

## THESIS / THÈSE

### MASTER EN SCIENCES DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE EN BUSINESS ANALYSIS & INTEGRATION

#### Analyse comparative des cryptomonnaies avec les actifs traditionnels et estimation de modèles de volatilité

Dubois, Marceau

*Award date:*  
2020

*Awarding institution:*  
Universite de Namur

[Link to publication](#)

#### General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

#### Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.



**Analyse comparative des cryptomonnaies avec les actifs traditionnels et  
estimation de modèles de volatilité**

**Marceau Dubois**

**Directeur : Prof. P. Giot**

Mémoire présenté  
en vue de l'obtention du titre de  
Master 120 en sciences de gestion, à finalité spécialisée  
en Business Analysis & Integration

**ANNEE ACADEMIQUE 2019-2020**

Université de Namur, ASBL

Faculté des Sciences économiques, sociales et de gestion – Département des Sciences de gestion

## **AVANT-PROPOS**

Le présent mémoire de fin d'étude entre dans le cadre de l'obtention du diplôme de Master 120 en sciences de gestion (option finance) à l'Université de Namur. Ce travail se veut être une contribution pouvant permettre à tous ses lecteurs de découvrir les capacités financières des cryptomonnaies par comparaison avec les actifs traditionnels. Je remercie toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

## TABLE DES MATIÈRES

1.	Introduction.....	1
2.	Revue de littérature sur la modélisation des cryptomonnaies.....	3
2.1.	Classification des cryptomonnaies .....	3
2.2.	Types de modèles utilisés pour les cryptomonnaies.....	5
2.3.	Caractéristiques des actifs traditionnels et modèles utilisés .....	6
2.4.	Comportement des cryptomonnaies face aux crises .....	8
3.	Analyse empirique.....	10
3.1.	Présentation et caractéristiques des actifs .....	10
3.1.1.	Bitcoin.....	10
3.1.2.	Litecoin .....	14
3.1.3.	S&P500 .....	18
3.1.4.	Indice obligataire à 10 ans du trésor américain.....	21
3.2.	Modèles de volatilité utilisés .....	24
3.2.1.	Présentation générale d'un modèle GARCH .....	25
3.2.2.	IGARCH (1,1) .....	25
3.2.3.	GJRGARCH (1,1) .....	26
3.2.4.	AR (1) – CSGARCH (1,1) .....	26
4.	Présentation et interprétation des résultats .....	27
4.1.	Bitcoin .....	27
4.2.	Litecoin .....	29
4.3.	S&P500.....	31
4.4.	Indice obligataire à 10 ans du trésor américain .....	33
4.5.	Conclusion des résultats.....	35
5.	Conclusion .....	36
6.	Références.....	38

## 1. INTRODUCTION

Les possibilités d'investissements sont de plus en plus nombreuses. En effet, les investisseurs font face aujourd'hui à une diversité très importante dans leur choix de produits financiers.

Depuis une dizaine d'années maintenant, l'intérêt pour les cryptomonnaies a drastiquement augmenté. Cette catégorie d'actif qui a émergé avec le Bitcoin en 2009 est totalement nouvelle. Dès lors, elle présente des caractéristiques et des propriétés qui sont inconnues. Une analyse pertinente serait de présenter ces caractéristiques tout en les comparant avec les actifs traditionnels qui sont en place depuis de nombreuses années. Le but de ce mémoire est donc de comparer les rendements et la volatilité des cryptomonnaies avec les actifs traditionnels pour en tirer les caractéristiques majeures.

Afin de pousser l'analyse plus loin, une estimation de différents modèles de volatilité est réalisée. Cela permet de déduire les implications économiques des caractéristiques de ces actifs. Le pied central est bien entendu la comparaison. Le but est donc aussi d'essayer de comprendre comment se comportent les cryptomonnaies par rapport aux actifs traditionnels afin de pouvoir tirer des conclusions sur la manière dont les investisseurs doivent gérer de telles positions.

La littérature a déjà fait avancer cette réflexion, un grand nombre d'articles ont été rédigés sur les cryptomonnaies en comparaison avec d'autres types d'actifs. Mon but personnel est d'apporter une analyse supplémentaire à cette littérature en proposant un travail sur des échantillons récents et en utilisant les modèles de volatilité recommandés par la littérature pour pouvoir faire des prévisions.

Afin de traiter le sujet et de répondre aux questionnements émis, la première étape est de faire un résumé précis de ce qui a été découvert jusqu'ici dans la littérature. Cette recherche se fait au niveau de la classification des cryptomonnaies par rapport aux autres, de leurs caractéristiques et des modèles d'estimation utilisés. La deuxième étape est d'analyser les rendements pour en déduire les caractéristiques et la troisième est l'estimation des modèles de volatilité sélectionnés pour tous les actifs.

Le but de cette démarche est également de comprendre tout l'engouement qu'il y a derrière les cryptomonnaies. Cela permet aussi de savoir comment elles peuvent être utilisées dans le cadre de la gestion de portefeuille et la gestion du risque en fonction des prévisions.

La première partie abordera donc la revue de littérature, la deuxième est l'analyse empirique avec une comparaison des caractéristiques des différents actifs et la présentation des modèles de volatilité. La troisième partie est la présentation et l'interprétation des résultats de l'estimation de ces modèles pour les différents actifs.

## 2. REVUE DE LITTÉRATURE SUR LA MODÉLISATION DES CRYPTOMONNAIES

### 2.1. CLASSIFICATION DES CRYPTOMONNAIES

Une partie conséquente de la littérature se consacre à la classification des cryptomonnaies. En d'autres mots, la communauté scientifique cherche à savoir dans quel type d'actif peuvent se ranger les cryptomonnaies. Cet aspect est primordial pour la modélisation des rendements et du risque car chaque classe d'actif a ses propres caractéristiques statistiques et financières. La majorité de ces articles traitent le Bitcoin comme cryptomonnaie de référence. C'est la raison pour laquelle j'ai choisi de faire de même pour la réalisation de cette revue. Pour bien commencer ce mémoire, il me semble essentiel de définir brièvement le Bitcoin et la cryptomonnaie de manière plus globale.

De manière générale, une cryptomonnaie est définie comme étant une monnaie électronique supportée par un réseau informatique décentralisé. C'est-à-dire que tous les acheteurs et tous les vendeurs peuvent interagir directement l'un avec l'autre sans intermédiaire. Les transactions et les émissions reposent sur un système d'algorithmes. Les cryptomonnaies peuvent être envoyées à tout le monde sans frais supplémentaire, elles ne sont également soumises à aucune réglementation de la part des pays. Ce type de monnaie ne peut, jusqu'à preuve du contraire, être usurpé ou contrefait. Elle ne dépend pas d'une banque ou d'un état.

Un premier article de recherche sur la nature du Bitcoin est celui de Max Kubát rédigé en 2015. Ce dernier pose la simple question de savoir ce qu'est le Bitcoin. D'après ses recherches, la cryptomonnaie est une monnaie cryptée et virtuelle. Le terme important est qu'il s'agit d'une monnaie. En effet, c'est de cette manière que l'actif est perçu par ses utilisateurs.

En prenant la définition théorique, empirique et légale de la monnaie, des différences entre le Bitcoin et les autres monnaies par rapport aux critères de ces définitions ont été démontrées. Il s'agit donc d'une monnaie. Cette classification est cependant nuancée. Par exemple, le critère d'acceptation générale de la monnaie de la définition théorique qui n'est pas compatible avec la nature du Bitcoin ou encore le critère de cette même définition disant que la monnaie est un actif, cela se remarque d'un point de vue comptable où chaque actif trouve sa source au passif, cela n'existe pas pour le Bitcoin<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Pour plus d'exemples avec la définition empirique et légale de la monnaie, consultez l'article de Max Kubát.

Un autre constat a été fait grâce à la comparaison de volatilité entre différentes devises, actions et l'or. Le Bitcoin est démontré comme étant le plus risqué, cela annule la fonction de valeur de stockage de la monnaie. Il ajoute que la contribution la plus innovative du Bitcoin se trouve dans sa fonction de paiement en ligne. Cet avantage constitue un atout pour la cryptomonnaie par rapport aux autres moyens de paiement. La perte d'un tel avantage remettrait la cryptomonnaie au même rang que les monnaies traditionnelles.

Un deuxième article de recherche est celui rédigé par Anne Haubo Dyrberg en 2015. Cette dernière présente les capacités financières de l'actif en utilisant des modèles GARCH et en comparant les résultats avec l'or et le dollar. Le but est de situer le Bitcoin par rapport à ces deux actifs de références, l'or est reconnu comme un actif de stockage pur<sup>2</sup> et le dollar comme un moyen d'échange pur.

Les résultats qui ont suivis ces recherches ont montré beaucoup de similarités entre le Bitcoin, l'or et le dollar. Les caractéristiques d'un moyen d'échange sont claires en ce qui concerne la cryptomonnaie mais étant donné ses caractéristiques spéciales (décentralisation et non réglementation), elle ne sera jamais comme les autres devises qui peuvent être trouvées sur le marché. La plupart des aspects du Bitcoin sont identiques à l'or puisqu'ils réagissent aux mêmes variables, cela se traduit par les mêmes capacités de couverture et la même manière de répondre aux bonnes et aux mauvaises informations. La fréquence est tout de même plus élevée pour le Bitcoin puisque les transactions sont plus rapides. En conclusion, le Bitcoin se situe quelque part entre une devise et une matière première à cause de sa nature décentralisée et sa taille de marché limité.

Pour terminer, cette étude donne également les applications financières que peut avoir le Bitcoin. Cette classification particulière peut permettre aux gestionnaires de portefeuille et aux analystes de marché de prendre des décisions plus informées et d'avoir un instrument supplémentaire de couverture. Le Bitcoin peut aussi être utilisé pour les investisseurs qui souhaitent minimiser le risque afin d'anticiper les mauvaises informations. L'auteur clôture en ajoutant que le Bitcoin se situe bien entre l'or et le dollar, qu'il regroupe certains avantages des deux types d'actifs et peut donc être utilisé pour la gestion de portefeuille, l'analyse des risques et l'analyse du marché.

---

<sup>2</sup> Cela signifie que les investisseurs l'utilisent pour sécuriser leurs actifs.

## 2.2. TYPES DE MODÈLES UTILISÉS POUR LES CRYPTOMONNAIES

Afin d'alimenter les réflexions de la partie empirique qui suivra la revue de littérature, une étape importante est de savoir ce qui a déjà été fait par la communauté scientifique pour modéliser et estimer les rendements ainsi que la volatilité du Bitcoin. Pour avoir une vision plus large, les recherches ont été étendues dans certains cas à la cryptomonnaie en général.

Un premier article est celui écrit en 2017 par Jeffrey Chu, Stephen Chan, Saralees Nadarajah, et Joerg Osterrieder. Ce groupe d'auteurs s'est penché sur la modélisation des cryptomonnaies en utilisant des modèles GARCH. La manière de calculer la volatilité est ce qui les différencie. Ils ont donc implémenté douze de ces modèles à sept cryptomonnaies différentes. Cinq critères d'information sont ensuite appliqués pour évaluer les meilleurs GARCH pour chaque cryptomonnaie.

D'après les résultats, les meilleurs modèles sont ceux dont la loi de distribution est la normale. Plus précisément, ce sont les modèles IGARCH et GJR-GARCH qui représentent le mieux la volatilité dans un grand nombre de cryptomonnaies. Le premier modèle est le GARCH intégré, il s'agit d'une spécification au modèle GARCH standard où le paramètre de persistance est égal à 1, ce qui signifie que le modèle est strictement stationnaire<sup>3</sup>. En ce qui concerne le deuxième modèle, il s'agit d'une version asymétrique du GARCH standard. Il ajoute une variable qui prend en compte le type de choc auquel l'actif fait face. Ainsi, un choc négatif augmente la volatilité de manière plus importante qu'un choc positif.

Un second article est celui écrit par Paraskevi Katsiampa en 2017. Il présente une analyse comparative de différents modèles GARCH afin d'estimer la volatilité du Bitcoin. Le but est de trouver le modèle GARCH qui décrit le mieux la volatilité des prix du Bitcoin depuis sa création. Le Bitcoin occupe une place particulière car même s'il s'agit d'une monnaie virtuelle, il est utilisé comme un actif au lieu d'être utilisé comme une devise. Cela rend le marché très spéculatif et plus volatile que celui des autres devises. La présence d'une mémoire longue et de persistance de volatilité justifie le fait d'utiliser des modèles GARCH. Le meilleur modèle est sélectionné selon 3 critères d'information. D'après les résultats obtenus, il s'agit du AR-

---

<sup>3</sup> Cela signifie que la structure n'évolue pas avec le temps.

CSGARCH. Ce résultat suggère qu'il est important d'avoir un modèle prenant en compte une mémoire longue et courte pour le calcul de la variance conditionnelle.

La communauté scientifique a étendu les recherches à d'autres types de modèles que les GARCH. Un premier article est celui écrit par Andrew Urquhart en 2017. D'après ses recherches, les modèles HAR sont plus robustes<sup>4</sup> que les GARCH pour estimer la volatilité des cryptomonnaies.

Un second article est celui écrit en 2018 par Victor Troster, Aviral Kumar Tiwari, Muhammad Shabbaz et Demian Nicolás Macedo. Ce groupe d'auteurs a réalisé une analyse générale des rendements et de la volatilité du Bitcoin en utilisant des modèles GARCH et GAS<sup>5</sup>. La spécificité de leur travail se situe dans le fait qu'ils ont implémenté des GARCH avec des queues de distribution lourdes<sup>6</sup>. En ce qui concerne les modèles GAS, ils sont basés sur la fonction des scores de la densité prédictive conditionnelle des rendements du Bitcoin. Grâce à leur flexibilité, ces modèles sont plus robustes pour les distributions à queues lourdes. Différentes procédures de backtesting sont ensuite conduites afin de déterminer si les modèles sont optimaux dans la prédiction des rendements et du risque.

D'après les résultats, les GAS modèles avec des distributions à queues lourdes apportent les meilleures prédictions et propriétés aux rendements du Bitcoin. Les GARCH normalement distribués sont toujours surpassés par les modèles GARCH et GAS à queues lourdes.

### **2.3. CARACTÉRISTIQUES DES ACTIFS TRADITIONNELS ET MODÈLES UTILISÉS**

Par définition, les actifs traditionnels sont ceux qui se trouvent au cœur de la réflexion dans le domaine de la gestion de portefeuille. Certains considèrent qu'il y a les actions, les dettes souveraines et les matières premières, d'autres ajoutent les produits dérivés et le trading sur les marchés de change.

La première source d'information dont je dispose est le cours de finance empirique de Pierre Giot, professeur à l'université de Namur. Une partie de ce cours consiste à analyser les

---

<sup>4</sup> Modèles qui permettent un prolongement des résultats dans le temps ou sur une population.

<sup>5</sup> Generalized Auto-regressive Score models

<sup>6</sup> Cela signifie que la distribution de probabilités choisie pour le modèle a pour une donnée X sur l'axe horizontale, une fréquence plus importante que la loi normale.

rendements financiers et le point central de cette partie est la prise en compte des faits financiers marquants et uniformes dans le temps pour presque tous les marchés.

Le premier de ces faits est que les rendements ne suivent pas une distribution normale. Les distributions sont approximativement symétriques, les queues de distributions sont lourdes et elles ont un pic élevé. La non-normalité d'une distribution a des conséquences sur la tarification des produits dérivés, notamment les options, et les pertes exceptionnelles sont plus probables. Il n'y a pas de choix particulier de distribution à utiliser à la place de la loi normale même si la loi Student est un choix populaire.

Le deuxième est qu'il n'y a pas de corrélation entre les rendements de jours différents. En revanche, le troisième fait est la dépendance entre les rendements en valeur absolue de différents jours et il en est de même pour les rendements au carré. Cela montre que le processus des rendements n'est pas identiquement et aléatoirement distribué lorsqu'ils sont au carré ou en valeur absolue. Cela s'explique par les clusters de volatilité.

Pour ce qui est des modèles utilisés pour estimer les rendements et la volatilité, la communauté scientifique a développé des modèles qui ne sont plus à présenter aujourd'hui. Je pense notamment au modèle à un facteur : le CAPM (Sharpe, 1963, 1964 ; Traynor, 1961) et à ses déclinaisons à plusieurs facteurs. Le Fama-French à 3 facteurs (E. Fama et K. French, 1992) est un bon exemple.

Dans un article plus récent écrit en 2019 par Andros Gregoriou, Jerome V. Healy et Huong Le, un nouveau modèle prenant en compte la finance comportementale<sup>7</sup> a été proposé. Les principaux sujets de ce domaine sont d'abord le fait que les agents prennent leurs décisions sur base de biais cognitifs plutôt que sur une analyse rationnelle. Ensuite, il y a le constat d'inefficacité du marché. Cette violation des hypothèses de marché efficients provient de la prise de décision irrationnelle.

Une théorie novatrice dans ce domaine est la théorie des perspectives (Kahneman & Tversky, 1979). Celle-ci soutient que les agents évaluent leurs décisions risquées sur bases de critères psychologiques. La théorie se base sur quatre éléments, l'un d'entre eux est la dépendance

---

<sup>7</sup> La finance comportementale se base, non pas sur des hypothèses rationnelles et sur la théorie de l'utilité espérée (source de développement des modèles CAPM, FAMA-FRENCH...) mais sur des modèles comportementaux et cognitifs avec des perspectives qui proviennent d'autres domaines comme la psychologie ou les neurosciences.

aux références. L'exemple le plus connu de ce critère est la règle pic-end<sup>8</sup>. C'est en l'appliquant à la tarification de la performance des actifs que les auteurs apportent leur contribution à la littérature.

En pratique, deux variables sont implémentées aux modèles : la variable PEAK (définie comme le rendement excédentaire mensuel pour un portfolio impliqué par le rendement journalier le plus élevé du mois dernier) et la variable END (définie comme le rendement mensuel excédentaire pour un portfolio pour le mois passé).

Les résultats obtenus ont montré qu'un modèle PEAK-END à deux facteurs explique mieux la variation des rendements que les modèles à facteurs populaires. De plus, ajouter ces deux variables aux modèles à facteurs existants<sup>9</sup> améliore la capacité à expliquer les différences dans les rendements des portefeuilles.

#### **2.4. COMPORTEMENT DES CRYPTOMONNAIES FACE AUX CRISES**

La première cryptomonnaie a été le Bitcoin et est apparue en 2009. Cependant, l'idée de la cryptomonnaie date du début des années 90 avec DigiCash<sup>10</sup>. À la suite de l'échec de leur projet, d'autres sont nés. Ils sont arrivés à échéance mais ils ne correspondaient pas exactement à la définition de monnaie virtuelle.

On considère donc le point de départ comme datant de 2009. Une question intéressante pour mieux comprendre les caractéristiques des cryptomonnaies est leurs comportements face aux crises. Depuis 2009, il y a eu la grande récession, la crise de la zone euro et plus récemment la crise sanitaire due à la pandémie mondiale.

La réponse à cette question se fera plus visiblement avec l'analyse des séries temporelles mais certains travaux ont déjà été réalisés dans la littérature pour certaines de ces crises. C'est notamment le cas pour la dernière en date. Un premier article écrit en 2020 est celui de Emma Mnif. Elle présente les effets de la pandémie sur le marché des cryptomonnaies.

---

<sup>8</sup> La règle pic-end stipule que les agents jugent une expérience ou un événement par le ressenti qu'ils ont à son pic et à sa fin plutôt qu'en faisant la somme ou la moyenne de chaque moment de cet événement ou de cette expérience.

<sup>9</sup> CAPM à 1 facteur, Fama-French à 3 facteurs, Carhart à 4 facteurs et Fama-French à 5 facteurs.

<sup>10</sup> Entreprise qui avait la volonté de créer la première monnaie virtuelle.

Les effets de groupe liés à une pandémie en utilisant des modèles à facteurs multiples n'ont pas encore été explorés dans le cas des cryptomonnaies. C'est la raison pour laquelle elle utilise ces modèles et qu'elle fait la comparaison avant/après la pandémie afin de déterminer si le COVID a un impact sur le marché des cryptomonnaies. Les résultats ont montré un impact positif sur le marché des cryptomonnaies.

### **3. ANALYSE EMPIRIQUE**

Afin de réaliser cette analyse, une étude des caractéristiques des différents actifs et de leurs rendements est réalisée. Cette étude passe par une analyse des prix, une analyse des rendements logarithmiques simples, la possibilité d'autocorrélation des rendements et enfin l'analyse de la distribution des rendements de l'échantillon considéré. À partir l'analyse du Litecoin, les caractéristiques des différents actifs sont comparées entre elles.

Différents modèles de volatilité sont ensuite estimés dans la partie 4, ce qui permet de déduire les implications économiques pour la gestion du risque et pour les prévisions de volatilité. Pour cette partie 3, les modèles et leurs spécifications sont simplement présentés.

Ces modèles sont estimés pour les cryptomonnaies et sont ensuite calculés pour les actifs traditionnels. Les données utilisées sont les prix journaliers observés sur toute la période que peut fournir Yahoo.Finance pour les monnaies virtuelles et sur 40 ans pour les actifs traditionnels. Le logiciel R est utilisé pour la réalisation des graphiques et des simulations.

Les cryptomonnaies sélectionnées sont le Bitcoin et le Litecoin. Ces dernières ont été sélectionnées car elles ont au moins 3 années de données. Pour les actifs traditionnels, j'ai choisi deux indices boursiers. Le premier est le S&P500 et le second est l'indice obligataire à 10 ans du trésor américain.

#### **3.1. PRÉSENTATION ET CARACTÉRISTIQUES DES ACTIFS**

##### **3.1.1. BITCOIN**

Le Bitcoin a été créé en 2009 par la ou les personnes anonymes connues sous le pseudonyme Satoshi Nakamoto. La cryptomonnaie est la première monnaie virtuelle. Une différence par rapport aux monnaies traditionnelles et qui est intéressante à pointer du doigt est la limite de l'offre qui est fixée à 21 millions d'unités (Shi Chen et al., 2016). À la date du 5 octobre 2020, environ 18 millions de Bitcoin sont en circulation, ce qui signifie qu'il ne reste plus que 3 millions à fabriquer.

Le premier graphique montre l'évolution des prix du Bitcoin pour la période allant du 17 septembre 2014 au 7 juillet 2020 (figure 1.1). Une première constatation est que les prix augmentent drastiquement jusque fin d'année 2017 pour ensuite diminuer avec des hauts et des bas jusque mars 2019. Une remontée est ensuite observée pour le reste de la période considérée, toujours avec une variation forte des valeurs.



Figure 1.1

Les rendements logarithmiques simples (figure 1.2) sont ensuite observés. La moyenne est de 0,0014 tandis que l'écart-type est de 0,03957. Des groupes de volatilité sont également observés. Il y a des périodes où des groupes de rendements identiques se suivent. Un rendement négatif particulièrement important est constatée en fin d'échantillon autrement les rendements varient entre 0% et 10%. Les variations, parfois très nettes, des prix observés sur le graphique précédent se constatent également sur le graphique des rendements avec des pics entre 10% et 20% sur toute la période.

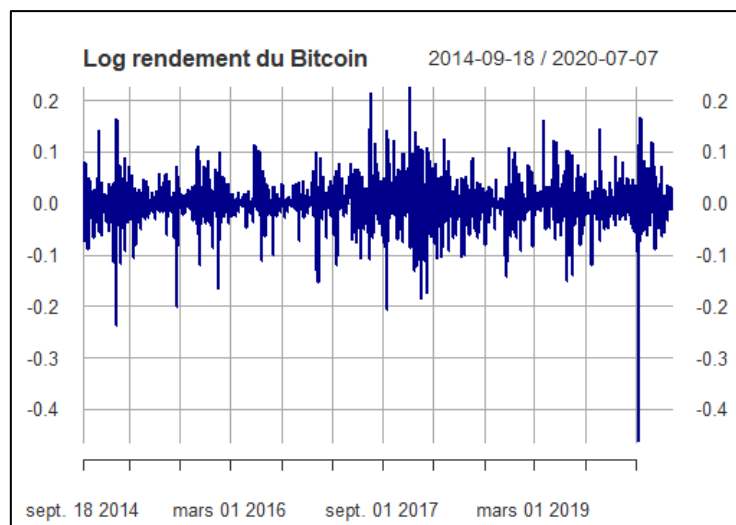


Figure 1.2

Les rendements peuvent avoir une dépendance les uns avec les autres. Il paraît donc intéressant de réaliser une série de tests pour répondre à cette question.

Le premier est un test d'autocorrélation qui permet de créer un corrélogramme (figure 1.3). Les droites verticales montrent jusqu'à quel niveau les rendements présents sont impactés par les rendements passés. La dépendance est significative lorsque la droite dépasse la ligne horizontale bleue. L'observation du graphique montre que les rendements ne sont pas très corrélés. Ils le sont de manière significative au lag 6, 10, 17, 19 et 33. Cela veut dire que les rendements d'il y a 6 jours impactent les rendements d'aujourd'hui par exemple. La même interprétation peut être faite pour les lags 10, 17, 19 et 33. Cependant même dans ces cas-là, la dépendance est très faible. La valeur correspondante à chaque lag cité ci-avant confirme ce constat puisqu'elle ne dépasse pas 5,8%.

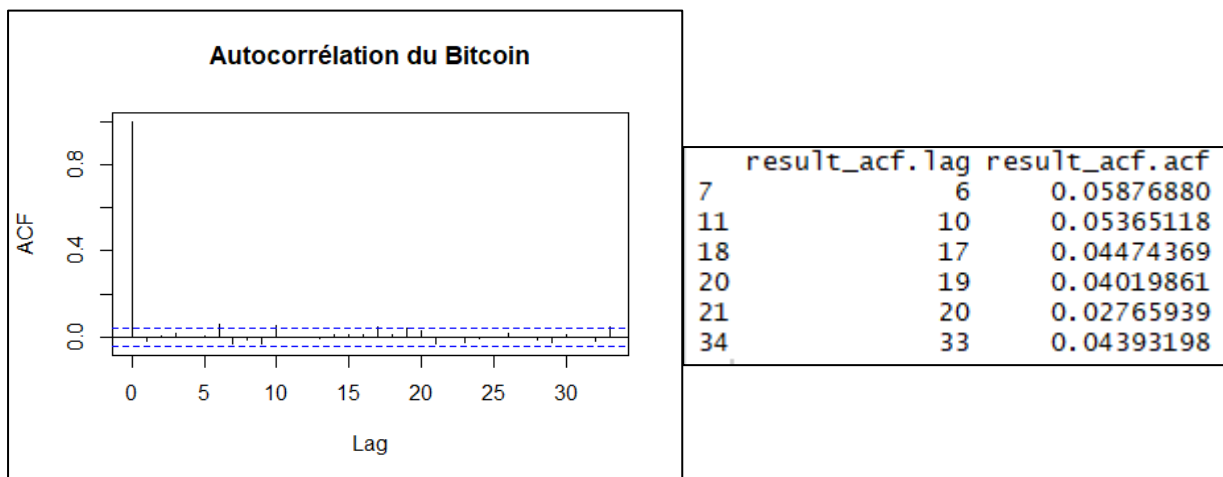


Figure 1.3

Un second exercice est le runs test. Celui-ci permet de savoir s'il y a une succession anormale de rendements dans la série. Une vision graphique peut d'abord donner une indication sur ce phénomène (figure 1.4). Sur chaque échantillon de 50 observations pris à plusieurs moments de la série, le graphique du runs test montre des périodes où les rendements positifs se succèdent jusqu'à 5 répétitions. L'inverse est aussi observé, c'est-à-dire un nombre conséquent de rendements négatifs qui se suivent. Il y a donc des groupes de 3 à 5 rendements positifs ou négatifs, certains de ces groupes sont même plus importants si l'unique rendement négatif qui arrête la série est enlevé. À première vue, la série paraît donc être distribuée anormalement.

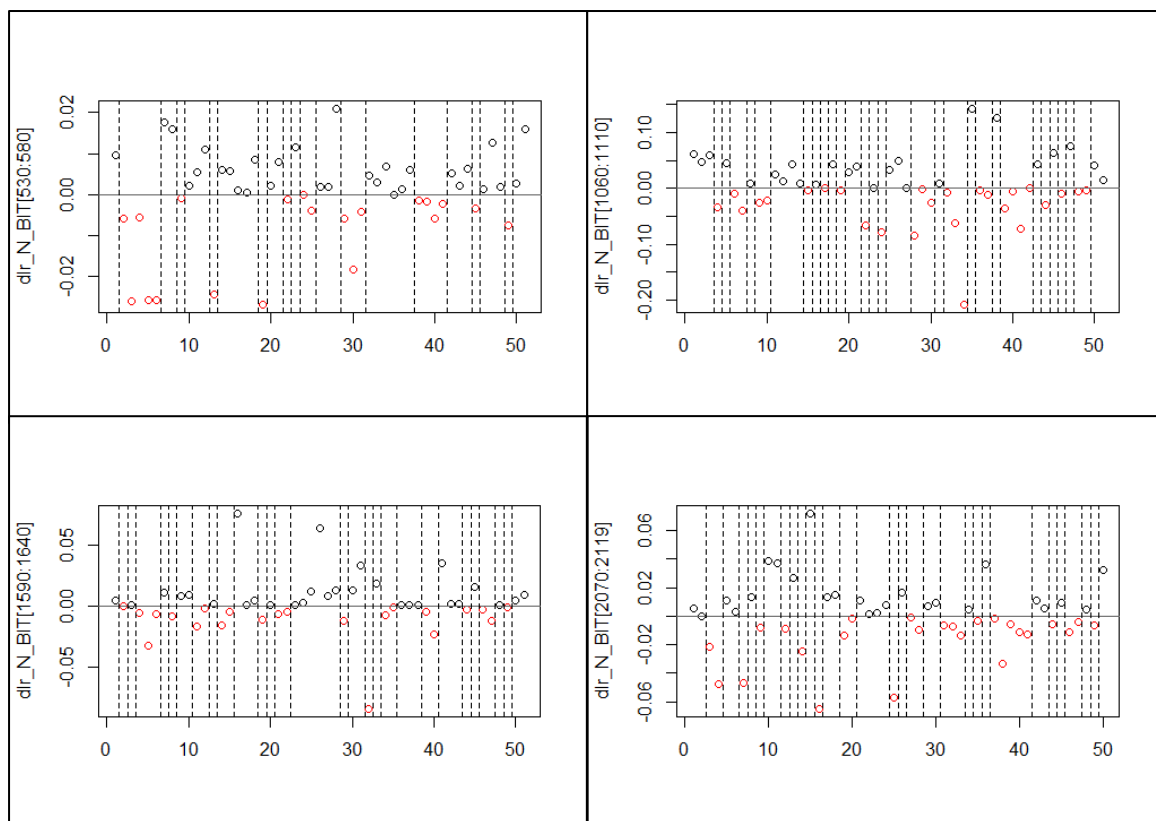


Figure 1.4

Les résultats sur l'échantillon entier confirment ces intuitions (figure 1.5) et montrent que sur 2119 observations, il y a : 1095 runs<sup>1</sup>, 1148 rendements positifs et 971 négatifs. Le test montre aussi grâce à la p-value que l'ordre des données n'est pas aléatoire, ce qui induit qu'il y a une succession anormale des rendements. Ceci explique les groupes importants de rendements observés graphiquement. Des prévisions sont alors possibles puisqu'un schéma de distribution des rendements est visible. En effet, une succession de rendements positifs entraîne par la suite une succession de rendements négatifs. L'inverse est aussi observé.

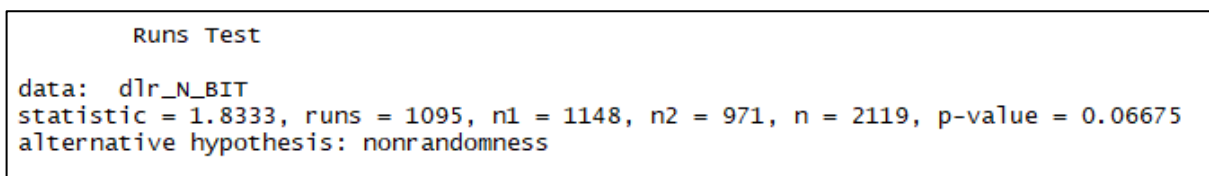


Figure 1.5

Une autre vision des rendements est celle en histogramme. Elle permet de dégager la distribution de la série temporelle (figure 1.6). Par ailleurs, certaines valeurs descriptives ont été calculées pour décrire cette distribution. On constate donc qu'il y a 2120 observations entre le mois de septembre 2014 et le mois de juillet 2020 et que la moyenne approximative est centrée en zéro, même si la moyenne exacte est 0,0014. Le rendement maximal est en

outre 22,51% et le minimal est 46,47%. Le calcul du skewness et du kurtosis montre que la distribution est décalée vers la gauche et est beaucoup plus rétrécie que la loi normale. Le test de Jarque Bera confirme que l'hypothèse de distribution des rendements selon la loi normale est nulle.

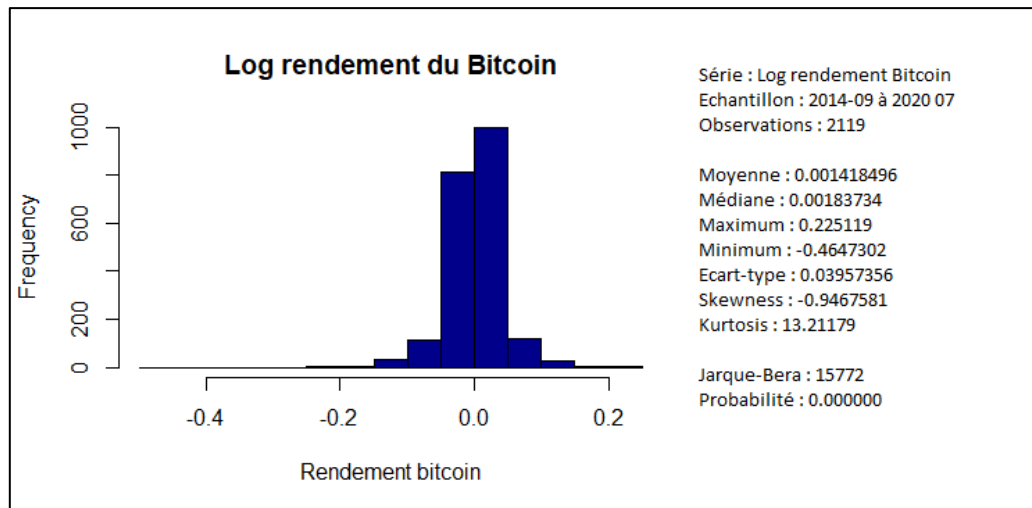


Figure 1.6

### 3.1.2. LITECOIN

Le Litecoin a été créé en 2011 par Charles Lee, un ex-employé de Google et Coinbase<sup>11</sup>. Il est souvent dit que le Litecoin est l'argent et le Bitcoin est l'or. Mais même si sa création est basée techniquement sur le Bitcoin, son créateur avait quant à lui déclaré que son but n'était pas de concurrencer le Bitcoin mais plutôt de réserver sa cryptomonnaie aux petites transactions. Plusieurs différences peuvent être citées : la création de blocs de Litecoin est plus rapide, les confirmations de ventes sont également plus rapides et les frais de transactions du Litecoin sont minimes.

L'échantillon de prix du Litecoin s'étant sur une période allant du 17 septembre 2014 au 7 juillet 2020 (figure 2.1). Comme pour le Bitcoin, les prix augmentent de manière importante jusque fin d'année 2017. Une chute vertigineuse avec des hauts et des bas touche la cryptomonnaie jusqu'à février 2019 avant de remonter légèrement jusque juin 2019. Un dernier pic est observé avant la fin de la période observée même s'il est très léger par rapport aux précédents.

<sup>11</sup> Portefeuille de devises numériques en ligne et plateforme d'échange de cryptomonnaies.

Par comparaison avec le Bitcoin, on observe le même phénomène d'expansion très rapide même si celle du Bitcoin est plus importante puisqu'il passe de \$178 à \$19 497 alors que le Litecoin passe de \$1,15 à \$378.



Figure 2.1

L'analyse des rendements montre visiblement ces variations positives et négatives de prix très tranchées (figure 2.2). Le maximum est de 50% mais ce n'est pas un cas extrême isolé. Des rendements approchant ou dépassant 40% sont plusieurs fois observés dans la série temporelle. Il y a aussi des groupes de volatilité tout comme pour le Bitcoin. Comme attendu, l'écart-type est donc plus important, il est de 0,056. La moyenne quant à elle reste aux alentours de 0 comme pour le Bitcoin.

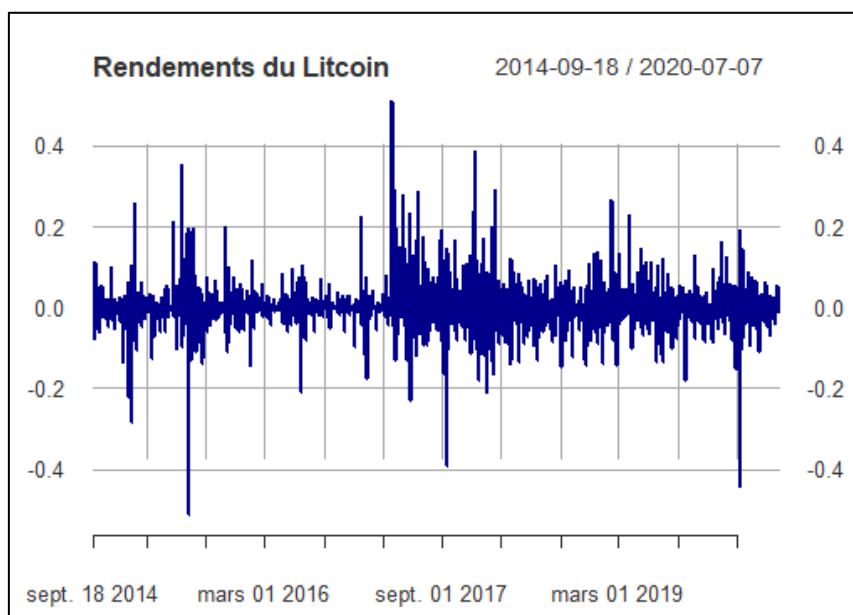


Figure 2.2

Toujours par rapport au Bitcoin, un peu plus de dépendance des rendements présents aux rendements passés est présente pour le Litecoin. Les niveaux restent tout de même très bas avec un maximum de 9,11% de dépendance.

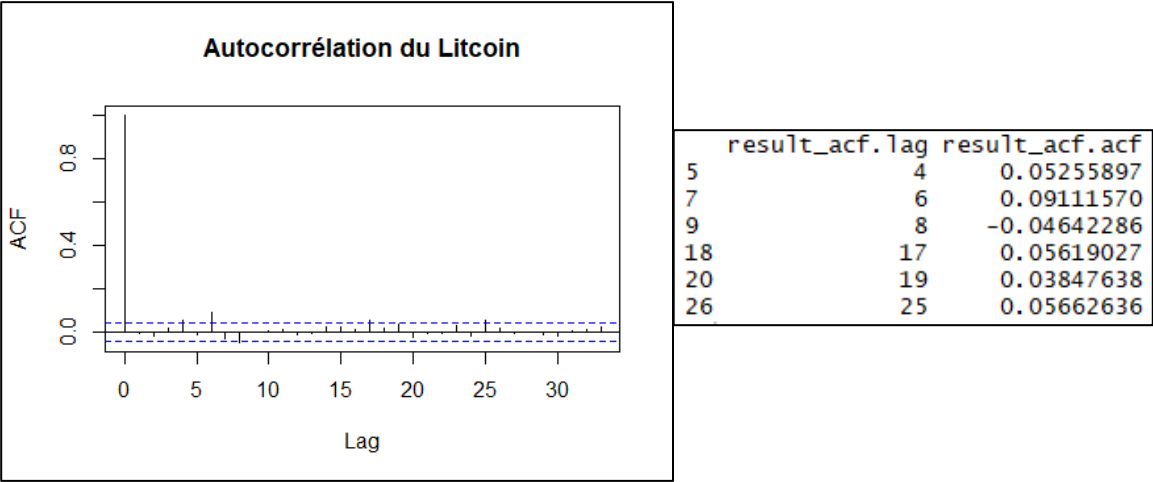


Figure 2.3

Une succession de rendements positifs ou négatifs consécutive sur chaque échantillon de runs test est observé (figure 2.4). Il faut tout de même noter que par moment, il y a une succession de moins de deux rendements avant de revenir à une succession plus importante. Le deuxième intervalle montre le plus grand nombre de runs longs, c'est-à-dire avec au moins 3 rendements positifs ou négatifs consécutifs.

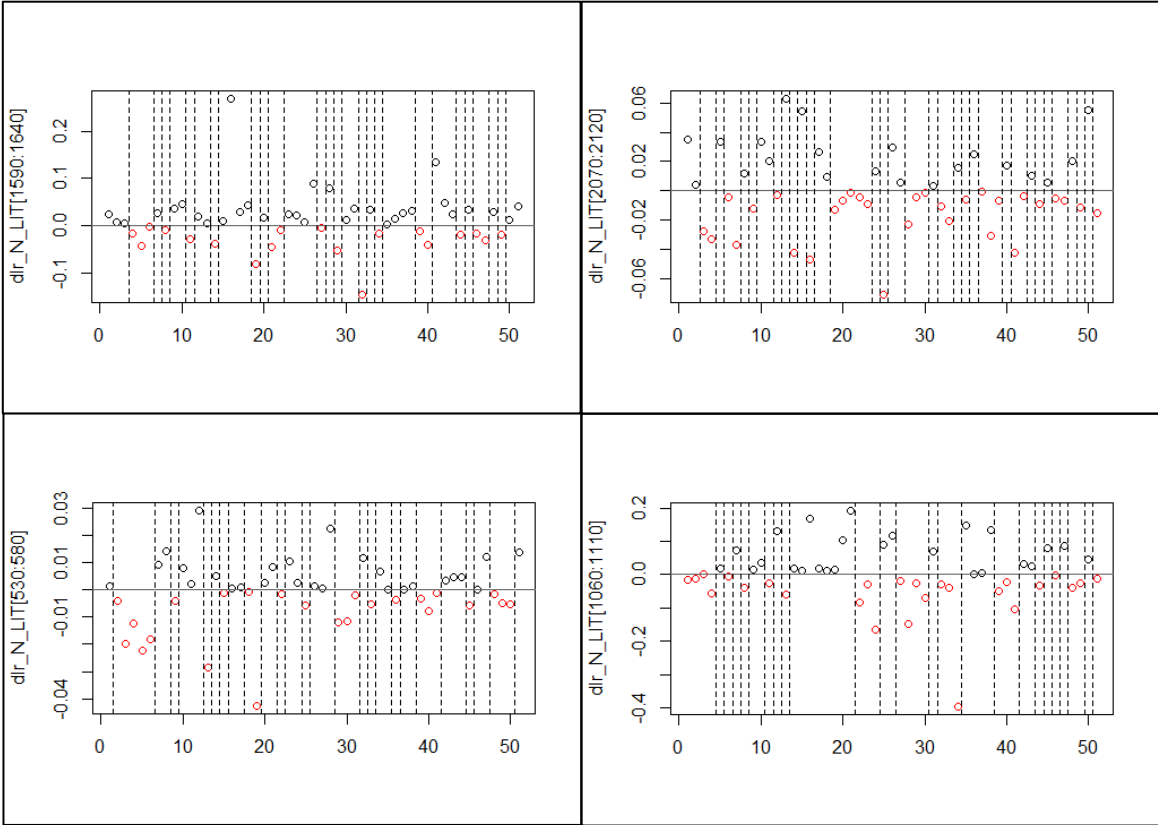


Figure 2.4

Le runs test présente la même conclusion que pour le Bitcoin (figure 2.5). Il y a plus de rendements positifs que de rendements négatifs avec un total de 1143 runs et une hypothèse de distribution non aléatoire des rendements.

```
Runs Test
data: dlr_N_LIT
statistic = 3.5973, runs = 1143, n1 = 1032, n2 = 1088, n = 2120, p-value = 0.0003215
alternative hypothesis: nonrandomness
```

Figure 2.5

La vision en histogramme (figure 2.6) confirme bien que la moyenne est approximativement égale à zéro, que les rendements maximum et minimum sont de 51%. Contrairement au Bitcoin, la distribution est décalée à droite mais le critère de normalité déterminé par le calcul du kurtosis reste plus ou moins identique, c'est-à-dire que la distribution n'est pas normalement distribuée. Le test de Jarque-Bera confirme ce diagnostic.

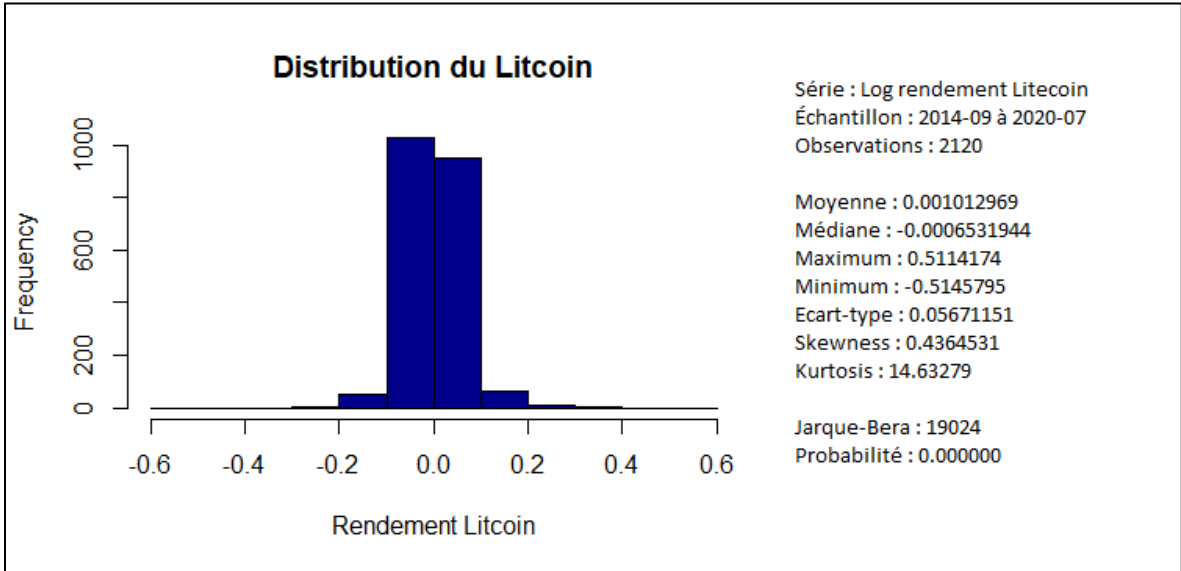


Figure 2.6

### 3.1.3. S&P500

Le S&P500 est un indice boursier basé sur 500 sociétés cotées sur les bourses aux Etats-Unis. Créé en 1957, il a détrôné le Dow Jones comme indice le plus représentatif du marché boursier américain. L'indice est composé de 11 secteurs principaux. En 2018, le plus important d'entre eux est celui de la technologie (20,8%) suivi de la santé (14,9%) et celui de la finance (13,7%). Le choix de cet indice pour l'analyse empirique me semble être pertinent car il représente très bien l'ensemble des actifs traditionnels et ne prend pas en compte les cryptomonnaies.

Etant donné que l'histoire de l'indice est plus étendue que pour les cryptomonnaies, l'échantillon sélectionné est plus important. Il s'étend du 7 juillet 1980 au 6 juillet 2020 (figure 3.1). Sur le graphique, une tendance générale à la hausse est observée. Elle est marquée par des périodes de chute des prix qui correspondent à des crises bien connues telles que l'éclatement de la bulle internet en 2000, la crise financière de 2008 et plus récemment la pandémie de coronavirus. En comparaison avec les cryptomonnaies, il n'y a pas de pic majeur sur la période observée.

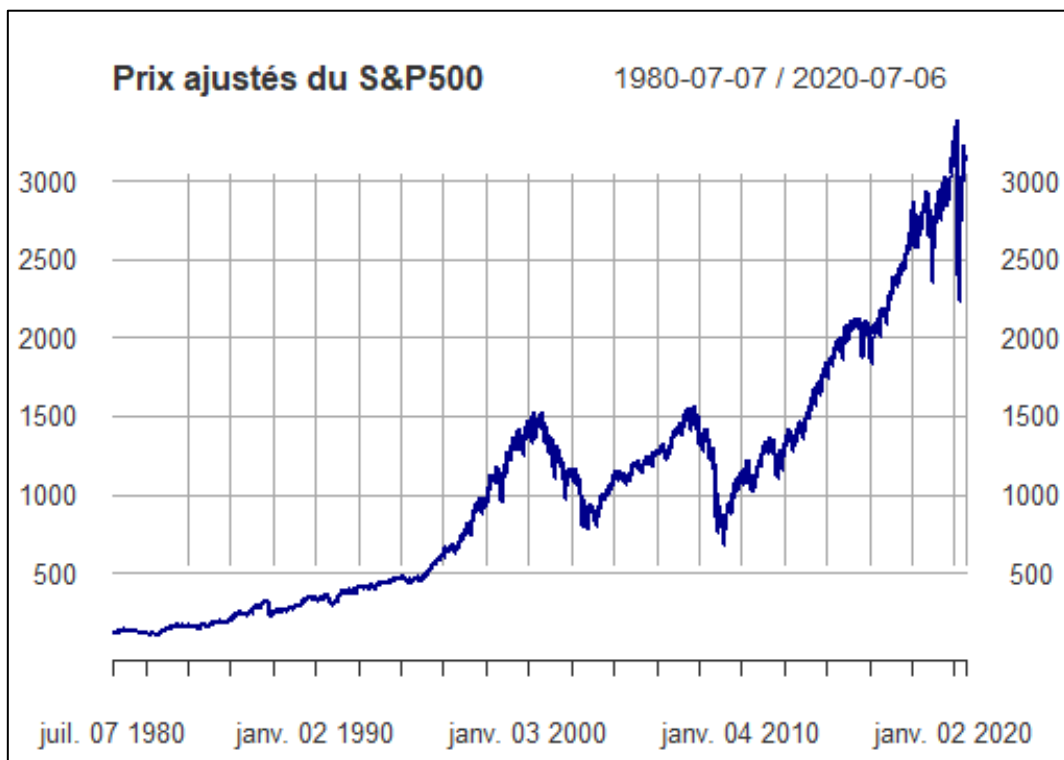


Figure 3.1

Les rendements varient entre 0% et 2,5% avec des pics habituels entre 4% et 7% et des pics occasionnels au-dessus de 8% (figure 3.2). La volatilité est moins importante que pour les cryptomonnaies mais des groupes sont aussi constatés. L'écart-type est de 0,011 tandis que la moyenne reste aux alentours de 0. Par comparaison avec les cryptomonnaies, il y a donc moins de volatilité, moins de pics et des rendements moins élevés.

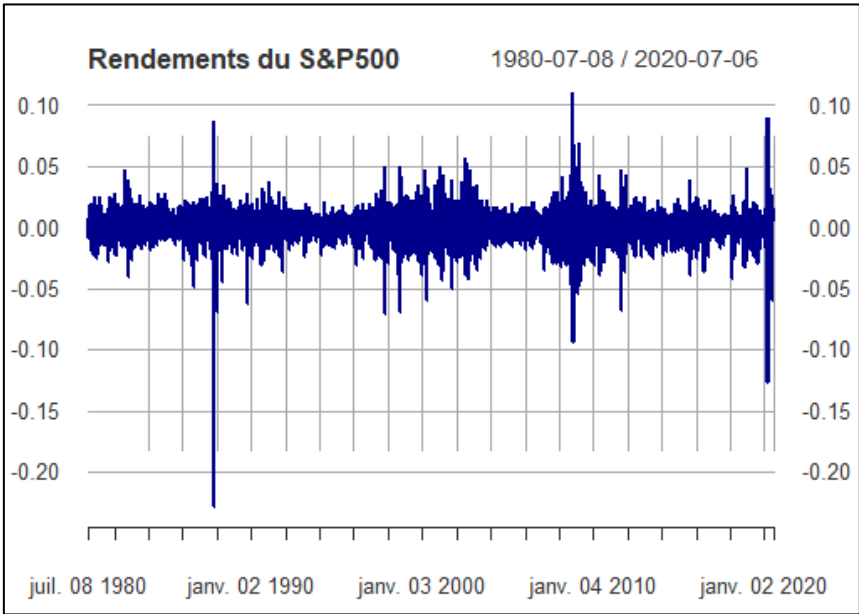


Figure 3.2

Les rendements présents sont peu dépendants des rendements passés (figure 3.3), tout comme pour les cryptomonnaies. Le nombre de lag significatifs est plus important mais les niveaux de dépendance sont toujours très bas avec un maximum de 5,6% et un minimum de 1,77%.

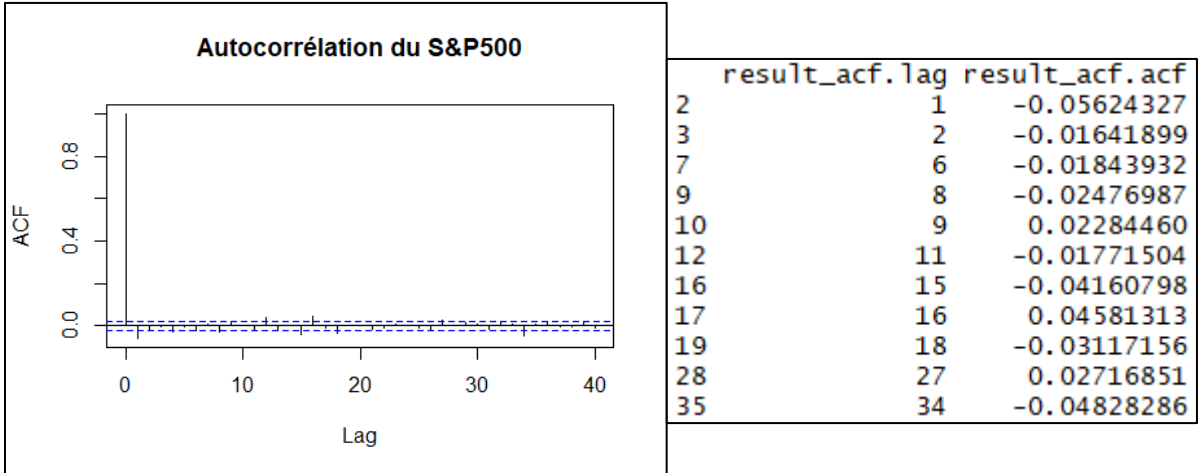


Figure 3.3

Les runs test sur petit échantillon montrent des groupes de rendements beaucoup plus petits que pour les cryptomonnaies (figure 3.4). Des groupes de cinq rendements sont visibles mais occasionnels.

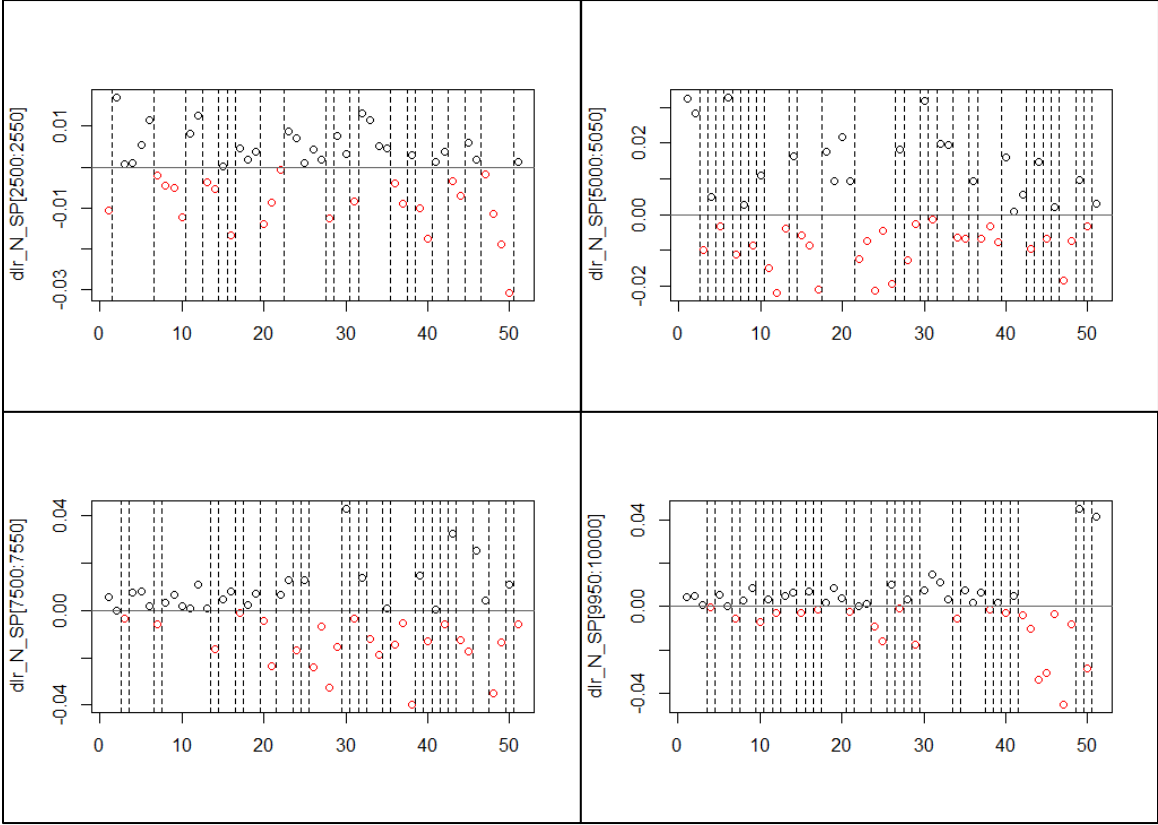


Figure 3.4

Le runs test sur toute la période montre un total de 5106 runs observés avec 5381 observations positives et 4693 observations négatives (figure 3.5). La p-value montre pour finir que les rendements ne sont pas aléatoirement négatifs ou positifs. Le test n'est pas significatif.

```

Runs Test
data: dlr_N_SP
statistic = 1.8318, runs = 5106, n1 = 5381, n2 = 4693, n = 10074, p-value = 0.06699
alternative hypothesis: nonrandomness
    
```

Figure 3.5

Pour conclure avec les caractéristiques de l'indice S&P500, il y a la distribution des rendements (figure 3.6). Le nombre d'observations se remarque tout de suite avec un nombre plus important de fréquence par rapport aux cryptomonnaies. Cela se remarque aussi au niveau de l'étendue de la distribution avec plus de valeurs différentes même si le maximum (11,4%)

et le minimum (22,8%) sont moins importants. La distribution ne suit pas la loi normale, elle est même beaucoup plus rétrécie avec des queues de distribution beaucoup plus longues et comme pour le Bitcoin, la distribution est décalée à gauche.

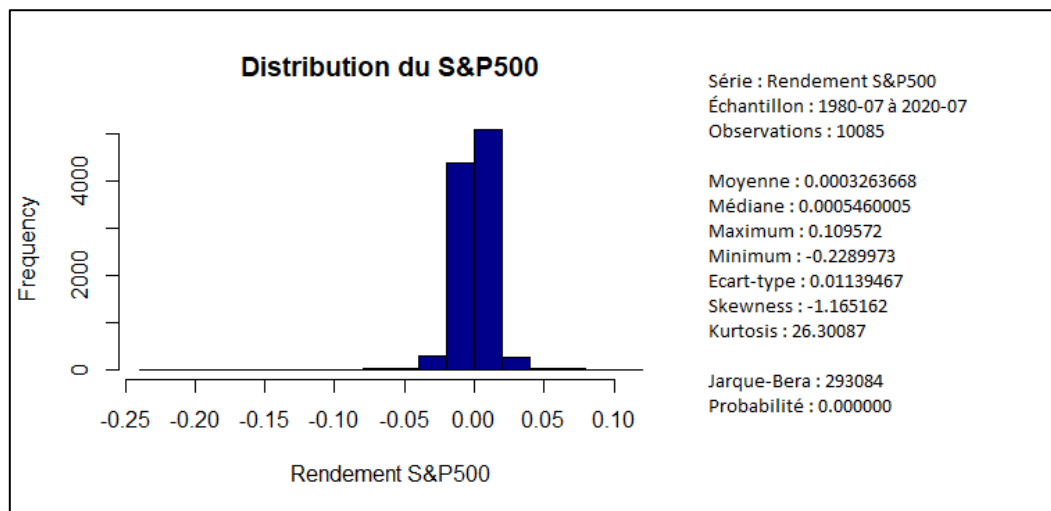


Figure 3.6

### 3.1.4. INDICE OBLIGATAIRE À 10 ANS DU TRÉSOR AMÉRICAIN

Les taux que donne l'indice sont le niveau des intérêts payés par le gouvernement des États-Unis pour l'emprunt d'argent via la vente d'obligations. Il y a trois types d'actifs : les bons du trésor dont la maturité peut varier de quelques jours à 52 semaines, les obligations avec une maturité de deux à dix ans et les obligations à 20 ou 30 ans. L'indice obligataire à 10 ans est très surveillé puisqu'il est considéré comme un indicateur de la confiance des investisseurs. Cela est dû au fait que ces actifs sont reconnus comme étant les plus sûrs puisqu'il supporte le gouvernement des États-Unis. L'indice est souvent utilisé comme proxy aux taux des prêts hypothécaires. Une chute de l'indice signifie une demande moins importante des obligations d'États, ce qui veut dire que les investisseurs préfèrent s'orienter vers des investissements plus risqués.

Tout comme pour l'indice S&P, l'indice obligataire à 10 ans possède une histoire plus longue que les cryptomonnaies. L'échantillon s'étend donc du 7 juillet 1980 au 6 juillet 2020. La première constatation est que la période observée a une tendance générale à la baisse puisqu'elle passe d'environ 15% à moins de 1% entre 1980 et 2020. Les variations très importantes se trouvent entre les années 80 et les années 90, les variations sont moins importantes par après et il n'y a pas de pic majeur comme pour les cryptomonnaies.

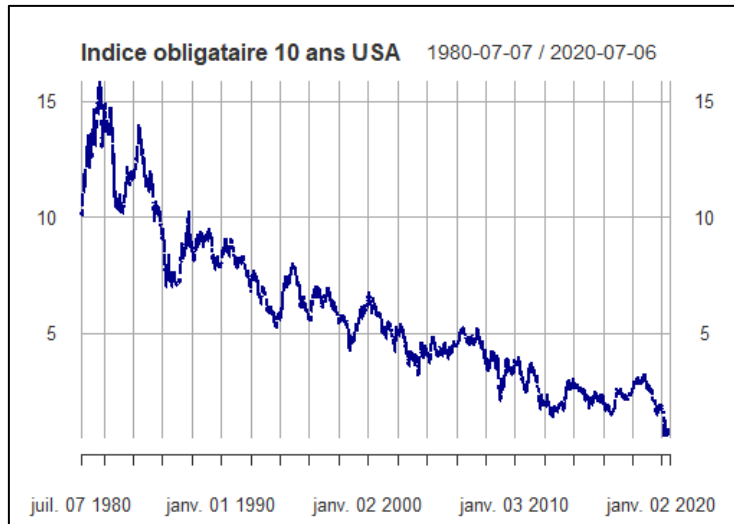


Figure 4.1

Concernant les rendements (figure 4.2), leur évolution est en forme de cône avec une forte variation en fin de période, ce qui est sûrement dû à la pandémie. La moyenne est toujours aux alentours de 0 et ils varient entre 0% et 10% avec un pic à environ -18% à l'approche de 2010 (période de crise financière) et de 40% en fin de période.

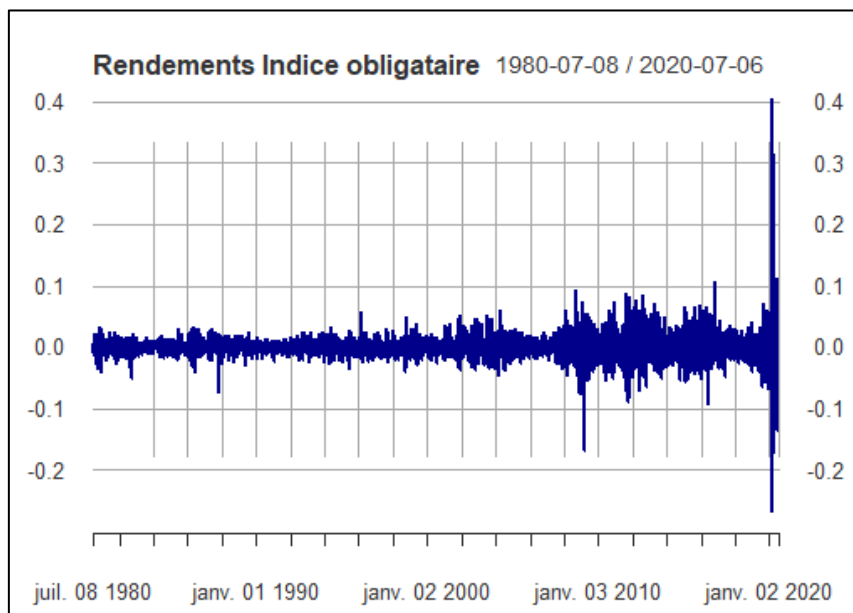


Figure 4.2

Le corrélogramme (figure 4.3) montre un nombre plus important de lag significatifs que pour les autres actifs. Le niveau de dépendance reste plus ou moins identique avec un maximum à 5,26%. En conclusion, tous les rendements présents des différents actifs ont le même niveau de dépendance aux rendements passés. Cependant, certains d'entre eux ont tout de même un nombre de lag significatifs plus important.

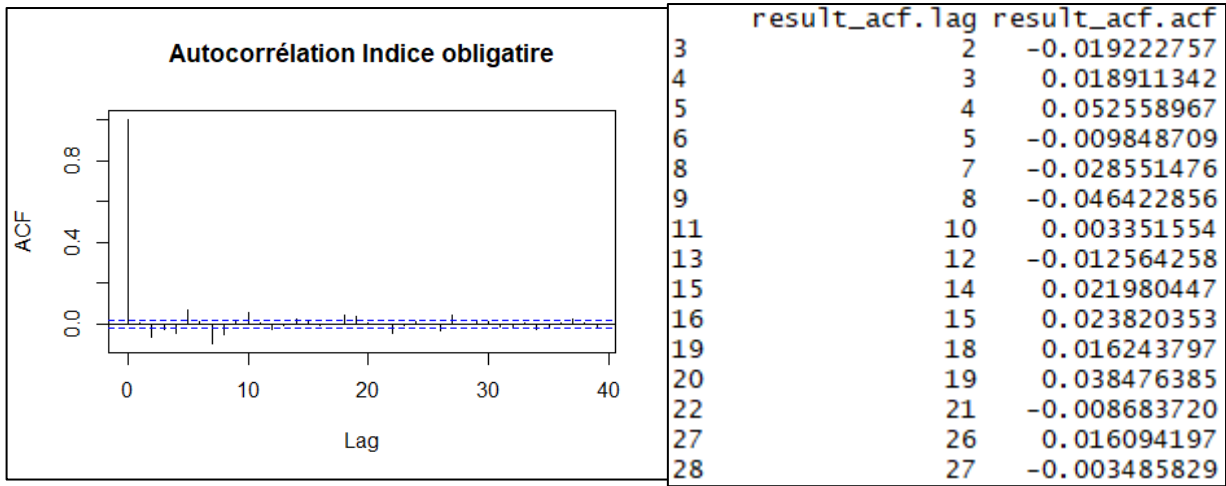


Figure 4.3

Comme pour les autres actifs, l'analyse des runs test par échantillon (figure 4.4) montre des périodes de plusieurs rendements positifs ou négatifs qui se suivent. Néanmoins, le nombre de longs runs semblent moins importants pour les actifs traditionnels que pour les cryptomonnaies.

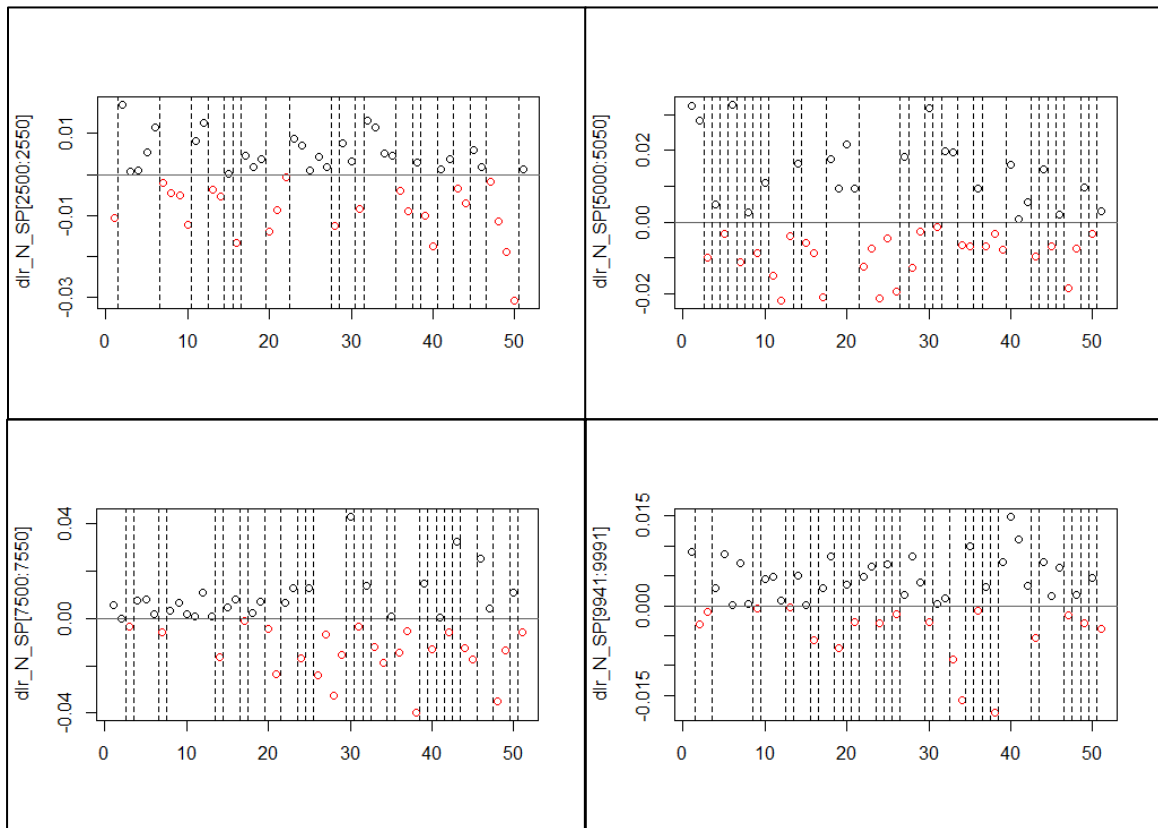


Figure 4.4

Le test sur tout l'échantillon (figure 4.5) révèle une distribution non aléatoire des rendements positifs ou négatifs. Ce résultat n'est cependant pas significatif.

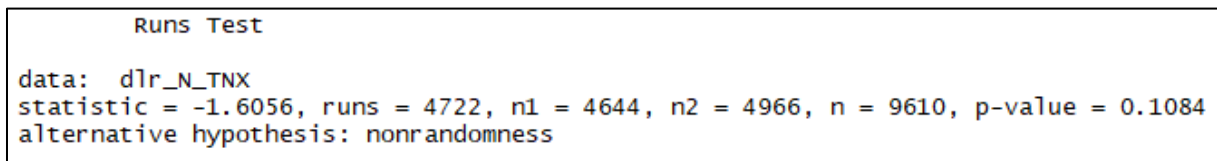


Figure 4.5

La distribution des rendements (figure 4.6) montre un pic très important autour de 0 qui est toujours la moyenne approximative, comme pour les autres actifs. Alors que l'écart-type est moins important que pour les actifs précédents, le maximum culmine à 40,5% et le minimum à 34,7%, ce qui est plus ou moins identique. La distribution est légèrement décalée à droite tandis qu'il s'agit de la plus rétrécie de l'échantillon d'actifs considéré dans ce travail. Le critère de non-normalité est encore une fois observé.

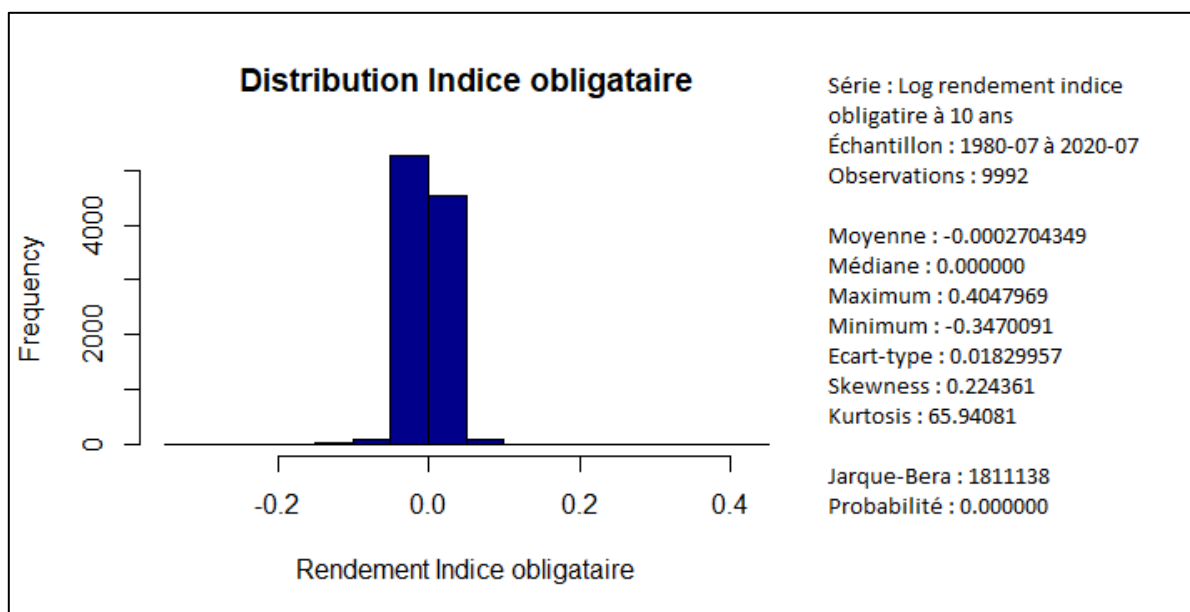


Figure 4.6

### 3.2. MODÈLES DE VOLATILITÉ UTILISÉS

À présent, les caractéristiques des rendements des cryptomonnaies par comparaison avec les actifs traditionnels sont connues. Néanmoins, il faut savoir que comprendre la dynamique des rendements et de la volatilité des actifs est d'une grande importance pour pouvoir ensuite faire des prédictions, de la gestion de portefeuilles ou encore de la gestion de risques.

Afin de réaliser cet exercice, différents modèles GARCH sont estimés pour les deux cryptomonnaies. Les résultats sont ensuite comparés avec ceux obtenus pour les actifs traditionnels. Le choix du type de modèle a été réalisé sur base de la revue de littérature et de mes connaissances en économétrie. Cette partie a pour objectif de présenter ces différents modèles ainsi que leurs spécifications.

### 3.2.1. PRÉSENTATION GÉNÉRALE D'UN MODÈLE GARCH

Un modèle GARCH s'écrit sous la forme suivante :

$$X_t = \mu_t + \sigma_t Z_t$$

$X_t$  représente dans notre cas les rendements des différents actifs,  $\mu_t$  est la moyenne conditionnelle et  $\sigma_t$  est un processus de volatilité (défini ci-après). La dernière variable est  $Z_t$  et représente le processus d'innovation, c'est-à-dire la loi de distribution que suit le modèle. Dans le cas présent, la revue de littérature a montré que les distributions à queue lourdes étaient plus adaptées aux cryptomonnaies (Victor Troster et al., 2018). La distribution choisie pour l'analyse qui va suivre est donc la Student car ces queues de distribution sont plus lourdes que pour la loi normale, c'est aussi une distribution communément utilisée pour les actifs traditionnels.

Concernant le modèle processus de volatilité, le modèle GARCH standard (SGARCH) le définit comme suit :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 (X_{t-1} - \mu)^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Avec  $\omega > 0$ ,  $\alpha_1 > 0$  et  $\beta_1 > 0$ , la particularité de ces modèles est qu'il capture les clusters de volatilité des données. Le paramètre de persistance qui correspond à la quantité de cluster de volatilité capturé par les données se calcule en additionnant les paramètres  $\alpha_1$  et  $\beta_1$ . Une faible stationnarité est observée lorsque  $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ . Pour finir, il faut savoir que c'est au niveau de ce processus de volatilité que les modèles GARCH se distinguent.

### 3.2.2. IGARCH (1,1)

Le premier modèle est le Integrated GARCH (IGARCH). Il s'agit d'un cas particulier du GARCH standard où le paramètre de persistance est égal à 1, ce qui signifie qu'il est strictement stationnaire. Ce modèle est l'un des modèles GARCH qui représente le mieux la volatilité des

cryptomonnaies (Jeffrey Chu et al., 2017). La moyenne conditionnelle est celle de l'échantillon tandis que la distribution choisie est la Student.

### 3.2.3. GJRGARCH (1,1)

Le second modèle est le GJRGARCH, tout comme le premier, il est l'un des modèles qui décrit le mieux la volatilité des cryptomonnaies (Jeffrey Chu et al., 2017) et une version asymétrique du modèle GARCH standard. Son processus de volatilité se définit comme suit :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1(X_{t-1} - \mu)^2 + \gamma_1 I_{t-1}(X_{t-1} - \mu)^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

$I_{t-1}$  est une variable dichotomique qui prend la valeur 1 si  $(X_{t-1} - \mu)^2$  est négatif et 0 s'il est positif. Ainsi, le modèle prend en compte les chocs potentiels que peut prendre un actif. Un choc négatif augmente donc la volatilité. Le reste des spécifications sont identiques au modèle précédent (moyenne et distribution).

### 3.2.4. AR (1) – CSGARCH (1,1)

Le Compounded Standard GARCH est le plus complexe, il a été mis en avant en 2017 par Paraskevi Katsiampa comme étant le modèle qui décrit le mieux la volatilité du Bitcoin. Son processus se définit comme suit :

$$\sigma_t^2 = q_t + \alpha_1((X_{t-1} - \mu)^2 - q_{t-1}) + \beta_1(\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1})$$

Où :

$$q_t = \omega + \rho q_{t-1} + \phi((X_{t-1} - \mu)^2 - \sigma_{t-1}^2)$$

Sa particularité est qu'il prend en compte une mémoire courte et une mémoire longue pour l'estimation de la variance conditionnelle, le modèle devient alors un outil approprié pour l'estimation de volatilité (Paraskevi Katsiampa, 2017). Concernant les autres spécifications, la loi de distribution choisie est toujours la Student tandis que la moyenne conditionnelle suit un modèle ARFIMA (1,0,0) qui se définit comme suit :

$$\mu_t = AR_1 \mu_{t-1} + \varepsilon_t$$

La moyenne est simplement calculée en se basant sur sa valeur passée.

## 4. PRÉSENTATION ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS

### 4.1. BITCOIN

#### 4.1.1. DESCRIPTION DES RESULTATS

IGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	0.001538	0.000427	3.6056	0.000311
Omega	0.000017	0.000005	3.4623	0.000535
Alpha1	0.128574	0.015702	8.1884	0.000000
Beta1	0.871426	NA	NA	NA
Shape	3.192852	0.127700	25.0027	0.000000
GJRGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	0.001591	0.000425	3.7407	0.000184
Omega	0.000014	0.000005	2.5039	0.012284
Alpha1	0.141700	0.019302	7.3413	0.000000
Beta1	0.880874	0.018286	48.1730	0.000000
Gamma1	-0.047148	0.022541	-2.0916	0.036473
Shape	3.235624	0.185890	17.4061	0.000000
AR-CSGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
AR1	-0.040112	0.020323	-1.9737	0.048418
Omega	0.000007	0.000003	2.0036	0.045109
Alpha1	0.060764	0.020562	2.9552	0.003125
Beta1	0.835263	0.006847	121.9912	0.000000
Eta11	0.999094	0.000745	1341.4361	0.000000
Eta21	0.086086	0.013143	6.5499	0.000000
Shape	3.211411	0.128670	24.9585	0.000000

Figure 5.1

L'analyse des coefficients (figure 5.1) montre que la constante du processus de volatilité (omega) n'a pas un impact important, elle est même non significative pour le 3<sup>ème</sup> modèle. Les coefficients alpha et beta sont plus élevés dans les deux premiers modèles. Ce qui signifie que la volatilité passée et les rendements passés ont un plus grand impact sur la volatilité présente dans le cas d'un IGARCH ou d'un GJRGARCH. Concernant ce dernier, l'impact d'un choc négatif diminue la volatilité puisque gamma est négatif. Pour le AR-CSGARCH, la mémoire longue a un effet très important sur la volatilité présente. Pour le calcul de la moyenne conditionnelle, la moyenne passée a un impact négatif sur la moyenne présente.

Pour finir, le coefficient shape a une probabilité inférieure à 5%, ce qui veut dire que la distribution Student est un bon choix pour l'estimation des trois modèles.

	AIC	BIC	SIC	HQC
IGARCH	-5.9687	-5.9658	-5.9687	-5.9677
GJRGARCH	-4.1579	-4.1419	-4.1579	-4.1520
AR-CSGARCH	-4.1556	-4.1369	-4.1556	-4.1487

Figure 5.2

Les critères d'information sont utilisés dans la littérature pour distinguer les modèles et savoir lequel est le meilleur pour estimer les données. Il existe toute une série de ces critères, ils ont tous leurs spécificités et il est assez simple de les calculer<sup>12</sup>. Le modèle avec les critères d'information les plus bas est le meilleur. Dans ce cas, il s'agit du IGARCH, il semble être le meilleur choix pour l'estimation des rendements et de la volatilité du Bitcoin (figure 5.2).

#### 4.1.2. IMPLICATIONS ÉCONOMIQUES

Grâce à l'implémentation des modèles, des prévisions peuvent être réalisées. Comme le modèle IGARCH est le meilleur de la sélection, c'est celui-là qui va être utilisé pour déduire les implications économiques liés au Bitcoin<sup>13</sup>. Le modèle donne donc une volatilité grandissante pour les 100 prochains jours avec des rendements potentiels qui atteignent 4,5% en novembre (figure 5.3). D'après ces prévisions, une gestion des risques adroite doit être réalisé étant donné la volatilité grandissante prédite pour cet actif.

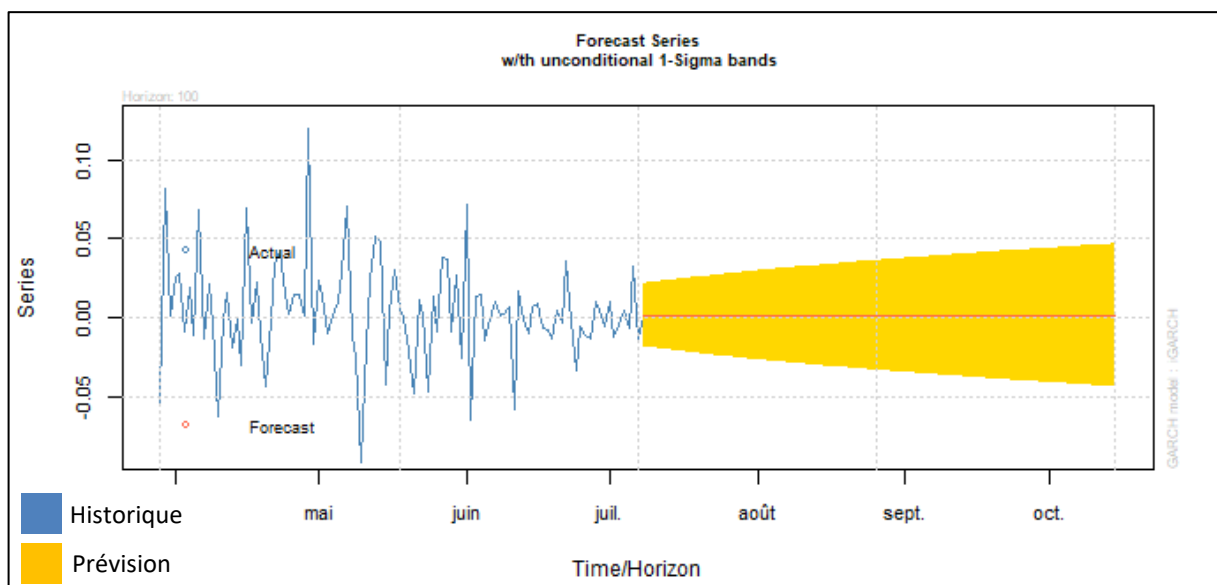


Figure 5.3

<sup>12</sup> Exemple : Akaike Information Criterion.  $AIC = 2k - 2 \ln L(\theta)$ ,  $k$  est le nombre de paramètres inconnus et  $\theta$  est le maximum de vraisemblance de ces paramètres.

<sup>13</sup> La même approche sera utilisée pour les autres actifs.

## 4.2. LITECOIN

### 4.2.1. DESCRIPTION DES RÉSULTATS

IGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	-0.000501	0.000507	-0.98933	0.322502
Omega	0.000016	0.000006	2.70589	0.006812
Alpha1	0.104374	0.013094	7.97143	0.000000
Beta1	0.895626	NA	NA	NA
Shape	2.952603	0.089503	32.98889	0.000000
GJRGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	-0.000434	0.000506	-0.85737	0.391240
Omega	0.000015	0.000007	2.25944	0.023856
Alpha1	0.120424	0.017113	7.03682	0.000000
Beta1	0.899450	0.014172	63.46874	0.000000
Gamma1	-0.041748	0.018832	-2.21693	0.026628
Shape	2.950995	0.132251	22.31357	0.000000
AR-CSGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
AR1	-0.091683	0.019651	-4.6655	0.000003
Omega	0.000007	0.000004	1.9831	0.047352
Alpha1	0.098196	0.034479	2.8480	0.004400
Beta1	0.488824	0.224733	2.1751	0.029620
Eta11	0.998737	0.003419	292.1522	0.000000
Eta21	0.082676	0.011305	7.3134	0.000000
Shape	2.932144	0.102717	28.5457	0.000000

Figure 5.4

Les observations pour le Litecoin sont assez identiques à celles du Bitcoin (figure 5.4). Les rendements passés et la variance précédente ont un impact plus important dans le IGARCH et le GJRGARCH. Le nombre plus important de variables pour le CSGARCH pourrait être une explication à ce phénomène. Gamma est toujours négatif, ce qui signifie qu'un choc négatif sur le Litecoin diminue la volatilité. Les observations du 3<sup>ème</sup> modèle par rapport à l'impact de la mémoire sur le Bitcoin sont identiques pour le Litecoin. Le choix de la distribution Student est également un bon choix puisque la probabilité est inférieure à 5% dans les trois cas.

	AIC	BIC	SIC	HQC
IGARCH	-3.6195	-3.6088	-3.6195	-3.6156
GJRGARCH	-3.6195	-3.6035	-3.6195	-3.6136
AR-CSGARCH	-3.6319	-3.6132	-3.6319	-3.6251

Figure 5.5

La distinction entre les différents modèles est beaucoup plus serrée que pour le Bitcoin (figure 5.5). Le AR-CSGARCH se détache légèrement, il sera donc utilisé pour les implications économiques qui suivent.

#### 4.2.2. IMPLICATIONS ÉCONOMIQUES

Le modèle AR-CSGARH montre une volatilité grandissante moins importante que pour le Bitcoin (figure 5.6). En effet, une légère augmentation au cours du temps est observée mais elle ne dépasse pas 3,6% d'écart type par rapport à la moyenne. Les rendements du Litecoin paraît donc plus stable que ceux du Bitcoin mais les marges de variations restent assez élevées par rapport aux actifs traditionnels. Les cryptomonnaies sont donc plus risquées, la gestion des risques doit être réalisé en fonction de ces observations.

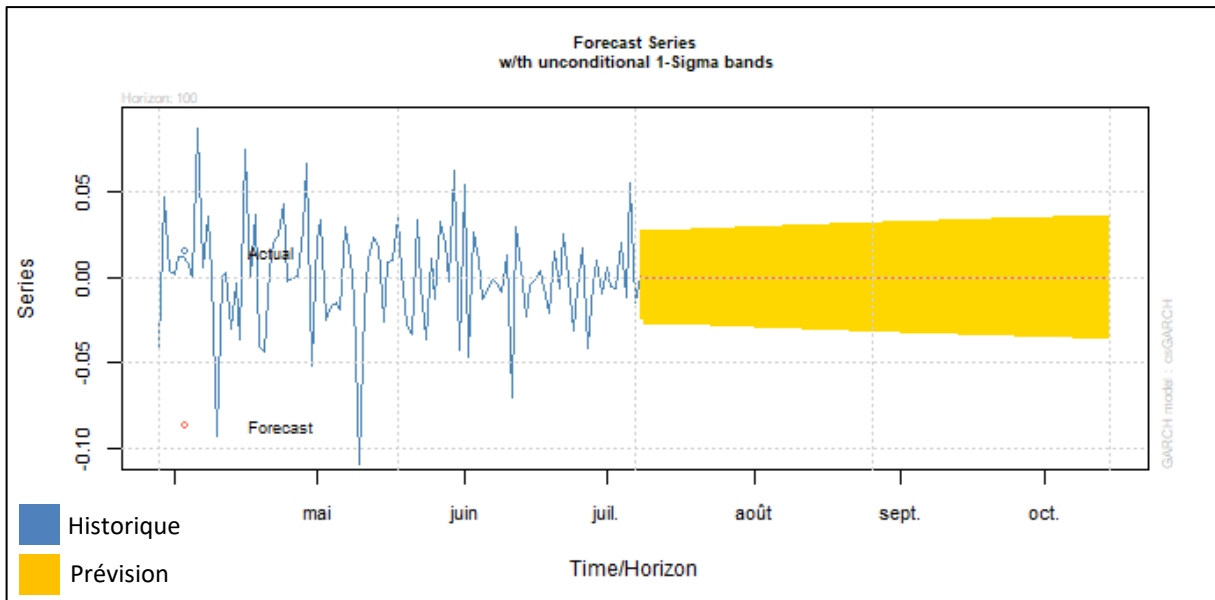


Figure 5.6

### 4.3. S&P500

#### 4.3.1. DESCRIPTION DES RÉSULTATS

IGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	0.000656	0.000072	9.0815	0.000000
Omega	0.000001	0.000000	1.8484	0.064544
Alpha1	0.086706	0.006231	13.9154	0.000000
Beta1	0.913294	NA	NA	NA
Shape	5.612923	0.269435	20.8322	0.000000
GJRGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	0.000493	0.000072	6.84394	0.000000
Omega	0.000002	0.000002	0.96388	0.335106
Alpha1	0.021380	0.008108	2.63690	0.008367
Beta1	0.901872	0.023319	38.67603	0.000000
Gamma1	0.126537	0.026605	4.75606	0.000002
Shape	6.288596	0.346157	18.16690	0.000000
AR-CSGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
AR1	0.000538	0.009984	-5.3916e-02	0.95700
Omega	0.000000	0.000000	1.3505e+00	0.17687
Alpha1	0.055973	0.000166	3.3728e+02	0.000000
Beta1	0.903046	0.000406	2.2258e+03	0.000000
Eta11	0.997488	0.000009	1.1384e+05	0.000000
Eta21	0.032070	0.000737	4.3494e+01	0.000000
Shape	6.130457	0.373514	1.6413e+01	0.000000

Figure 5.7

Les coefficients qui donnent la sensibilité des rendements passés ainsi que de la variance précédente sont plus égaux entre les modèles, surtout concernant beta (figure 5.7). Gamma devient positif, ce qui signifie qu'un choc négatif augmente la volatilité des rendements. Le pourcentage est aussi plus important, cela passe d'environ 4% à 12%. Cela signifie que l'impact d'un choc négatif aura des conséquences négatives sur l'actif mais que ces conséquences seront également plus importantes dans le cas d'un actif traditionnel. Concernant le AR-CSGARCH, l'effet de la mémoire longue est aussi marqué que pour les cryptomonnaies. La distribution Student est aussi un bon choix pour les actifs traditionnels puisque la probabilité est toujours égale à zéro.

	AIC	BIC	SIC	HQC
IGARCH	-6.6073	-6.6044	-6.6073	-6.6063
GJRGARCH	-6.6229	-6.6186	-6.6229	-6.6214
AR-CSGARCH	-6.6012	-6.5962	-6.6012	-6.5995

Figure 5.8

Le meilleur modèle d'estimation de la sélection pour l'indice S&P500 est le GJRGARCH (figure 5.8). C'est un résultat différent des cryptomonnaies. Cependant, les valeurs sont toutes inférieures, peu importe le modèle, par rapport à ces actifs. Ce qui suggère que ces modèles sont meilleurs pour estimer les actifs traditionnels. Cette observation est à nuancer car même si les résultats des critères d'information sont meilleurs, il y a beaucoup plus de données pour les actifs traditionnels que pour les cryptomonnaies. Ce qui porte conséquence à ces résultats.

#### 4.3.2. IMPLICATIONS ÉCONOMIQUES

Comme cité plus haut, les prévisions de volatilité sont moins importantes pour les actifs traditionnels (figure 5.9). Globalement, le niveau de volatilité pour le S&P500 tourne autour de 1,4% pour les 100 jours après la période observée. Une légère diminution est même constatée tout au long de la période de prévision. Investir dans un actif traditionnel est moins risqué que les cryptomonnaies d'après ce qui est observé puisque la volatilité est plus constante. Bien entendu, le niveau des rendements potentiels diminue également.

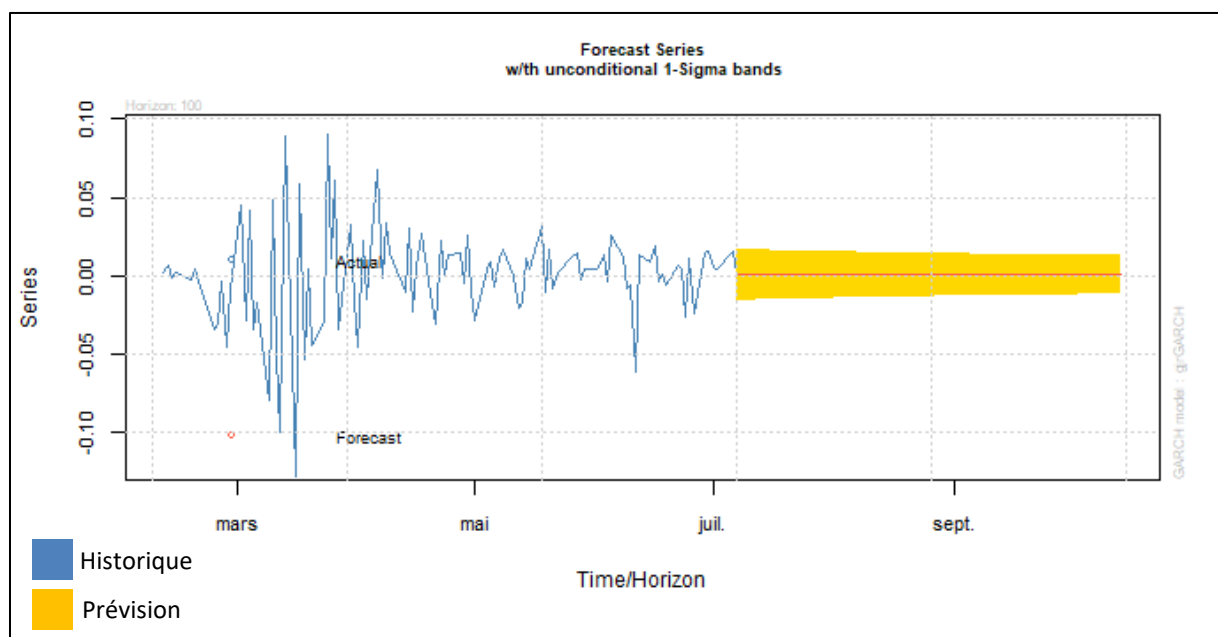


Figure 5.9

#### 4.4. INDICE OBLIGATAIRE À 10 ANS DU TRÉSOR AMÉRICAIN

##### 4.4.1. DESCRIPTION DES RÉSULTATS

IGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	-0.000206	0.000096	-2.1395	0.032396
Omega	0.000000	0.000000	1.3919	0.163963
Alpha1	0.049586	0.003037	16.3288	0.000000
Beta1	0.950414	NA	NA	NA
Shape	6.621601	0.352647	18.7769	0.000000
GJRGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
Mu	-0.000262	0.000097	-2.7138	0.006651
Omega	0.000000	0.000001	0.7261	0.467781
Alpha1	0.031901	0.004371	7.2984	0.000000
Beta1	0.952959	0.003736	255.0889	0.000000
Gamma1	0.028280	0.005310	5.3258	0.000000
Shape	6.970098	0.580358	12.0100	0.000000
AR-CSGARCH				
	Estimations	Ecart-type	t-valeur	Probabilité
AR1	0.028045	0.009881	2.8383e+00	0.004535
Omega	0.000000	0.000000	1.1155e+00	0.264621
Alpha1	0.000000	0.011236	2.6000e-05	0.999979
Beta1	0.047568	0.652130	7.2942e-02	0.941852
Eta11	0.998430	0.000116	8.6195e+03	0.000000
Eta21	0.047522	0.003795	1.2524e+01	0.000000
Shape	6.955501	0.424989	1.6366e+01	0.000000

Figure 5.10

La constante du processus de volatilité n'a aucun impact sur l'estimation du modèle (figure 5.10). Alpha et beta ont des niveaux identiques par rapport aux autres estimations, sauf pour le AR-CSGARCH où les coefficients sont inférieurs et non significatifs. Gamma est positif, comme pour S&P500, mais l'augmentation de volatilité que provoquerait un choc négatif est beaucoup moins conséquente. Cela est dû au faible niveau du coefficient.

	AIC	BIC	SIC	HQC
IGARCH	-5.9687	-5.9658	-5.9687	-5.9677
GJRGARCH	-5.9710	-5.9667	-5.9710	-5.9695
AR-CSGARCH	-5.9683	-5.9632	-5.9683	-5.9665

Figure 5.11

Les critères d'information montrent que le meilleur modèle d'estimation est le GJRGARCH pour l'indice obligataire (figure 5.11). Il s'agit du même modèle que pour l'indice S&P500.

#### 4.4.2. IMPLICATIONS ÉCONOMIQUES

Les obligations sont connues pour être le type d'actif le moins risqué du marché (figure 5.12). Cela se constate dans les prévisions puisque la volatilité est constante sur toute la période de prévision. Le pourcentage de 5% de volatilité est en revanche plus grand par rapport à l'indice S&P500 mais il se rapproche des cryptomonnaies. Les rendements peuvent varier entre 5% et -5% sur toute la période de prévision, l'obligation reste donc l'actif le plus sûr puisque cet écart ne change pas sur la période de prévision observée. Ce qui n'est pas le cas des cryptomonnaies.

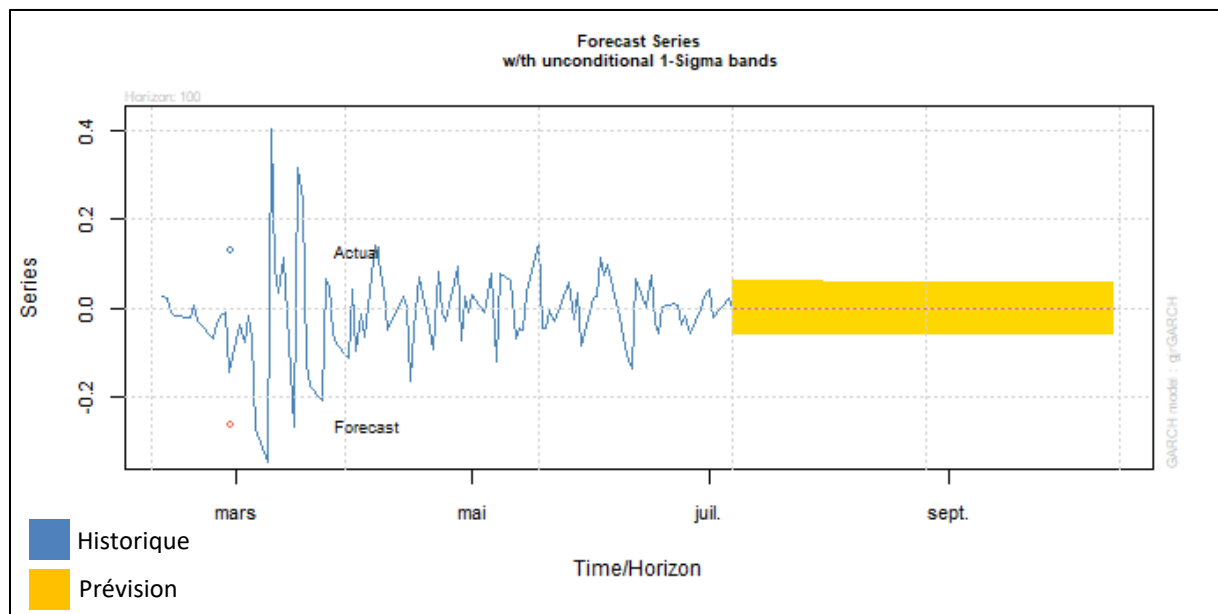


Figure 5.12

#### 4.5. CONCLUSION DES RÉSULTATS

Pour commencer, les cryptomonnaies sont plus affectés par les rendements passés et leur volatilité par rapport aux actifs traditionnels, sauf pour les obligations où ces impacts sont plus importants. Les chocs négatifs diminuent la volatilité dans le cas d'une cryptomonnaie alors qu'ils l'augmentent dans le cas d'un actif traditionnel. L'impact de crise est donc positif sur les cryptomonnaies alors qu'il ne l'est pas pour les actifs traditionnels. La mémoire longue a le même impact quel que soit l'actif considéré.

Le meilleur modèle diffère beaucoup de l'actif considéré et de son échantillon. Pour les cryptomonnaies, le IGARCH a été facilement identifié pour le Bitcoin tandis que le AR-CGARCH l'a été de manière plus restreinte pour le Litecoin. En ce qui concerne les actifs traditionnels, le GJRGARCH est le meilleur modèle identifié. Bien que les résultats obtenus pour les critères d'information soient meilleurs pour les actifs traditionnels, il serait faux de penser que cela rend les modèles plus adaptés à ce genre d'actifs. En effet, le calcul des critères d'information repose sur la taille de l'échantillon. Une partie qui explique le fait que les résultats soient meilleurs est donc l'échantillon qui plus grand pour les actifs traditionnels.

Pour terminer, l'analyse des graphiques prévisionnels montrent que les cryptomonnaies sont sujettes à plus de variations dans la volatilité. Les niveaux de rendements potentiels sont plus ou moins identiques entre les cryptomonnaies et l'indice obligataire. L'indice S&P500 a la meilleure variation de volatilité puisqu'elle est descendante avec le temps, il a également le pourcentage le moins élevé. Cependant, l'actif le plus sûr reste l'obligation puisque la volatilité est constante.

## 5. CONCLUSION

Le but de ce mémoire était de comprendre les implications économiques que pouvaient avoir les cryptomonnaies étant donné qu'elles sont considérées comme des nouveaux actifs. La première étape pour atteindre ce but a été une analyse des caractéristiques des rendements en comparant ces résultats avec ceux des actifs traditionnels. La deuxième étape est l'estimation de modèles de volatilité pour émettre une tendance de prévision. Une analyse comparative entre les actifs pour les modèles estimés a aussi été conduite afin de pouvoir déduire des implications pour la gestion du risque des positions des investisseurs.

Sur les 11 années d'existence de ces actifs, de nombreux articles scientifiques ont été publiés. Pour l'exercice de ce mémoire, l'intérêt a été porté sur la classification des cryptomonnaies dans un premier temps. Il s'agit donc d'une monnaie décentralisée qui ne peut être usurpée ou contrefaite. Cette notion de monnaie peut être nuancée mais c'est de cette manière qu'elle est perçue par les investisseurs. L'actif est aussi plus risqué par rapport aux autres actifs tels que les devises, les actions ou l'or (Kubát, 2015). Le Bitcoin, qui est souvent pris comme référence, se classe quelque part entre l'or et le dollar. Il regroupe des avantages des deux actifs et peut être utilisé pour la gestion de portefeuille, l'analyse des risques et l'analyse de marché (Dyhrberg, 2015). Les modèles utilisés pour les prévisions et la prise de décisions sont souvent des GARCH. Les meilleurs d'entre eux pour exprimer la volatilité sont le IGARCH, le GJR-GARCH (Chu et al., 2017) et le AR-CSGARCH (Katsiampa, 2017). Ce sont d'ailleurs ces trois modèles qui ont été sélectionnés pour les estimations de ce mémoire. L'utilisation d'autres modèles peut avoir des avantages : les modèles HAR sont plus robustes (Urquhart, 2017) et les modèles GAS apportent les meilleures prédictions et propriétés au Bitcoin. Les distributions à queues lourdes sont recommandées pour les processus de volatilité de ces modèles avec ces actifs (Troster et al., 2018). Le constat est le même pour les actifs traditionnels où la Student est privilégiée. L'effet des crises est quant à lui positif sur les cryptomonnaies, c'est ce qui est constaté avec la récente pandémie mondiale (Mnif, 2020).

L'analyse des caractéristiques conduite dans ce mémoire a confirmé certains des faits de cette revue de littérature. Premièrement, les cryptomonnaies montrent bien un risque plus important. L'écart-type moyen des rendements pour le Bitcoin et le Litecoin sont respectivement de 3,9% et de 5,6% tandis qu'il est de 1,1% et de 1,8% pour l'indice S&P500

et l'indice obligataire pour les échantillons observés. Cela est aussi observé dans les prévisions puisque les modèles estimés montrent une volatilité croissante pour les cryptomonnaies alors que les niveaux sont plus stables pour les actifs traditionnels. Deuxièmement, l'utilisation des modèles GARCH à queues lourdes est justifiée, la loi Student était un bon choix quel que soit le modèle ou l'actif. Troisièmement, il y a une confirmation d'un impact positif<sup>14</sup> des crises sur les cryptomonnaies. En effet, le modèle GJR-GARCH montre une diminution de la volatilité lorsqu'un choc négatif touche une cryptomonnaie.

Les différentes analyses montrent que les cryptomonnaies sont plus risquées que les actifs traditionnels mais cela signifie aussi que les rendements potentiels sont plus importants. Les investisseurs doivent donc tenir compte de cette réalité dans leur gestion du risque et des positions. En effet, les pertes potentielles sont plus élevées dans le cas des monnaies virtuelles. Les cryptomonnaies demandent donc plus de protection que les actifs traditionnels étant donné leur plus grand niveau de volatilité. Cependant, leur résistance aux chocs négatifs est un atout par rapport aux actifs traditionnels. Les démarches pour se protéger contre ce genre de risque sont donc moins importantes dans le cas d'une cryptomonnaie.

Afin d'améliorer ce travail, une piste de développement est la modification des modèles. Dans un grand nombre d'articles scientifiques, la modélisation de la moyenne conditionnelle se fait grâce à des modèles ARFIMA. Cela améliore les estimations ainsi que les prévisions qui en découlent. Une seconde piste est d'étendre la modélisation à d'autres formes de modèles tels que les GAS ou les HAR. Cela permettrait de comparer les formes de modèles entre eux pour déterminer lequel est le meilleur afin d'estimer les rendements des cryptomonnaies. Ce genre de modèle apporterait aussi une vision différente.

---

<sup>14</sup> Impact positif = diminution du risque

## 6. RÉFÉRENCES

ANALYTICS (2019), GALLOTY, A-C., « Modélisation ARCH et GARCH », en ligne : <https://agailloty.github.io/blog/econom%3%A9trie/modelisation-garch#:~:text=Il%20s'agit%20d'un,quelques%20p%3%A9riodes%20de%20temps%20auparavant>, consulté en octobre 2020.

BROKER-CFD, « Actifs à risque – Définitions et exemples », en ligne : <http://www.broker-cfd.fr/actifs-a-risque-definition.php>, consulté le 24/09/20.

BTC-DIRECT, « Combien de Bitcoin sont en circulation ? », en ligne : <https://btcdirect.eu/fr/fr/combien-de-bitcoins-sont-en-circulation>, consulté le 05/10/20.

CAFÉ DE LA BOURSE, « Commodities », en ligne : <https://www.cafedelabourse.com/lexique/definition/commodities>, consulté le 16/09/20.

CHEN, S., CHEN, C., K. HÄRDLE, W., LEE, TM. et ONG, B. (2016), « A first econometric analysis of the CRIX family », SFB 649 Discussion Paper 2016-031.

CHU, J., CHAN, S., NADARAJAH, S. et OSTERRIEDER, J. (2017), « GARCH Modelling of cryptocurrencies », Journal of Risk and Financial Management, 2017.

CLIFFSNOTES (2020), « Functions of the money », en ligne : <https://www.cliffsnotes.com/study-guides/economics/money-and-banking/functions-of-money>, consulté le 11/09/20.

COINMARKETCAP, en ligne : <https://coinmarketcap.com/fr/>, consulté le 05/10/20

CRYPTOENCYCLOPÉDIE, « Les crypto-monnaies expliquées simplement », en ligne : <https://www.cryptoencyclopedia.com/debuter-avec-les-crypto-monnaies>, consulté le 16/09/20.

DE LAGUICHE, S. et TAZÉ, B. (2014), « Actifs alternatifs dans une allocation : pourquoi, comment, combien ? », Amundi Discussion Papers Series, Novembre 2014.

FORTIER, S., « Les modèles MA, AR et ARMA multidimensionnels : estimation et causalité », CaMUS 4, Pages 112-136.

FXCM, « Les 11 secteurs du S&P 500 », en ligne : <https://www.fxcm.com/fr/insights/les-11-secteurs-du-sp-500/#footnote-4>, consulté le 13/10/20.

GHALANOS, A. (2020), « Introduction to the rugarch package. (Version 1.4-3) ».

GREGORIOU, A., VAN HEALY, J. et LE, H. (2019), « Prospect theory and stock returns: A seven factor pricing model », Journal of Business Research, Volume 101, 2019, Pages 315-322.

HAUBO DYHRBERG, A. (2015), « Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis », Finance Research Letters, Volume 16, February 2016, Pages 85-92.

INVESTOPEDIA (2020), SMITH, T., « Autocorrelation », en ligne : <https://www.investopedia.com/terms/a/autocorrelation.asp>, consulté le 07/10/20.

INVESTOPEDIA (2020), ZUCCHI, K., « Why the 10-Year U.S. Treasury Yield Matters », en ligne : <https://www.investopedia.com/articles/investing/100814/why-10-year-us-treasury-rates-matter.asp>, consulté le 16/10/20.

KATSIAMPA, P. (2017), « Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models », Economics Letters, Volume 158, September 2017, Pages 3-6.

KUBÀT, M. (2015), « Virtual currency bitcoin in the scope of money definition and store of value », Procedia Economics and Finance, Volume 30, February 2015, Pages 409-416.

LES ECHOS (1992), « Les principaux indices de performance obligataire », en ligne : <https://www.lesechos.fr/1992/12/les-principaux-indices-de-performance-obligataire-937635#:~:text=Les%20cing%20indices%20de%20performance,CNO%20et%20l'indice%20Fimagest>, consulté le 05/10/20.

MINITAB (2019), « All statistics for Runs Test », en ligne : <https://support.minitab.com/en-us/minitab-express/1/help-and-how-to/basic-statistics/inference/how-to/one-sample/runs-test/interpret-the-results/all-statistics/>, consulté le 07/10/20.

MINITAB (2019), « Interpret the key results for Runs Test », en ligne : <https://support.minitab.com/en-us/minitab-express/1/help-and-how-to/basic-statistics/inference/how-to/one-sample/runs-test/interpret-the-results/key-results/>, consulté le 07/10/20.

MNIF, E., JARBOUI, A. et MOUAKHAR, K. (2020), « How the cryptocurrency market has performed during COVID 19? A multifractal analysis », Finance Research Letters, Volume 36, Octobre 2020, 101647.

R-ATIQUE (2015), « Autocorrélation de séries temporelles ou spatiales », en ligne : <http://perso.ens-lyon.fr/lise.vaudor/autocorrelation-de-series-temporelles-ou-spatiales/>, consulté le 06/10/20.

STACKEXCHANGE (2020), « What is the difference between GARCH and ARMA ? », en ligne : <https://stats.stackexchange.com/questions/41509/what-is-the-difference-between-garch-and-arma>, consulté le 24/10/2020.

TEMPLEPROTESTANT, « hétéroscédasticité conditionnelle auto-régressive généralisée (GARCH) », en ligne : <https://templeprotestant.org/garch-1128>, consulté le 24/09/20.

TRADINGVIEW, « Indices boursiers mondiaux », en ligne : <https://fr.tradingview.com/markets/indices/quotes-snp/>, consulté le 13/10/20.

TROSTER, V., TIWARI KUMAR, A., SHAHBAZ, M. et NICOLÀS MACEDO, D. (2018), « Bitcoin returns and risk: A general GARCH and GAS analysis », Finance Research Letters, Volume 30, September 2019, Pages 187-193.

URQUHART, A. (2017), « The volatility of Bitcoin », SSRN Electronic Journal.