



**FACULTÉ
D'ÉCONOMIE**

L'effet du Coronavirus sur les Marchés Financiers

Master MBFA

**Projet pour les Travaux Dirigés: Econométrie des Séries
Temporelles**

Saunders Patrice SIEF
Chantrel Clement ACTUARIAT

Résumé

Notre étude vise à mesurer l'impacte de la pandémie du SARS-CoV-2 sur l'index industriel du Dow Jones, celle du Brent et du marché de l'or en fonction des autres crises dans l'histoire récente, et l'impact d'autres épidémies mondiales depuis les années 2000.

Nous passons par un modèle ARMA et un modèle GARCH pour effectuer notre étude, nous passons ensuite à une étude du VaR avec un backtesting pour comparer l'ampleur et l'occurrence des jours d'exceptions que nous observons à d'autres périodes de pandémie depuis les années 2000.

Sommaire

- I. Introduction
- II. Base de Données
- III. Économétrie
 - A. Application du Modèle ARIMA
 - B. Application du Modèle GARCH
 - C. Value at Risk
 - D. Backtesting
- IV. Analyse Comparative
- V. Situation Économique Actuelle
- VI. Conclusion

Introduction

Premièrement identifié en Décembre 2019 à Wuhan, Hubei province en Chine, le SARS-CoV-2 a engendré une pandémie mondiale sans précédent dans l'histoire moderne.

Officiellement déclarée comme pandémie le 11 Mars 2020, nous n'avons aucun doute sur l'impact féroce de celle-ci, non seulement sur l'économie et les marchés financiers, mais aussi sur notre vie quotidienne.

A travers une modélisation en série temporelle, nous visons donc à mesurer l'impact de la pandémie déclarée par le WHO le 11 Mars 2020, sur la volatilité du Dow Jones Industrial Index, le marché de l'or et celui du Brent Crude.

Nous étudions aussi l'impact de cette pandémie comparé à d'autres épidémies mondiales dans la mémoire récente, c'est à dire celle de l'H1N1 et de l'Ebola.

Le but de ce projet étant de mesurer la volatilité engendrée par la crise dans laquelle nous nous retrouvons à présent, nous passons par une analyse du Value at Risk étant donnée la variation temporelle de la volatilité sur les marchés financiers.

Nous passons à travers une méthodologie Box-Jenkins afin d'attribuer un modèle ARIMA sur les retours journaliers, et par la suite appliquer les différents tests statistiques liés à ce modèle. Nous passons subséquemment à un modèle GARCH pour estimer la variance conditionnelle des résidus et nous effectuons éventuellement une prévision de notre modèle afin de procéder à un backtest pour identifier les jours où les retours sont considérés comme extrêmes.

Nous effectuons notre étude sur des données journalières du adjusted closing price du Dow Jones Industrial Index récupéré grâce à Yahoo, du closing price du Brent, fourni par la Federal Reserve Economic Data et du closing price d'une once d'or fourni par le Perth Mint en Australie.

Application du Modèle ARIMA

Afin de pouvoir attribuer un modèle ARIMA aux données nous modélisons la série brut afin d'avoir une idée sur la forme et peut être repérer une non-stationnarité ou saisonnalité dont nous aurions besoin de traiter par la suite.

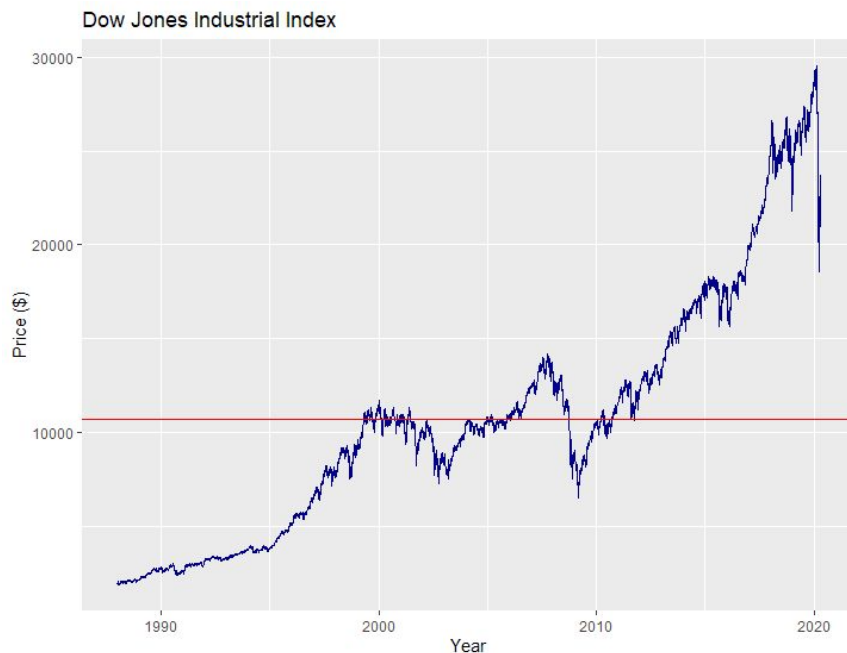


Figure 1 : cours du Dow Jones Industrial

Effectivement nous remarquons une non-stationnarité (faible) de la série financière, c'est à dire que $E(X) = \mu$ et $V(X) = \sigma^2$ varient en fonction du temps t . L'attribution d'un modèle ARIMA nécessite une stationnarité et donc nous allons passer par les rendement journaliers afin d'arriver à une stationnarité que nous allons tester par la suite.

$$r_t = price_t - price_{t-1}$$

Nous nous retrouvons avec les rendements journaliers de cette série financière.

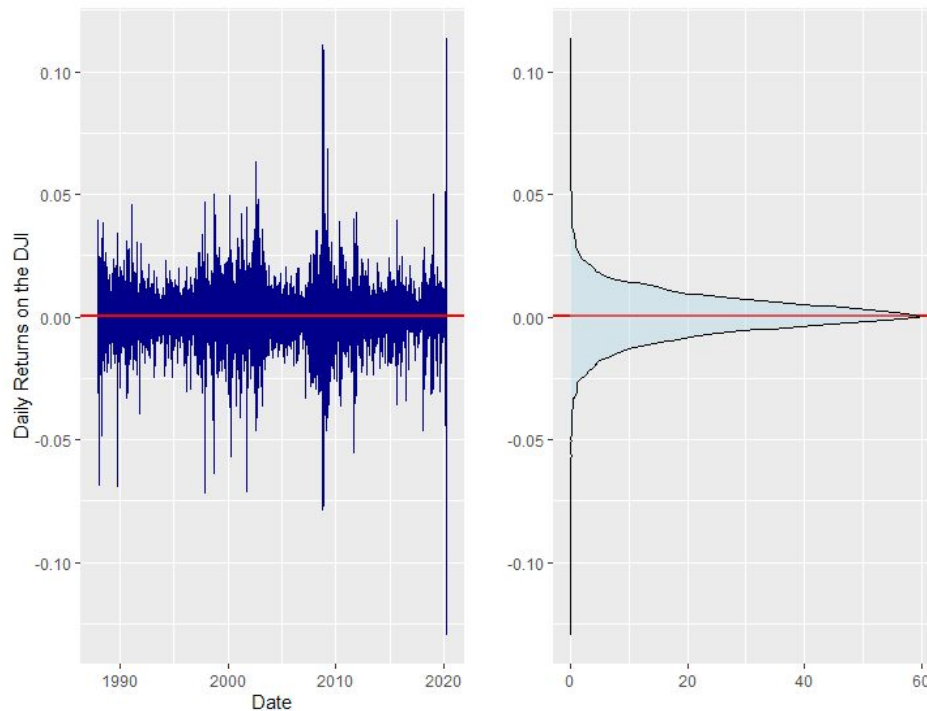


Figure 2 : Rendement journalier du DJI

Nous testons l'hypothèse de non-stationnarité à travers le test augmenté de Dickey-Fuller, avec H_0 : série non-stationnaire.

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: retsdji  
Dickey-Fuller = -20.939, Lag order = 20, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

Avec une p-value largement inférieure à 5%, nous rejetons H_0 , nous avons assez de preuve pour accepter la stationnarité de la série financière.

Afin d'identifier notre modèle ARIMA et ses ordre p , d et q , nous allons estimer la qualité de plusieurs modèles et les comparer avec le critère d'information d'Akaike

Fitting models using approximations to speed things up...

```
ARIMA(2,0,2) with zero mean      : -50179.79
ARIMA(0,0,0) with zero mean      : -50122.36
ARIMA(1,0,0) with zero mean      : -50184.74
ARIMA(0,0,1) with zero mean      : -50173.86
ARIMA(2,0,0) with zero mean      : -50183.84
ARIMA(1,0,1) with zero mean      : -50184.43
ARIMA(2,0,1) with zero mean      : -50181.8
```

Now re-fitting the best model(s) without approximations...

```
ARIMA(1,0,0) with zero mean      : -50173.13
```

Best model: ARIMA(1,0,0) with zero mean

Suite à cette simulation informatique, nous allons garder le modèle ARIMA(1,0,0)

Les coefficients sont donc:

```
ARIMA(1,0,0) with zero mean
```

Coefficients:

```
      ar1
      -0.0810
s.e.    0.0111
```

```
sigma^2 estimated as 0.0001226:  log likelihood=25088.56
AIC=-50173.13   AICC=-50173.13   BIC=-50159.12
```

Notre modèle est le suivant:

$$X_t = 0.081X_{t-1} + \varepsilon_t$$

Nous allons maintenant observer la distributions des résidus avec les diagrammes des fonctions d'autocorrélation et d'autocorrélation partiel.

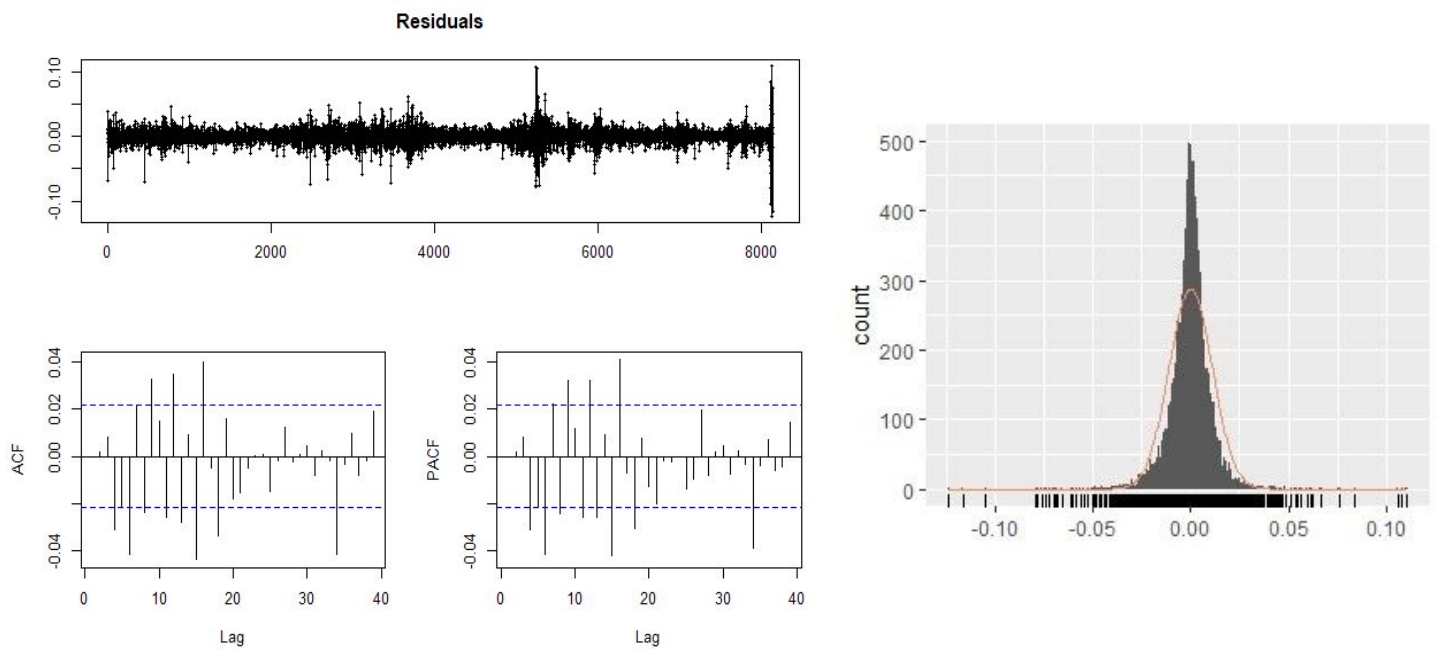


Figure 3 : Distribution des résidus et corrélogramme de notre ARIMA (1,0,0)

A travers la ACF et PACF, nous pouvons facilement remarquer les pics de volatilité. Nous pouvons aussi remarquer une forme plutôt leptokurtique (mais avec des queues épaisses) des résidus comparé à la distribution d'une loi normale $N(0, \sigma^2)$.

Pour vérifier l'état de l'autocorrélation des résidus, nous allons passer par un test de Ljung-Box

Box-Ljung test

```
data: model.arima$residuals
```

```
X-squared = 67.833, df = 12, p-value = 8.129e-10
```

La p-value est trop petite pour pouvoir garder l'hypothèse nulle, nous pouvons donc supposer que les résidus de notre modèle ARIMA(1,0,1) sont autocorrélés.

Application du Modèle GARCH

Le modèle ARIMA est un modèle linéaire qui ne prend pas en compte les phénomènes de volatilité et variabilité au cours du temps.

Pour palier à ces limites, nous allons passer à un modèle GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) qui va pouvoir capter ces informations manquantes.

Nous supposons donc que la série des rendements journalier r_t est décomposé en 2 parties, un composant qui peut être prédit, et l'autre non.

$r_t = E(r_t|I_{t-1}) + \varepsilon_t$, où I_{t-1} est l'information à $t-1$, avec:

- $E(r_t|I_{t-1}) = 0.081r_{t-1}$
- ε_t étant la partie aléatoire, exprimé de la manière suivante:

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t$$

Où z_t est une séquence iid pars une loi $N(0, 1)$, la variance conditionnelle de ε_t est σ_t , une fonction variant au cours de t .

Nous visons donc à modéliser σ_t , nous passons par un GARCH(1,1) exprimé de la manière suivante:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Le modèle GARCH étant validé lorsque les termes d'erreurs au carrés sont autocorrélés, nous étudions la ACF et PACF

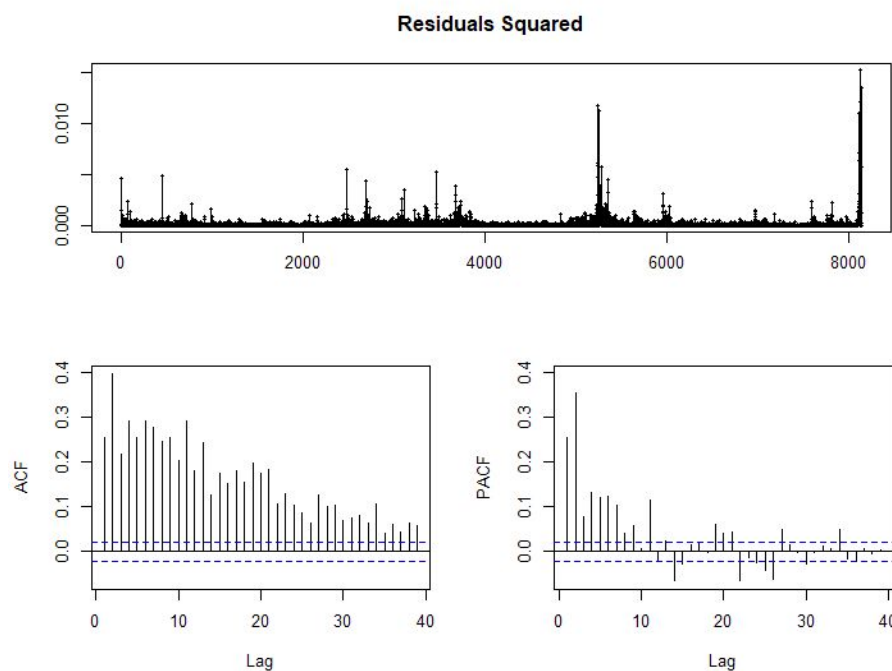


Figure 4 : Distribution des résidus aux carrés et corrélogramme de notre GARCH (1,1)

Nous pouvons sans beaucoup de doute rejeter l'hypothèse de non-autocorrélation des résidus. Nous pouvons aussi assurer la validité de cette approche en s'assurant que les coefficients α_1 et β_1 ne soient pas égales à 0.

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.00069564898	0.0000873800884	7.961184	0.0000000000000001776357
omega	0.00000179865	0.0000006110144	2.943711	0.003243024142303374546
alpha1	0.09713180168	0.0084364094480	11.513405	0.0000000000000000000000
beta1	0.88772613702	0.0089191907512	99.529897	0.0000000000000000000000

Les coefficients étant statistiquement différent de 0, nous pouvons supposer la variance des résidus est dépendent de t . Sachant que l'équation du GARCH peut être écrit de la forme:

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{1-\beta_1} + \alpha_1 \sum_{i=1}^{\infty} \beta_1^{i-1} \varepsilon_{t-i}^2$$

Nous nous retrouvons avec:

$$\sigma_t^2 = 1,799.10^{-6} + 0,097(\varepsilon_{t-1}^2 + 0,888\varepsilon_{t-2}^2 + 0,788\varepsilon_{t-3}^2 + \dots)$$

Value at Risk

Afin de quantifier la volatilité que nous observons, nous avons décidé d'étudier le nombre de jours extrêmes (les black swans) que nous observons de nos jours comparé à d'autres crises économiques et pendant les périodes d'autres épidémies mondiales.

La VaR estime combien un investissement (ou un portefeuille composé) pourrait perdre étant donné des conditions de marché normale. A partir des données historique, nous pouvons calculer les quantiles à 5% et 1%, donnant notre niveau de confiance à ces pourcentages respectif.

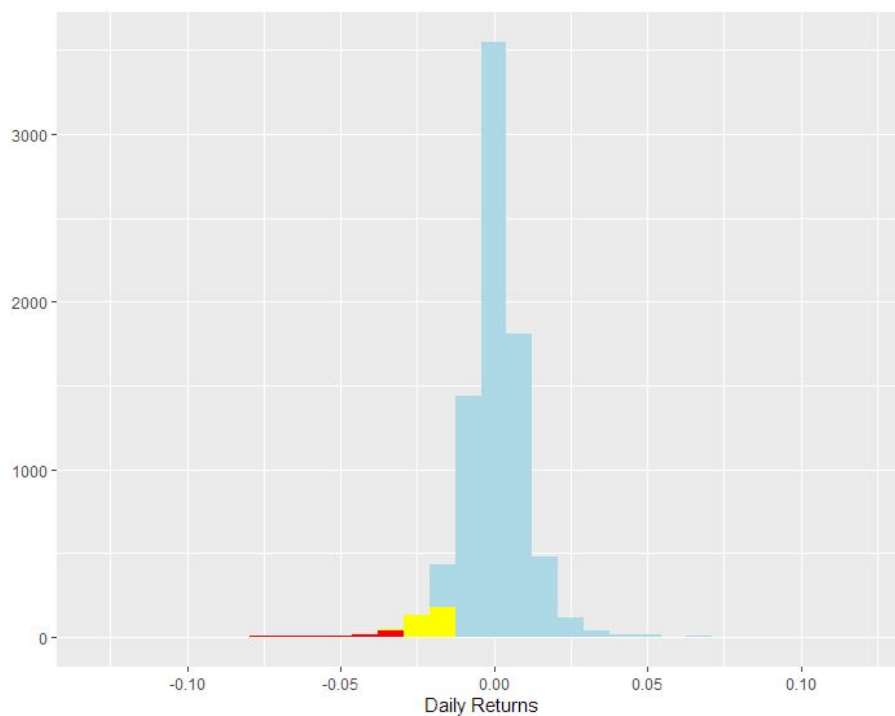


Figure 5 :

Nous pouvons conclure que les quantile de perte maximale du Dow Jones Industrial Index avec un niveau de confiance de 95% est -0.0162 sur l'ensemble de notre base de données. Le quantile inférieur représentant un niveau de confiance de 99% est -0.0309.

Parce que l'objectif finale du modèle est la prévision, nous pouvons pas nous réfugier au données historique pour déterminer les quantiles parfaitement pour des niveau de confiance de 95% et 99% respectivement.

Pour estimer la VaR, nous avons besoin de proprement définir les quantiles de la distribution assumé de la distribution. Nous commençons par une supposition que

les résidus suivent une forme normale.

Nous passons donc un test de Jarque-Bera pour vérifier à travers un test de Khi-deux que le Skewness et que l'excès de Kurtosis de la distribution ne varient pas statistiquement de 0.

```
Jarque Bera Test  
  
data: retsdji  
X-squared = 66891, df = 2, p-value < 0.00000000000000022
```

Nous pouvons très facilement rejeter H_0 : normalité, nous avons donc une distribution non-normale des rendements. En superposant la courbe des rendements avec une courbe $N(0, \sigma_{résidus})$, nous pouvons clairement voir la différence.

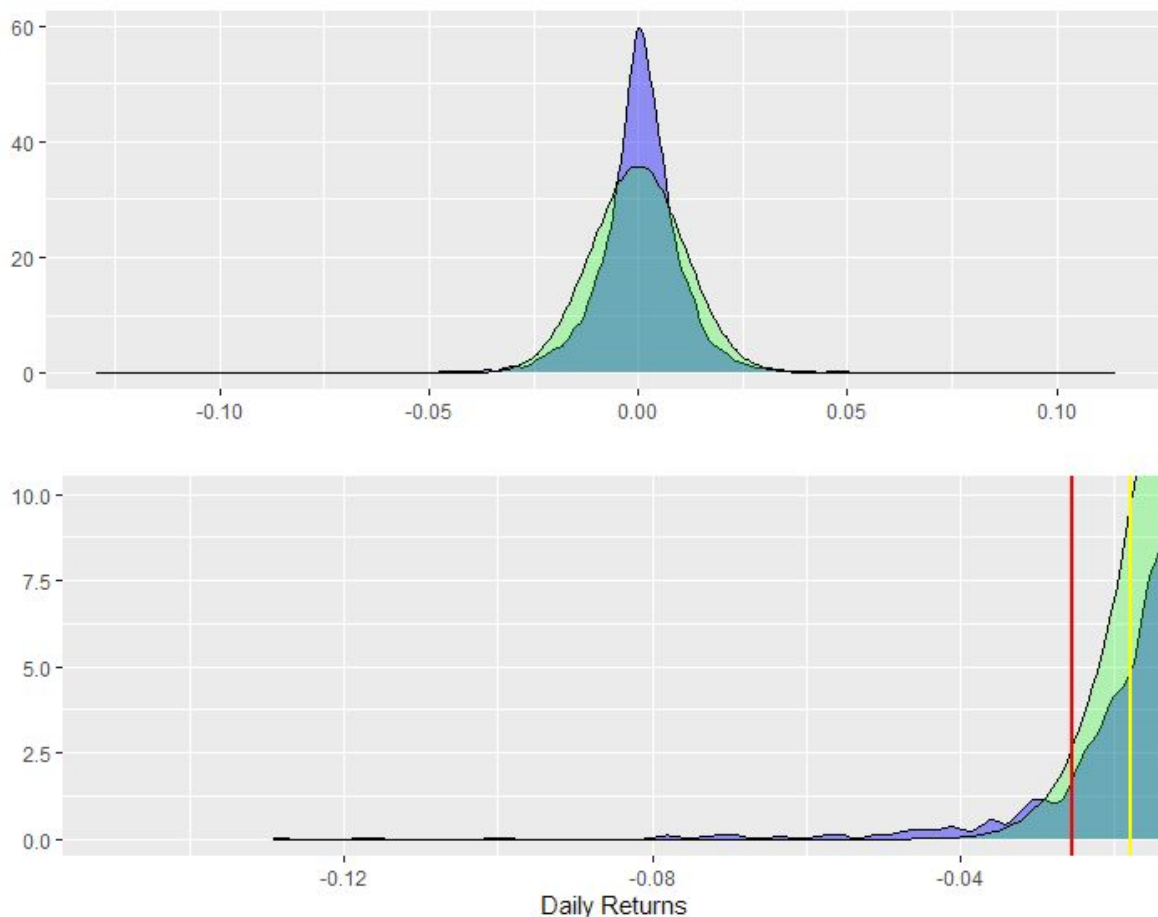


Figure 6 : Comparaison de la courbe des rendements à une loi Normale avec quartiles 1% (rouge) et 5% (jaune)

Les lignes en jaune et rouge représentent les quartiles de 5% et 1% respectivement.

On remarque donc que la courbe normale surestime le risque de pertes intermédiaires et sous-estime le risque de pertes importantes, la courbe normale est donc inapproprié pour estimer le risque des rendements de cette série financière.

Nous allons procéder par une estimation de la distribution de la courbe à travers une loi de Student et par l'expansion de Cornish-Fisher afin de lors du backtesting, de retrouver un nombre de jours d'exceptions, comparé à notre niveau de confiance choisi, acceptable.

Backtesting

Nous effectuons notre backtest sur les 20 dernières années afin de déterminer l'occurrence des jours exceptionnelles pour ensuite comparer à leur ampleur, à un niveau de confiance de 99%.

Nous nous attendons donc à $(250 \times 20) \times 0.01 = 50$ jours prévu d'exception.

Nous allons effectuer notre backtest en comparant le nombre de jours d'exception en supposant une forme normale des rendements avec un quantile de 2,33, une courbe de student à un quantile de 2,82 et une expansion de Cornish Fisher à un quantile de 3, suggéré par Robert Engel lors de son discours le 8 Décembre 2003.

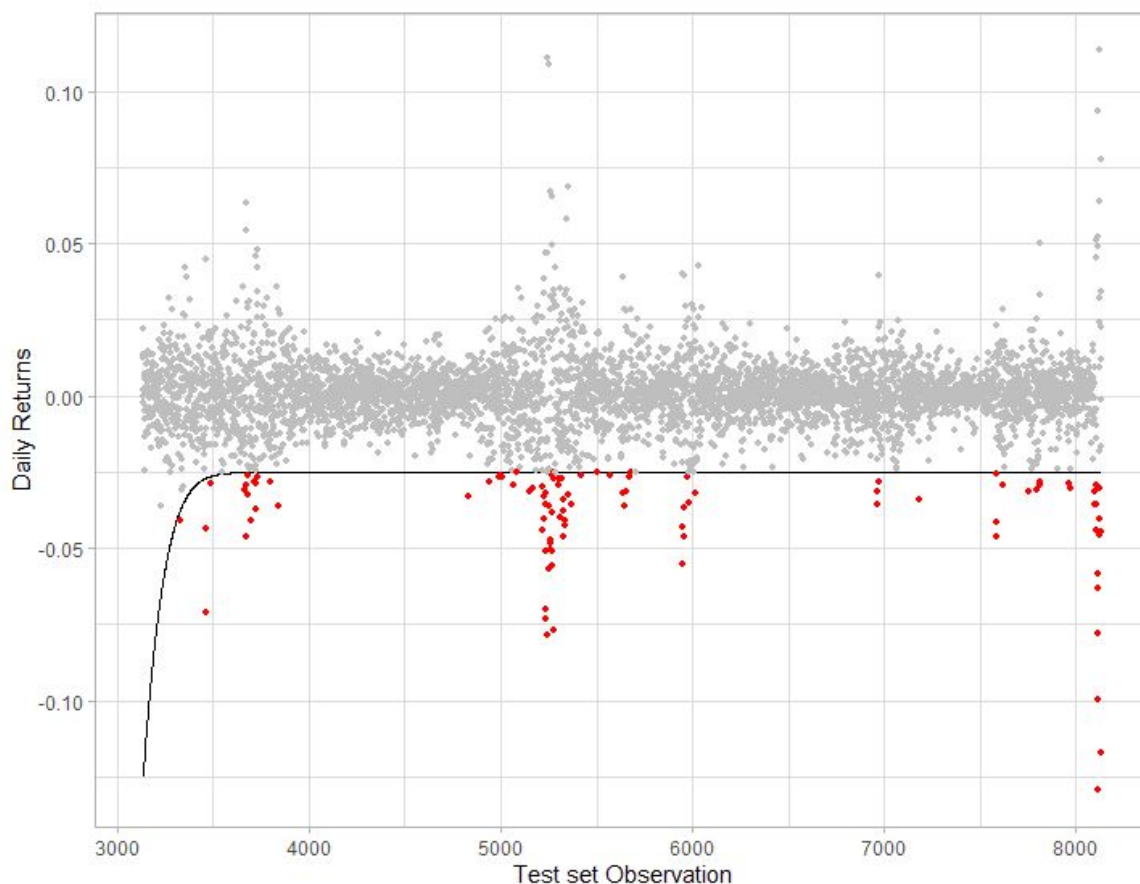


Figure 7: Nombre de jours d'exceptions en rouge en dessous de notre risque de 1% en fonction d'un quantile supposé de 2,33.

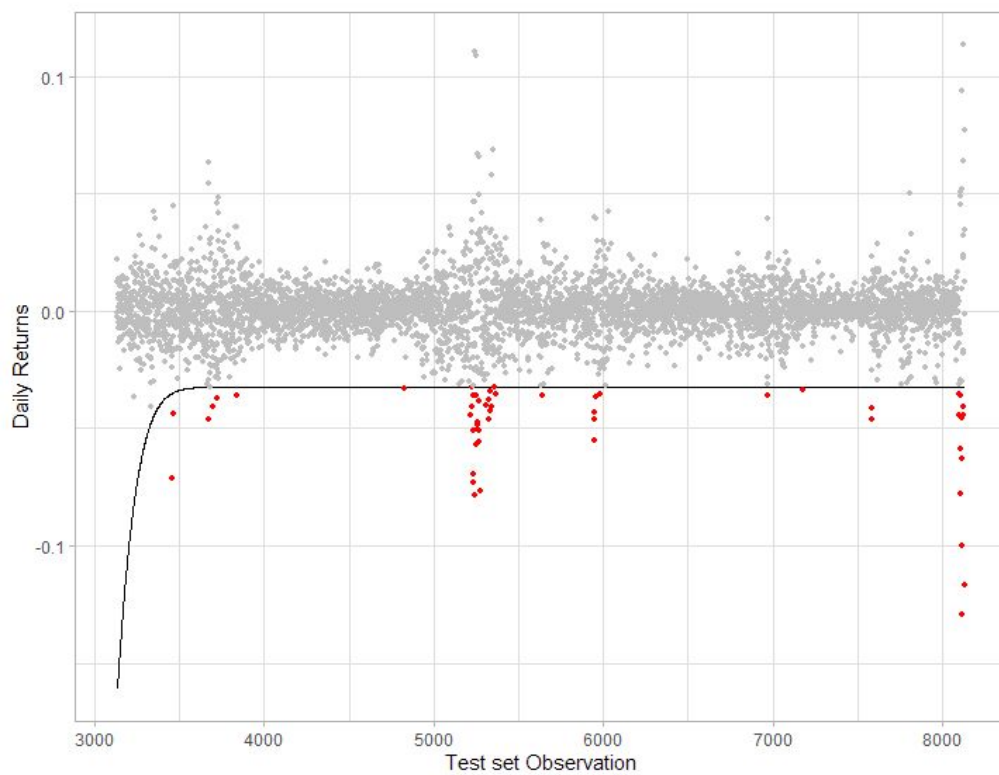
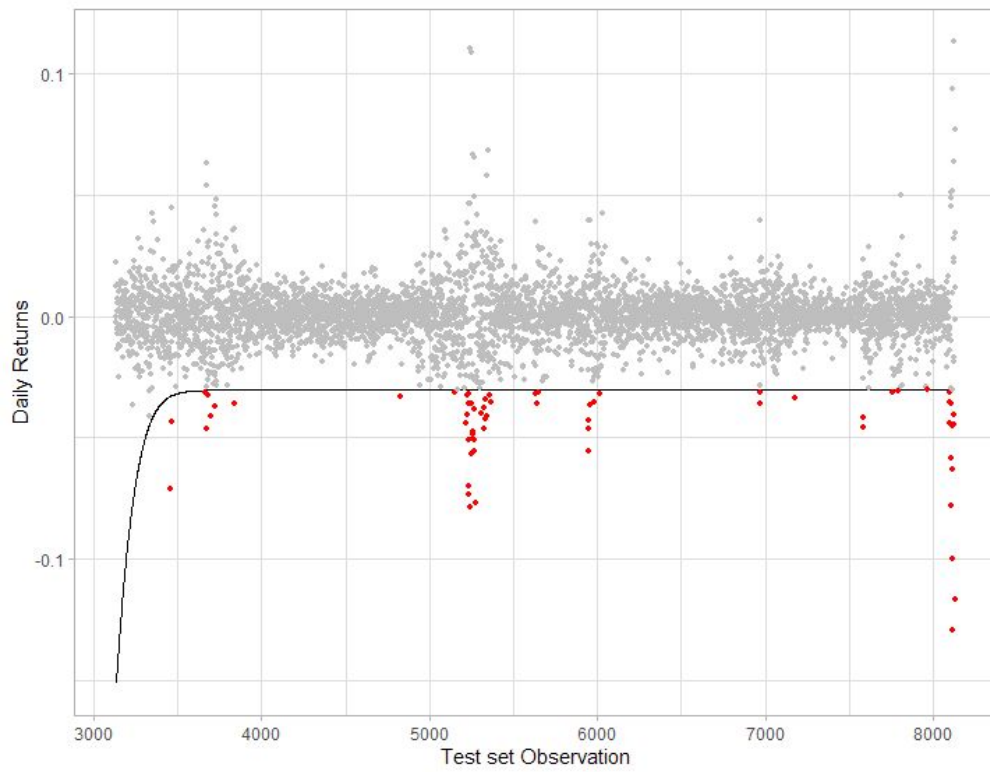


Figure 8 et 9: Nombre de jours d'exception en rouge en dessous de notre risque de 1% en fonction de quantiles supposés de 2,82 et 3 respectivement.

Les résultats sont que lors d'une approximation par une loi Normale, nous avons eu 102 jours d'exceptions, lors de l'approximation par une loi de Student nous avons eu 66 jours d'exceptions et finalement lors d'une approximation des rendements à travers une expansion de Cornish-Fisher nous avons eu 54 jours d'exceptions.

Pour un but étant de 50 jours d'exceptions et avec une étude longue du marché, attribuer un quantile de 3 est la meilleure façon de prévoir le VaR associé à la volatilité des rendements journaliers. Ce qui est aussi particulièrement intéressant est l'ampleur de la volatilité lors de la crise pandémique, où nous observons des rendements journaliers négatif au-delà de -15%, une volatilité extrême sans précédent dans l'histoire moderne, largement au-dessus, le maximum taux de dépassement est presque deux fois plus élevé que le maximum de volatilité dans les rendements journaliers que nous observons lors de la crise de 2007-2012.

Analyse Comparative

Nous passons donc à l'analyse de l'effet du SARS-CoV-2 sur le marché du DJI, pétrole et de l'or comparé à l'effet des autres pandémie significative en temps récent, c'est à dire celle du H1N1 et Ebola.

Nous pouvons observer ces différentes périodes sur les graphiques suivants:

En jaune nous avons la période du virus H1N1, avec une durée de 20 mois entre Avril 2009 et Août 2010, cette pandémie a été répandue dans le monde entier avec un nombre de morts estimé à entre 151 700 et 575 500.

En bleu nous avons la période du virus Ebola, avec une durée de 30 mois entre Janvier 2014 et Juin 2016, contrairement aux deux autres pandémie, son effet a été plus localisé dans la région sub-saharienne de l'Afrique de l'Ouest. Le nombre de morts est estimé à environs 13 000.

En rouge nous avons la période du virus SARS-CoV-2, avec son apparition en fin Novembre 2019, la propagation mondiale a été extrêmement rapide, le nombre de morts est estimé à 147 632 lors du 17 Avril 2020. ^[4]

Nous pouvons regarder l'effet de ces périodes sur les graphiques suivants.

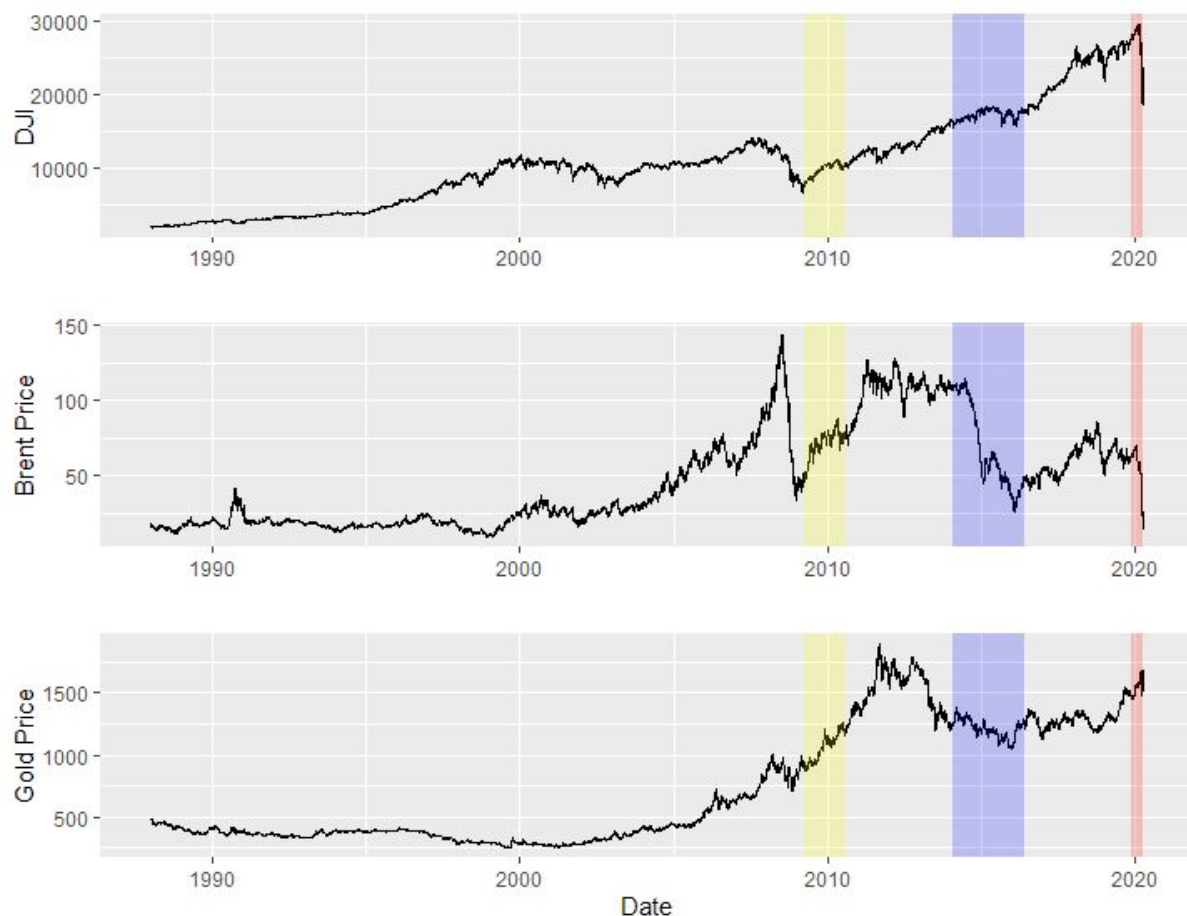


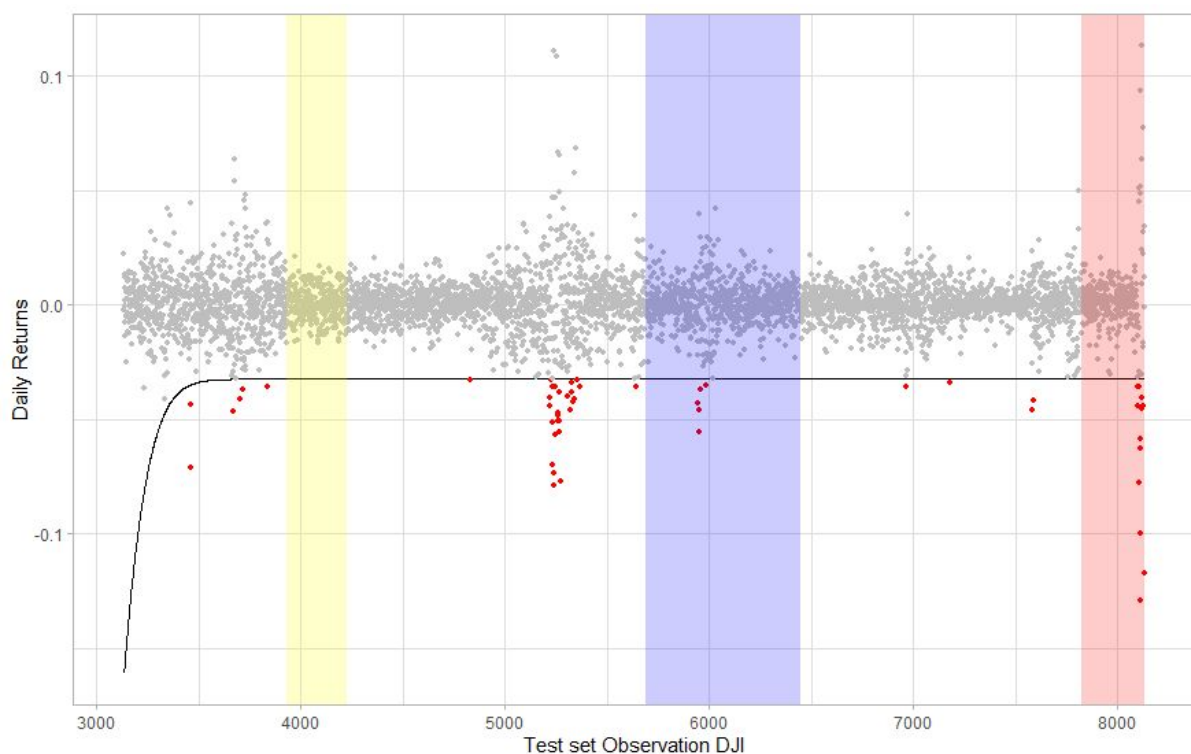
Figure 10 : cours du DJI, de l'or et du pétrole montrant les périodes d'épidémies du H1N1 (jaune), de l'Ebola (bleu) et du SARS-CoV-2 (rouge),

Après avoir suivi la même démarche que pour le DJI, nous avons effectué un backtest sur le cours du pétrole et de l'or afin de pouvoir visualiser l'occurrence et l'amplitude des jours d'exceptions.

Les paramètres du backtest sont à un niveau de confiance de 99% et un quantile de (-)3, attribué à l'expansion de Cornish-Fisher. Nous remarquons aucune corrélation significative entre les pandémies passées du H1N1 et Ebola sur l'occurrence des jours d'exceptions, l'exception étant une période volatile du cours de l'or pendant la période de l'Ebola.

Avec une grande présence de mines d'or en Afrique y compris l'Afrique de l'Ouest, l'Ebola aurait certainement eu un impacte sur le cours de l'or.

L'or reste particulièrement stable face aux affronts de la pandémie actuelle, ce qui n'est pas surprenant, en temps de crise les acteurs ont tendance à se réfugier à l'or ou au Franc Suisse.



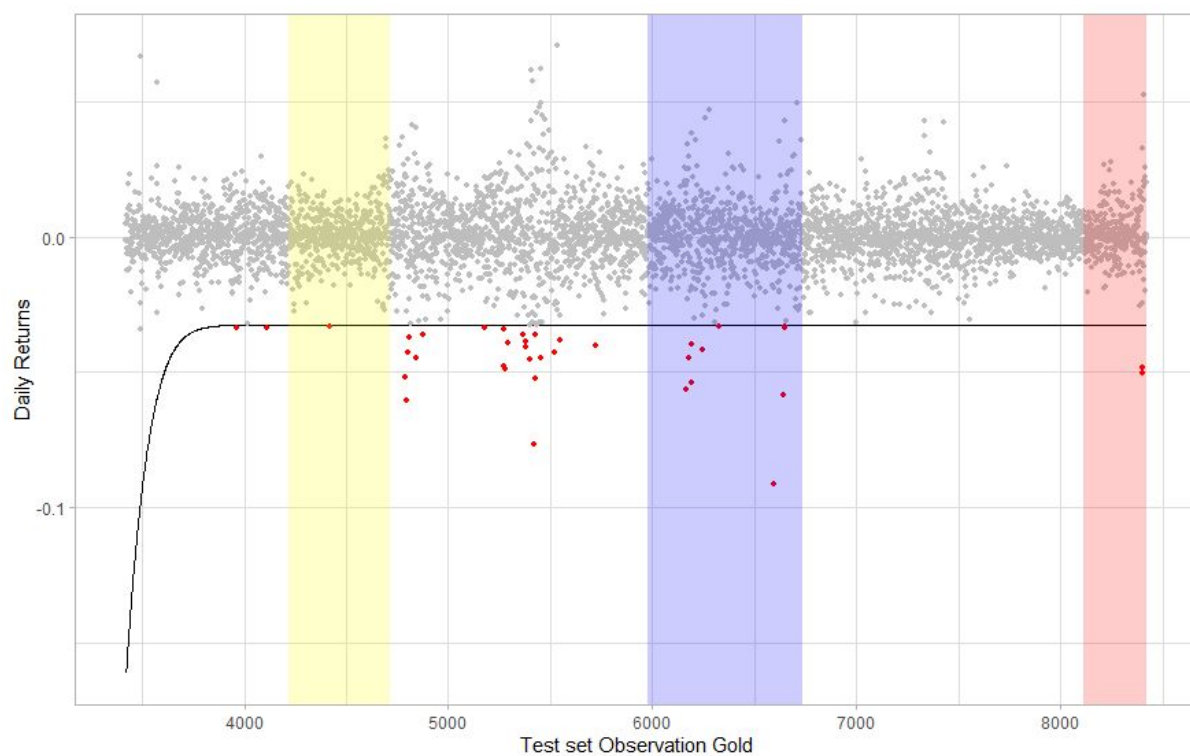
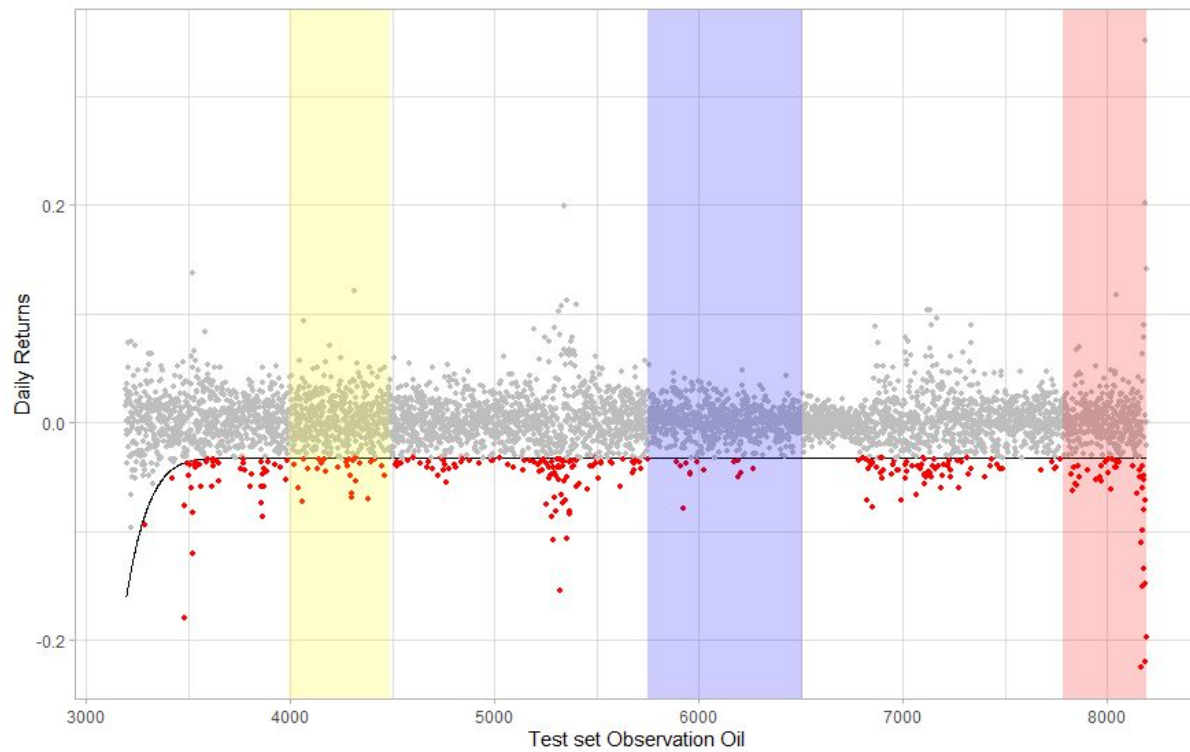


Figure 11, 12 et 13 :Nombre de jours d'exceptions en dessous de notre risque de 1% en fonction d'un quantile supposé de 3 pour le DJI, le pétrole et l'or respectivement avec les périodes des épidémies

Situation Économique Actuelle

Nous avons montré empiriquement l'effet du Coronavirus sur le Dow Jones Industrial Index, le marché de l'or et du pétrole brut. Nous sommes rentrés dans une période de volatilité économique sans précédent, d'après le U.S. Department of Labor, le taux de chômage réel a dépassé 20%, avec une perte de 26,5 million de postes lors du 23 Avril 2020 ^[5]. D'après l'article par John Mauldin, "Bending the Inflation Curve", le problème est que nous sommes dans une période de très basse vélocité de la monnaie, entravant les efforts de la Federal Reserve et l'injection des \$2,3 mille milliards dans l'économie afin d'éviter une dépression déflationniste certaine. La période dans laquelle nous nous retrouvons, celle de 'Lockdowns' mondiales est une période de chocs sur la demande, et la demande étant le moteur de l'inflation, la Federal Reserve tente de remplir cette faille avec une telle injection. ^[6]

Lance Roberts, l'auteur de "Fed Trying To Inflate A 4th Bubble To Fix The Third" soutient la pensée que la Fed tente de sauver la troisième bulle économique en créant une quatrième.

L'auteur indique qu'après "des années de zero-interest rates, une politique monétaire accommodante et un manque de régime réglementaire de surveillance", et que la Fed se retrouve dans un Liquidity Trap (caractérisant une situation où une fluctuation de la base monétaire n'ait aucun effet sur le niveau général des prix), non-seulement un Liquidity Trap économique, où la politique monétaire a été insuffisante pour générer une croissance économique importante, mais aussi un Liquidity Trap du marché, c'est à dire que lors de Quantitative Easing ou des baisses de taux d'intérêts, le prix des actifs ont augmenté, sans de grands effets sur l'activité économique.

Les entreprises utilisent ces politiques pour effectuer des buybacks d'actifs, augmentant le prix dû à une baisse d'offre, mais en offrant l'illusion d'une augmentation de la profitabilité de l'entreprise. Roberts continue en montrant que lorsque les bénéfices ont augmenté fortement en 2009, c'était bien grâce à une baisse d'actions en circulation et non par une économie en forte croissance économique. ^[7]

Nous retrouvons les mêmes techniques utilisées face à la grande dépression il y a presque 100 ans, la Fed a résumé un achat extensif de dettes afin d'assurer la fluidité de crédit, et une baisse des taux d'intérêts attribuée aux banques à un niveau plus bas (de 1,75 à 0.25%) par rapport à la crise économique des années 2007-2012. Plusieurs forces politiques, notamment Donald Trump et Elizabeth Warren cherchent à non-seulement empêcher le buybacks d'actifs afin d'assurer une efficacité de la politique monétaire mise en place par la Fed, mais à imposer plusieurs conditions sur les entreprises acceptant de l'aide, détaillées dans un article de MarketsInsider, intitulé "Elizabeth Warren Just Laid Out 8 conditions That Companies Should Accept for Government Bailout Money During the Coronavirus Crisis". [8]

Finalement, d'après une annonce publique de la part de la Federal Reserve System, pour réduire la douleur d'une réduction de circulation de crédit, et donc de faciliter l'accès au crédit, la Fed a soulagé la nécessité d'une réserve liquide de 3% mesurée contre leur coefficient d'exposition à la dette, en réduisant les réserves de fonds propres de catégorie 1 par environ 2%. Parce que les institutions financières ont plus que doublé leur capital et niveau de liquidité dans les 10 dernières années, elles sont encouragées à utiliser cette puissance afin de supporter les ménages et les entreprises. [9]

Le temps nous dira si ces actions auront l'effet désiré afin de donner une fondation à l'économie pendant cette crise, et permettre un rebond vigoureux lors de notre sortie.

Conclusion

A travers une analyse empirique de données sur le le DJI, le pétrole et l'or, nous avons pu déterminer l'impact sévère de la pandémie actuelle comparé au passé. Le DJI et le pétrole étant fortement touchés à cause des chocs extrêmes mondiaux sur la production et la demande.

Étant déjà dans une période de bulle financière, le SARS-CoV-2 a été un catalyseur pour l'une des périodes les plus volatiles économiquement que nous avons jamais connues dans l'histoire moderne.

Cette épidémie a eu un impact sur les marchés financiers beaucoup plus important que les précédentes épidémies, on pourrait même constater une déstabilisation au moins aussi importante qu'en 2007 avec la crise des subprimes.

En effet, la volatilité des marchés pendant l'épidémie du Covid19 a atteint de grandes proportions et la demande, l'activité et le taux de chômage s'en trouvent aussi altérés; sans stratégies adéquates, on pourrait s'attendre à une dépression déflationniste.

Même si nous arrivons à amortir du mieux qu'on peut cette situation délicate, nous ne pouvons pas encore prédire de date quant à l'amélioration de celle ci.

Sources

[1] Sources des données sur le DJI,
Yahoo! Finance

<https://finance.yahoo.com/quote/%5EDJI/history/>

[2] Source des données sur le Pétrole,
Quandl, Federal Reserve Economic Data

<https://www.quandl.com/data/FRED-Federal-Reserve-Economic-Data?keyword=Brent>

[3] Source de données sur l'Or,
Perth Mint

https://www.perthmint.com/historical_metal_prices.aspx

[4] Coronavirus Deaths How Pandemic Compares to Other Deadly Outbreaks,
Shayanne Gal, Business Insider, 17 Avril 2020

<https://www.businessinsider.fr/us/coronavirus-deaths-how-pandemic-compares-to-other-deadly-outbreaks-2020-4>

[5] Unemployment Insurance Weekly Claims,
US Department of Labor, 25 Avril 2020

<https://www.dol.gov/ui/data.pdf>

[6] Bending the Inflation Curve,
John Mauldin, Mauldin Economics, 10 Avril 2020

<https://www.mauldineconomics.com/frontlinethoughts/bending-the-inflation-curve>

[7] Fed Trying To Inflate A 4th Bubble To Fix The Third,
Lance Roberts, Real Investment Advice, 26 Mars 2020

<https://realinvestmentadvice.com/fed-trying-to-inflate-a-4th-bubble-to-fix-the-third/>

[8] Warren Laid Out Conditions Companies Accept Bailouts Coronavirus Crisis
Joseph Zeballos-Roig, Business Insider, 17 Mars 2020

<https://markets.businessinsider.com/news/stocks/warren-laid-out-conditions-companies-accept-bailouts-coronavirus-crisis-2020-3-1029006340>

[9] Change to Supplementary Leverage Ratio
Board of Governors of the Federal Reserve System, 1 Avril 2020

<https://www.federalreserve.gov/newsevents/pressreleases/bcreg20200401a.htm>