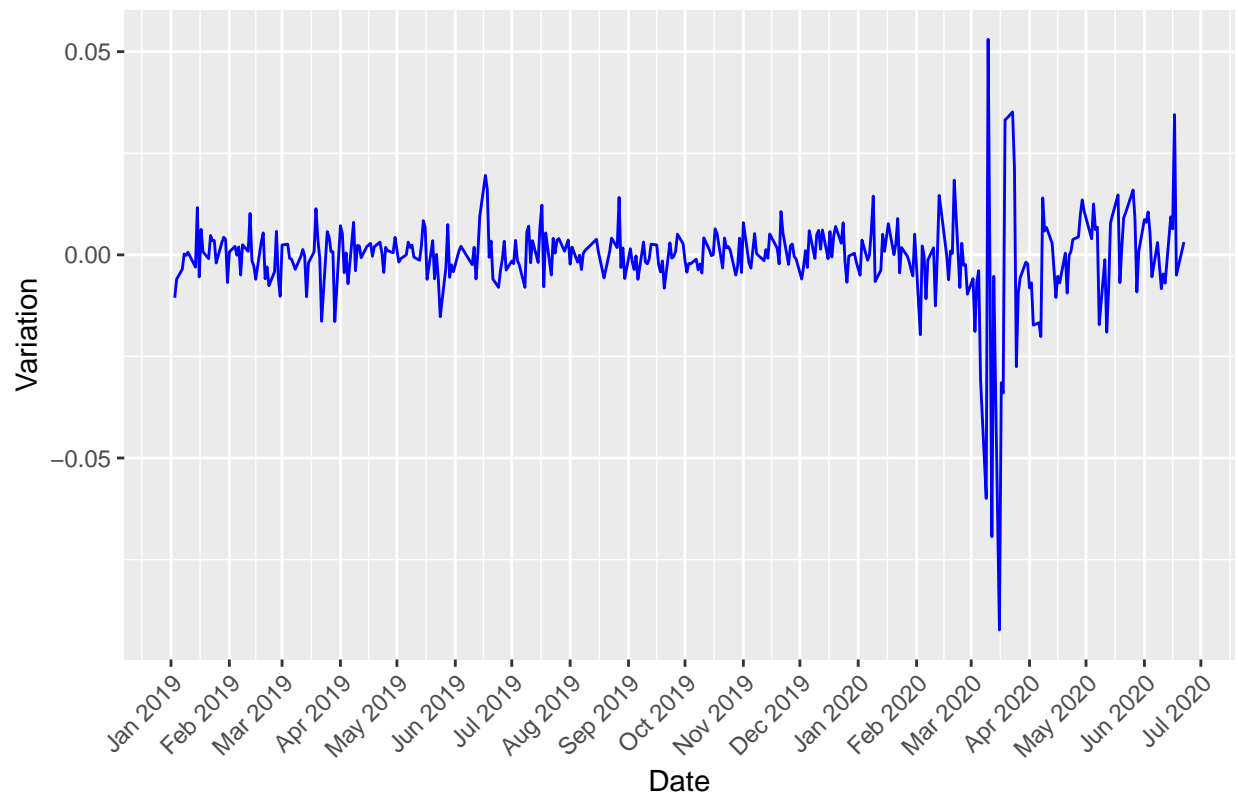
```
arch_data <- data.frame(read_excel(path = "~/Impact_Covid_Volatilité/Data/arch_data.xlsx"))
colnames(arch_data) <- c("Date", "Close", "DCOVID")

RMASI <- log(arch_data$Close / lag(arch_data$Close))
arch_data <- cbind(arch_data, RMASI)
names(arch_data)[4] <- "RMASI"
arch_data <- na.omit(arch_data)

plot_ret <- ggplot(arch_data, aes(x = arch_data$Date, y = arch_data$RMASI)) +
  geom_line(color = "blue") +
  scale_x_datetime(date_labels = "%b %Y", date_breaks = "1 month") +
  xlab("Date") + # X-axis label
  ylab("Variation") +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)) +
  ggtitle("Evolution du rendement journalier du MASI entre 2 janvier 2019 et 22 juin 2020")

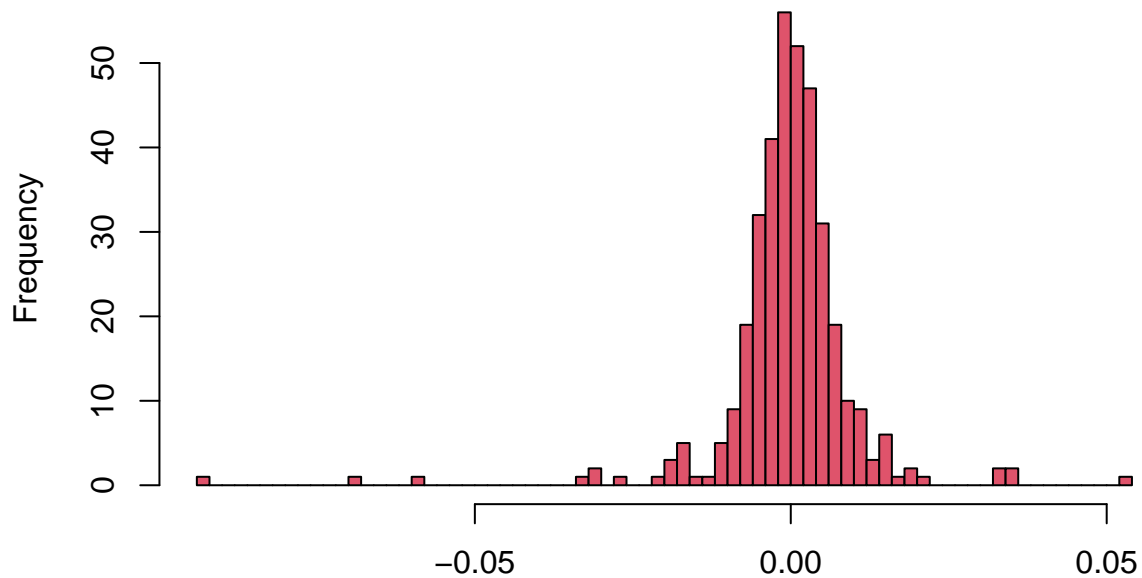
print(plot_ret)
```

Evolution du rendement journalier du MASI entre 2 janvier 2019 et 22 juin



```
hist(arch_data$RMAI, breaks = 55, xlab = "", col = "10", main = "Caractéristiques du rendement")
```

Caractéristiques du rendement



```
desc_stats_change <- summary(arch_data$RMASI)
skewness_change <- skewness(arch_data$RMASI)
kurtosis_change <- kurtosis(arch_data$RMASI)
jb_test_change <- jarque.test(arch_data$RMASI)

#résumé des résultats sous forme d'un tableau
desc_stat_change <- data.frame(
  Variable = "RMASI",
  Moyenne = desc_stats_change[["Mean"]],
  Médiane = desc_stats_change[["Median"]],
  Maximum = desc_stats_change[["Max."]],
  Minimum = desc_stats_change[["Min."]],
  Std_dev = sd(arch_data$RMASI),
  Skewness = skewness_change,
  Kurtosis = kurtosis_change,
  JB_p_value = jb_test_change$p.value,
  Observations = length(arch_data$RMASI)
)
kable(t(desc_stat_change))
```

Variable	RMASI
Moyenne	-0.0002312315
Médiane	7.540996e-05
Maximum	0.05305362
Minimum	-0.09231677

Std_dev	0.01074758
Skewness	-2.471771
Kurtosis	26.18717
JB_p_value	0
Observations	366

```
library(gridExtra) # Package utilisé pour la combinaison des graphes

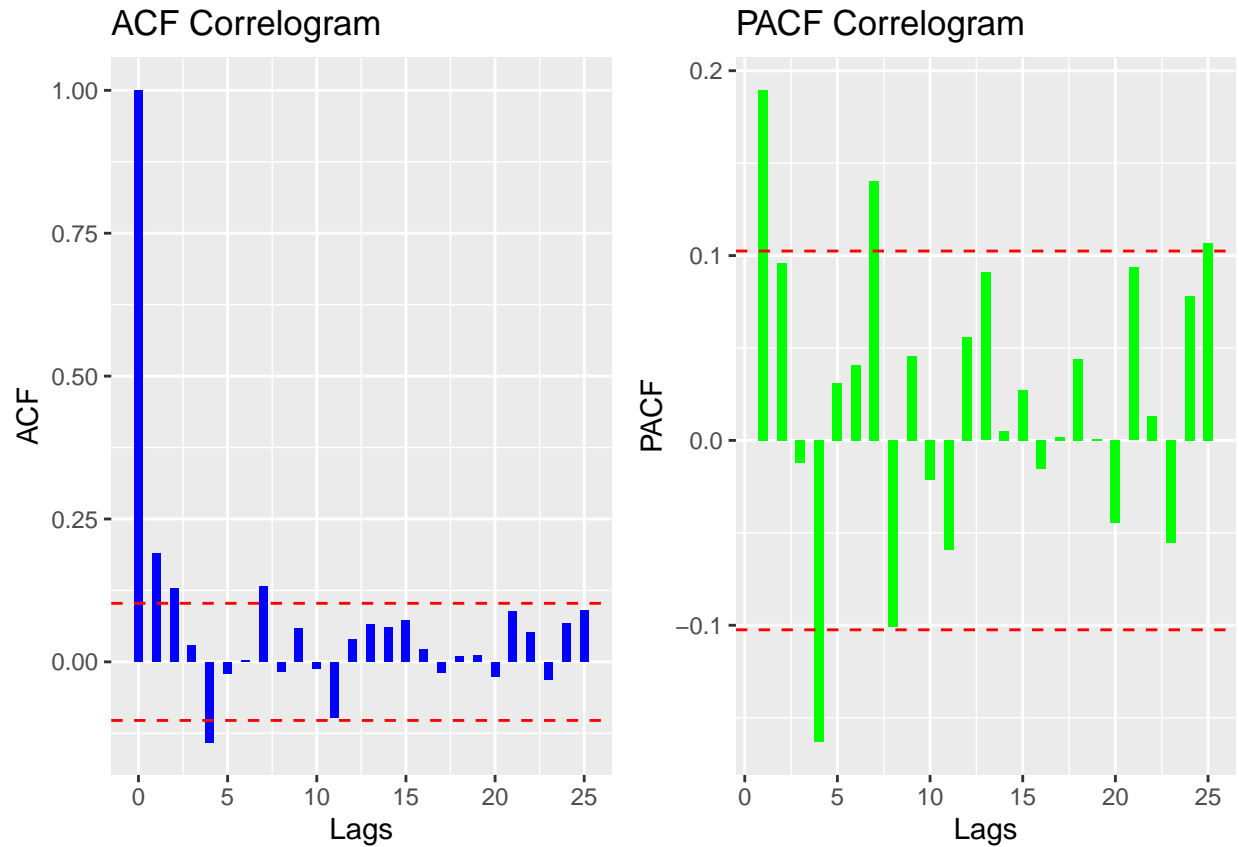
# ACF
acf_data <- acf(arch_data$RMASI, main = "ACF Correlogram", plot = FALSE)

# PACF
pacf_data <- pacf(arch_data$RMASI, main = "PACF Correlogram", plot = FALSE)

# Création du graphique de l'ACF + bandes de signficance
acf_plot <- ggplot(data.frame(lag = acf_data$lag, acf = acf_data$acf), aes(x = lag, y = acf)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "blue", width = 0.5) +
  geom_hline(yintercept = 1.96/sqrt(length(arch_data$RMASI)), linetype = "dashed", color = "red") +
  geom_hline(yintercept = -1.96/sqrt(length(arch_data$RMASI)), linetype = "dashed", color = "red") +
  labs(title = "ACF Correlogram") +
  xlab("Lags") +
  ylab("ACF")

# Création du graphique de PACF + bandes de signficance
pacf_plot <- ggplot(data.frame(lag = pacf_data$lag, pacf = pacf_data$acf), aes(x = lag, y = pacf)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "green", width = 0.5) +
  geom_hline(yintercept = 1.96/sqrt(length(arch_data$RMASI)), linetype = "dashed", color = "red") +
  geom_hline(yintercept = -1.96/sqrt(length(arch_data$RMASI)), linetype = "dashed", color = "red") +
  labs(title = "PACF Correlogram") +
  xlab("Lags") +
  ylab("PACF")

# Combiner les graphiques en un seul
combined_plot <- grid.arrange(acf_plot, pacf_plot, nrow = 1)
```



Stationnarité :

```
# ADF et KPSS test pour RMASI
adf <- adf.test(arch_data$RMASI)
kpss <- kpss.test(arch_data$RMASI)

# Tableau des résultats + interprétation
statio <- data.frame(
  Variable = "RMASI",
  "Test ADF" = adf$p.value,
  "Test KPSS" = kpss$p.value,
  "Stationnarité" = "Stationnaire"
)

kable(t(statio))
```

Variable	RMASI
Test.ADF	0.01
Test.KPSS	0.1
Stationnarité	Stationnaire

AR, MA, ARMA :

```
library(stats)
library(aTSA)
library(lmtest)

n <- length(data)

# AR model
ar_model = arima(arch_data$RMAI, order = c(1,0,0))
ar_const = ar_model$coef[2]
ar_coef = ar_model$coef[1]
ar_aic = ar_model$aic

k_AR <- length(coef(ar_model))
sic_AR <- log(n) * k_AR - 2 * ar_model$loglik

# MA model
ma_model = arima(arch_data$RMAI, order = c(0,0,1))
ma_const = ma_model$coef[2]
ma_coef = ma_model$coef[1]
ma_aic = ma_model$aic
k_MA <- length(coef(ma_model))
sic_MA <- log(n) * k_MA - 2 * ma_model$loglik

# ARMA(1,1) model
arma_model = arima(arch_data$RMAI, order = c(1,0,1))
arma_const = arma_model$coef[3]
arma_AR = arma_model$coef[1]
arma_MA = arma_model$coef[2]
arma_aic = arma_model$aic
k_ARMA <- length(coef(arma_model))
sic_ARMA <- log(n) * k_ARMA - 2 * arma_model$loglik

ARMA <- data.frame(
  Model = c("AR(1)", "MA(1)", "ARMA(1,1)"),
  constantes = I(list(ar_const, ma_const, arma_const)),
  AR_term = I(list(ar_coef, "", arma_AR)),
  MA_term = I(list("", ma_coef, arma_MA)),
  AIC = c(ar_aic, ma_aic, arma_aic),
  SIC = c(sic_AR, sic_MA, sic_ARMA)
)
print(t(ARMA))
```

##	[,1]	[,2]	[,3]
## Model	"AR(1)"	"MA(1)"	"ARMA(1,1)"
## constantes	-0.0002356666	-0.0002334576	-0.0002402624
## AR_term	0.1894011	"	0.4519118
## MA_term	"	0.1577183	-0.2667599
## AIC	-2287.92	-2285.545	-2287.982
## SIC	-2290.701	-2288.326	-2289.092

Selon les résultats de l'estimation des trois modèles, AR (1), MA (1) et ARMA (1,1), le modèle

AR (1) minimise le critère d'information de Schwarz (-2290.701) contre une valeur de -2287.92 pour l'autre critère AIC. Le modèle ARMA (1,1) minimise l'autre critère AIC (-2287.982) mais maximise le critère de Schwarz. Il serait donc plus logique de retenir la spécification AR (1) comparativement aux modèles, MA (1) étant éliminé selon les deux critères en question et le modèle ARMA (1,1) maximisant le critère Schwarz.

ARCH-test :

```
arch_test_AR = arch.test(ar_model, output = FALSE)
arch_test_MA = arch.test(ma_model, output = FALSE)
arch_test_ARMA = arch.test(arma_model, output = FALSE)
```

```
# Résultats de Lagrange Multiplier Test
arch_test_AR[,4:5] # Model AR(1)
```

```
##           LM           p.value
## [1,] 147.43279 0.000000e+00
## [2,]  49.11041 2.158705e-08
## [3,]  30.05190 1.555129e-03
## [4,]  21.08736 1.340614e-01
## [5,]  16.28161 6.384136e-01
## [6,]  13.11421 9.494699e-01
```

```
arch_test_MA[,4:5] # model MA(1)
```

```
##           LM           p.value
## [1,] 156.67514 0.000000e+00
## [2,]  51.45265 7.483829e-09
## [3,]  31.45699 9.316618e-04
## [4,]  21.95810 1.089074e-01
## [5,]  17.07228 5.849711e-01
## [6,]  13.82665 9.317281e-01
```

```
arch_test_ARMA[,4:5] # model ARMA(1,1)
```

```
##           LM           p.value
## [1,] 136.58947 0.000000e+00
## [2,]  45.04249 1.341876e-07
## [3,]  27.76757 3.513443e-03
## [4,]  19.44957 1.940796e-01
## [5,]  14.77586 7.367328e-01
## [6,]  11.70606 9.747598e-01
```

Dans les trois modèles, la statistique de test LM est significativement élevée , ce qui indique des preuves contre l'hypothèse nulle d'absence d'hétéroscédasticité. De plus, les p-values sont toutes très faibles (proches de zéro pour les trois modèles), ce qui renforce d'avantage le rejet de l'hypothèse nulle.

Par conséquent, en se basant sur les résultats du test LM, on peut conclure que les trois modèles présentent une hétéroscédasticité, ce qui rend légitime une tentative de modélisation du rendement du MASI par un modèle de la famille ARCH.

AR(1)-GARCH(1,1):

```
library(rugarch)

# Conversion des données en TS
returns <- ts(arch_data$RMASI)

# creation d'un vecteur de la variable dichotomique
dummy <- ts(arch_data$DCOVID)

# Definition du model GARCH(1,1) avec variable dichotomique
garch_spec <- ugarchspec(variance.model = list(model = "sGARCH", garchOrder = c(1,1),
  external.regressors = matrix(dummy)),
  mean.model = list(armaOrder = c(1,0), include.mean = TRUE),
  distribution.model = "norm")

# Fit
garch_model <- ugarchfit(spec = garch_spec, data = returns)

print(garch_model)
```

```
##
## *-----*
## *          GARCH Model Fit          *
## *-----*
##
## Conditional Variance Dynamics
## -----
## GARCH Model   : sGARCH(1,1)
## Mean Model    : ARFIMA(1,0,0)
## Distribution   : norm
##
## Optimal Parameters
## -----
##      Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
## mu      0.000414   0.000289   1.4333 0.151784
## ar1     0.122421   0.041962   2.9174 0.003529
## omega    0.000004   0.000001   3.0630 0.002191
## alpha1   0.267783   0.037928   7.0602 0.000000
## beta1    0.656872   0.029161  22.5259 0.000000
## vxreg1   0.000012   0.000000  31.2000 0.000000
##
## Robust Standard Errors:
##      Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
## mu      0.000414   0.000295   1.4011 0.161170
## ar1     0.122421   0.062668   1.9535 0.050762
## omega    0.000004   0.000003   1.4491 0.147300
## alpha1   0.267783   0.051962   5.1535 0.000000
## beta1    0.656872   0.066787   9.8353 0.000000
## vxreg1   0.000012   0.000001  22.3873 0.000000
##
## LogLikelihood : 1315.099
```

```

##
## Information Criteria
## -----
##
## Akaike      -7.1535
## Bayes      -7.0896
## Shibata    -7.1541
## Hannan-Quinn -7.1281
##
## Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
## -----
##
##                statistic p-value
## Lag[1]          0.2022  0.6529
## Lag[2*(p+q)+(p+q)-1] [2]  0.5874  0.9398
## Lag[4*(p+q)+(p+q)-1] [5]  1.8011  0.7677
## d.o.f=1
## H0 : No serial correlation
##
## Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
## -----
##
##                statistic p-value
## Lag[1]          0.733  0.3919
## Lag[2*(p+q)+(p+q)-1] [5]  2.089  0.5975
## Lag[4*(p+q)+(p+q)-1] [9]  3.988  0.5909
## d.o.f=2
##
## Weighted ARCH LM Tests
## -----
##
##                Statistic Shape Scale P-Value
## ARCH Lag[3]      1.419 0.500 2.000 0.2335
## ARCH Lag[5]      2.125 1.440 1.667 0.4442
## ARCH Lag[7]      3.651 2.315 1.543 0.3997
##
## Nyblom stability test
## -----
## Joint Statistic: 3.7174
## Individual Statistics:
## mu      0.15544
## ar1     0.41486
## omega   0.66470
## alpha1  0.34898
## beta1   0.21210
## vxreg1  0.09972
##
## Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
## Joint Statistic:      1.49 1.68 2.12
## Individual Statistic: 0.35 0.47 0.75
##
## Sign Bias Test
## -----
##
##                t-value  prob sig
## Sign Bias          0.8303 0.4069
## Negative Sign Bias 0.1720 0.8635
## Positive Sign Bias 0.9120 0.3624

```

```

## Joint Effect          1.0510 0.7889
##
##
## Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
## -----
##   group statistic p-value(g-1)
## 1    20      26.02    0.12958
## 2    30      42.85    0.04698
## 3    40      51.70    0.08374
## 4    50      61.87    0.10258
##
##
## Elapsed time : 0.269228

```

Dans le cadre de $AR(1) - GARCH(1, 1)$, les paramètres Ω , α_1 , β_1 sont tous positifs et présentent une signification statistique au seuil de 1%. Le paramètre α_1 mesure l'impact d'un choc de rendement (représenté par le résidu décalé issu de l'équation de la moyenne) sur la volatilité, tandis que le coefficient β_1 reflète la persistance de cette volatilité au fil du temps. Il est intéressant de noter que la condition $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ est satisfaite, ce qui **suggère** que le **processus est stationnaire**, avec une tendance pour la volatilité à converger vers sa moyenne. Par ailleurs, dans le contexte de ce travail, l'accent est mis sur la significativité du paramètre $\nu xreg1$, qui indique une **relation positive et significative (au seuil de 1%) entre la volatilité du rendement boursier et les informations relatives à la Covid-19**.

Pour le test de Ljung-Box pondéré sur les résidus standardisés, nous observons les statistiques de test et p-values pour différents retards. Les p-values élevées (supérieures à 0,05) indiquent que nous ne disposons pas de suffisamment de preuves pour rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle il n'y a pas de autocorrélation significative dans les résidus.

De même, pour le test de Ljung-Box pondéré sur les résidus standardisés au carré, nous constatons également des p-values élevées, ce qui suggère qu'il n'y a pas suffisamment de preuves pour rejeter l'hypothèse nulle de l'absence d'autocorrélation significative dans les résidus au carré.

Pour le test ARCH, les p-values (tous supérieures à 0.05) permet de rejeter l'hypothèse d'hétéroscédasticité et de conclure sur l'homoscedasticité des résidus ce qui constitue un autre argument en faveur de la robustesse de la modélisation conditionnelle de la volatilité.

Conclusion :

Une première conclusion issue de cette étude valide l'idée d'une relation de cause à effet entre les performances boursières et l'évolution quotidienne de la maladie, mesurée par le nombre de nouveaux cas déclarés. En ce qui concerne le lien entre la pandémie mondiale et la volatilité, la deuxième constatation met en évidence une agitation significative sur le marché en termes de rendement suite au déclenchement de la crise au Maroc.

Selon la théorie financière standard, ces résultats fournissent un argument en faveur de l'hypothèse d'efficience informationnelle, en observant une réaction des cours boursiers à l'arrivée d'informations concernant la COVID-19. Cependant, paradoxalement, ces mêmes conclusions contredisent également cette hypothèse en suggérant que l'information sur les fondamentaux économiques n'est pas entièrement reflétée dans les prix. En effet, pendant la période de confinement, il n'y avait pas d'activité économique réelle ni de perspectives de croissance justifiant l'intensité des mouvements de prix et l'ampleur des fluctuations observées.

REFERENCES :

- Avouyi-Dovi, S., & Jondeau, E. (1999). La modélisation de la volatilité des bourses asiatiques. (No. 58).
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- Box G.E.P., Jenkins, G., (1976). *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, San Francisco : Holden-Day.
- Dickey, D.A., & Fuller, W. A. (1976). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, 1979, pp. 427-431.
- Engel, S. M. (1982). With good reason an introduction to informal fallacies.
- Falloul, M. E. M., & Mansouri A. (2014). Indice MASI : une tentative de modélisation par les modèles ARIMA et GARCH [MASI index: an attempt of modeling using ARIMA and GARCH models]. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 7(4), 1560.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets : A review of theory and empirical work. *The journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica : journal of the Econometric Society*, 424-438.
- Nelson D. B. (1991). , Conditional heteroskedasticity in asset returns : A new approach, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370.
- Nelson, D. B., & Cao C. Q. (1992). Inequality constraints in the univariate GARCH model. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(2), 229-235.
- Onali, E. (2020). Covid-19 and stock market volatility. Available at SSRN 3571453.