

THESIS / THÈSE

MASTER EN SCIENCES DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE

Quel a été l'impact du bannissement de 2020 concernant la vente à découvert sur la qualité du marché du Bitcoin ?

GÉRARD, Elian

Award date:
2023

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.

Quel a été l'impact du bannissement de 2020 concernant la vente à découvert sur la qualité du marché du Bitcoin ?



GERARD Eliau

Directeur : Prof. G. J.-Y.

Mémoire présenté en vue de l'obtention du titre de :

Master 120 - Sciences de gestion
Finalité Spécialisée

ANNÉE ACADÉMIQUE : 2023-2024

Remerciements

J'attribue mes remerciements à mon promoteur de mémoire, le professeur Jean-Yves Gnabo, pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce travail, ainsi que de m'avoir fait des recommandations pertinentes dans le but d'améliorer la qualité de ce mémoire.

Résumé/Summary

Résumé

Après la crise financière de 2008, qui bouscula les marchés financiers dans le monde entier, est venu le tour de la crise sanitaire de 2020, due au Covid-19, d'affecter les entreprises. Craignant une convulsion de ces dernières suite à une baisse des prix sur le marché des actions, six pays Européens ont introduit en mars 2020 un bannissement, durant deux mois, de la vente à découvert sur ce type de place boursière. L'impact de cet évènement sur la qualité du marché du Bitcoin, à savoir ses rendements, sa volatilité, son volume d'échange ainsi que sa liquidité, sera abordé dans ce travail. Les résultats démontrent que ce bannissement n'a pas eu d'influence sur les deux premières variables. Il a cependant amoindri le volume d'échange et la liquidité du Bitcoin. Ceci peut établir un lien existant entre le marché des actions et celui des cryptomonnaies, s'établissant au travers d'un acteur commun sur ces deux marchés : l'investisseur particulier.

Summary

Following the 2008 financial crisis and its impact of the financial markets around the world, came the turn of the 2020 Covid-19 crisis to affect institutions. Fearing consequences due to the price decrease on the stock market, six European countries introduced a two-month short selling ban on this type of exchange in March 2020. The impact this event had on the market quality of Bitcoin is reported by analyzing its returns, volatility, trading volume and liquidity. Results show this ban had no impact on the first two variables but did contribute to a decrease of trading volume and liquidity. This can be explained by the existence of a link between the stock and the cryptocurrency market, which is established by a common actor on those two exchanges: the retail investor.

Table des matières

1. Introduction	6
2. Revue de la littérature	9
2.1 Bitcoin et les facteurs qui influencent ses paramètres	9
2.2 Liens établis ou réfutés entre le Bitcoin et le marché des actions	9
2.3 Liens entre short selling et marché des actions	10
2.4 Liens entre le bannissement du short selling de 2008 et de 2020 et ses conséquences sur différents marchés	11
2.5 Acteurs communs aux marchés des actions et des cryptomonnaies	12
3. Méthodologie	13
3.1 Période d'évènement	13
3.2 Modélisation des rendements anormaux du Bitcoin – étude d'évènement	13
3.3 Modélisation de la volatilité du Bitcoin – le modèle GARCH.....	15
3.4 Modélisation du volume d'échange du Bitcoin – modèle d'Aalborg, Molnár & de Vries (2019)	17
3.5 Modélisation de la liquidité – modèle basé sur l'étude de Scharnowski (2021)	17
4 Analyse des données	19
4.1 Rendements des cryptomonnaies et volume d'échange du Bitcoin	19
4.2 L'indice de marché de l'United States Dollar (USD)	20
4.3 L'indice de marché S&P500.....	20
4.4 Les Recherches Google	20
4.5 L'indice de marché VIX.....	21
4.6 L'indice EPU	21
4.7 L'indice de volatilité de l'or.....	21
5 Résultats	22
5.1 Rendements et rendements anormaux du Bitcoin	22
5.2 Volatilité du Bitcoin	23
5.3 Volume d'échange du Bitcoin	23
5.4 Liquidité du Bitcoin.....	24
6 Discussion	26
6.1 Discussion – déterminants des rendements du Bitcoin	26
6.2 Discussion – déterminants de la volatilité du Bitcoin	26
6.3 Discussion – déterminants du volume d'échange du Bitcoin	27
6.4 Discussion – déterminants de la liquidité du Bitcoin	28
6.5 Discussion - effet du bannissement sur le volume d'échange et la liquidité du Bitcoin	28
7 Conclusion	30

Références.....	32
Annexes	37
Annexe 1 : Résultats du test ADF des rendements du Bitcoin	37
Annexe 2 : Résultats du test ADF de l'United-States dollar index	37
Annexe 3 : Table de la Loi de Student	38
Annexe 4 : Résultats empiriques du modèle sur la volatilité	39
Annexe 5 : Résultats empiriques du modèle sur le volume d'échange	39
Annexe 6 : Résultats empiriques du modèle sur la liquidité	40
Annexe 7 : Estimation de la quantité de cryptomonnaies possédées par pays	40
Annexe 8 : comparaison entre rendements anormaux observés et rendements anormaux prédits	41
Annexe 9 : résultats du test statistique t-student	41
Lexique.....	42

Quel a été l'impact du bannissement de 2020 concernant la vente à découvert sur la qualité du marché du Bitcoin ?

GERARD Elian

Janvier 2024

1. Introduction

La crise sanitaire de 2020, due au Covid-19, a entraîné toute une série de conséquences pour les marchés financiers mondiaux, dont la chute des prix d'actions de plusieurs entreprises. Face à ce problème, l'[Autorité européenne des marchés financiers](#) (aussi appelée ESMA) a instauré une série de prérequis concernant la [vente à découvert](#). Un de ces prérequis consistait par exemple à forcer les investisseurs à déclarer, à l'autorité compétente de leur pays, leurs positions de vente à découvert si cette dernière atteint au moins 0,1% du capital de l'entreprise à laquelle appartient l'action qui a été vendue à découvert. L'ensemble de cette réglementation avait pour but d'aider les pays membres de l'Union Européenne à stabiliser la situation financière en limitant la chute des prix des actions (ESMA, s.d.).

Suite à cela, quatre pays membres de l'Union Européenne ont instauré un bannissement de la vente à découvert sur le marché des actions durant un jour, avant de prolonger ce bannissement pour une durée de deux mois. Par la suite, deux autres pays membres de l'Union Européenne ont également décidé de bannir cette méthode d'investissement, toujours sur le marché des actions, et également durant une période de deux mois (Daghles et al., 2021).

Il s'agit de la troisième fois, en Europe et durant le 21^{ème} siècle, que cette méthode d'investissement se fait bannir, la première fois étant lors de la crise financière de 2008, et la seconde fois durant la crise de la dette dans la zone euro (Beber et al., 2018). Cela en fait un évènement peu commun et méritant une attention approfondie.

Le tableau 1 ci-dessous reprend les différents pays européens qui ont instauré un bannissement, la date à laquelle l'évènement a été annoncé ainsi que la période où il a pris effet (Daghles et al., 2021 ; McDowell, 2020 ; CNMV, 2020).







Pays	Date d'annonce du bannissement d'un jour	Date où le bannissement d'un jour prend effet	Date d'annonce du bannissement de deux mois	Période où le bannissement de deux mois prend effet
Autriche 	/	/	18 mars 2020	18 mars 2020 - 18 mai 2020
Belgique 	16 mars 2020	17 mars 2020	17 mars 2020	18 mars 2020 – 18 mai 2020
Espagne 	12 mars 2020	13 mars 2020	16 mars 2020	17 mars 2020 – 18 mai 2020
France 	16 mars 2020	17 mars 2020	17 mars 2020	18 mars 2020 – 18 mai 2020
Italie 	12 mars 2020	13 mars 2020	17 mars 2020	18 mars 2020 – 18 mai 2020
Grèce 	/	/	18 mars 2020	18 mars 2020 – 18 mai 2020

Tableau 1 - Pays et dates où le bannissement de la vente à découvert de 2020 s'est produit

Ces bannissements ont été une aubaine pour la littérature scientifique. Cette dernière s'est empressée d'étudier l'impact de cet événement sur divers critères, allant de la [volatilité](#) à la [liquidité](#) (Bessler, Vendrasco, 2021), et divers marchés financiers, allant du marché des actions au marché des [options](#) (Alderighi, Gurrola-Perez, 2020).

Cependant en 2020, un type d'investissement relativement nouveau, faisant déjà écho auprès des investisseurs financiers et de la littérature scientifique, présenterait un lien avec ce bannissement. Il s'agit des cryptomonnaies et surtout de leur souverain, avec des parts de marchés durant cette année variant entre 65 et 70% selon Statista (2020) : le Bitcoin.

Aucun article scientifique n'explore à ce jour l'impact que le bannissement de la vente à découvert a eu sur le Bitcoin. Pourtant, des similitudes peuvent être observées entre le marché des actions et celui des cryptomonnaies. Tout d'abord, une partie de la littérature scientifique a déjà établi des corrélations entre ces deux marchés (Chalvatzis, Symitsi, 2018). Ensuite, ceux-ci présentent plus de risque que des marchés comme celui de l'or (Long et al., 2021), (Nadda & Singh, 2013). Enfin, certains investisseurs sont également connus pour être présents sur ces deux marchés, certifiant que ces lieux d'échanges boursiers possèdent des acteurs communs (Didisheim, Somoza, 2022). Un exemple d'investisseurs communs sont par exemple les « [hedge funds](#) » (Khelifa, Guesmi & Urom, 2021; Khelifa et al., 2022).

L'intérêt de ce travail est donc de combler ce vide scientifique en répondant à la question suivante : « ***quel a été l'impact du bannissement de 2020 concernant la vente à découvert sur la qualité du marché du Bitcoin ?*** » La qualité du marché est définie selon quatre critères : les [rendements](#), la volatilité, le [volume d'échange](#) et la liquidité du Bitcoin. Ces paramètres sont repris car d'une part, ils rentrent dans la définition de qualité selon l'ISO 8402, à savoir « l'ensemble des caractéristiques d'une entité qui lui confèrent l'aptitude à satisfaire des besoins exprimés ou implicites ». D'autre part, ils sont également repris dans

plusieurs études scientifiques définissant également la qualité d'un marché (Bessler & Vendrasco, 2021 ; Alderighi & Gurrola-Perez, 2020).

Seul le Bitcoin est considéré pour les deux raisons suivantes : outre les parts de marché qu'il représente en 2020 par rapport aux autres cryptomonnaies (Statista, 2020), il n'est pas rare de voir des articles scientifiques se concentrer seulement sur le Bitcoin (Wu, Ho & Wu, 2022 ; Johnson, 2020 ; Aalborg, Molnár & de Vries, 2019), soulignant davantage la pertinence que représente cette cryptomonnaie sur son marché.

Répondre à cette question de recherche permettra de clarifier les interactions, s'il y en a, entre le marché des actions et des cryptomonnaies. Cela permettra également à la communauté scientifique de mieux comprendre la réaction des investisseurs en cas de bannissement de la vente à découvert. Enfin, la littérature scientifique n'est pas unanime sur le Bitcoin, son rôle avec le marché des actions et les déterminants de sa qualité sur son marché. Ce travail abordera ces points de divergences et cherchera, lorsque c'est possible, à trancher ces débats.

Ce mémoire ouvrera sur la littérature scientifique en lien avec sa question de recherche, avant de passer à la méthodologie employée pour y répondre. Cette dernière requiert des données qui seront présentées dans le chapitre suivant. Ensuite, les résultats obtenus suivant la méthodologie décrite précédemment seront présentés, puis une discussion de ceux-ci aura lieu afin de mieux les comprendre. Enfin, un chapitre de conclusion, résumant les points précédents et mettant en évidence les limites et futures pistes du mémoire, viendra clore ce travail.

2. Revue de la littérature

Cette section a pour but de résumer la littérature scientifique sur les sujets en lien avec la question de recherche. Afin de clarifier la revue de la littérature, les catégories suivantes sont établies : Le Bitcoin et les facteurs qui influencent ses paramètres, les liens établis ou réfutés entre cette cryptomonnaie et le marché des actions, les liens entre la vente à découvert et le marché des actions, les conséquences du bannissement du short selling sur différents marchés en 2008 et en 2020 (la littérature scientifique étant peu pertinente et ne couvrant que peu le bannissement de 2011, il est préférable de s'intéresser aux deux autres années qui sont plus riches en termes d'écrits et de conclusions), et enfin les acteurs communs aux marchés des actions et des cryptomonnaies.

2.1 Bitcoin et les facteurs qui influencent ses paramètres

Pour commencer, Wu, Ho & Wu (2022) démontrent que l'[indice EPU](#), un indice établi par Baker, Bloom & Davis (2016), influence à la fois positivement les rendements du Bitcoin et négativement la volatilité à long terme de cette cryptomonnaie.

Le Bitcoin a malheureusement tendance à attirer des visiteurs indésirés : Gandal et al. (2018) prouvent que cette cryptomonnaie peut être sensible à des failles de sécurité, déstabilisant le volume d'échange de ce dernier mais aussi le taux d'échange entre le dollar américain (l'USD) et le leader du marché des cryptomonnaies. Ces failles peuvent aussi entraîner une augmentation de la volatilité des prix ainsi qu'une annulation des rendements anormaux sur ce marché (Corbet et al., 2020).

Aalborg, Molnár et De Vries (2019) concluent l'existence d'une corrélation positive entre le nombre d'[adresses Bitcoin](#) et les rendements de cette cryptomonnaie. Ce même lien existe entre le volume d'échange et la volatilité du leader de son marché. Ce volume est d'ailleurs dépendant du nombre de recherche sur Google du terme « Bitcoin » ainsi que du [volume de transaction](#) de cette cryptomonnaie.

Byström & Krygier (2018) ajoutent que la volatilité des prix de la plus grosse cryptomonnaie est également déterminée par les recherches Google ainsi que par la volatilité du dollar américain, et que les investisseurs particuliers influencent plus la volatilité que les grosses institutions. Un dernier déterminant de la volatilité des prix du Bitcoin est l'[indice de marché S&P500](#) (Bakas, Magkonis & Oh, 2022).

Pour ce qui est de la liquidité du Bitcoin, elle est déterminée par sa volatilité, par son volume de transactions ainsi que par le nombre d'adresses utilisées dans ces échanges (Scharnowski, 2021).

2.2 Liens établis ou réfutés entre le Bitcoin et le marché des actions

Tout d'abord, l'indice EPU possède une relation négative avec le rendement des actions (Antonakakis, Chatziantoniou & Filis, 2013 ; Arouri et al., 2016 ; Chiang, 2019). Cette mesure

est associée avec une plus grande volatilité sur le marché des actions (Baker et al., 2016). Cela signifie que les investisseurs, lorsqu'ils subissent beaucoup de décisions gouvernementales impactant l'économie d'un pays en lien avec leur investissement, vont vouloir chercher un investissement alternatif afin de se protéger de cette baisse de rendements.

Dyhrberg (2016) et Saerbeck, Seng & Silva (2018) indiquent justement que le Bitcoin peut servir d'alternative à la vue de sa corrélation négative avec le marché des actions. Corbet et al. (2022) confirment cela en étudiant le rapport entre la liquidité des cryptomonnaies et l'arrivée de la crise sanitaire de 2020. Ils démontrent que cette variable a augmenté de manière significative, suggérant l'arrivée de nouveaux acteurs cherchant un actif plus sûr dans lequel investir en temps de crise. Cependant, Bouri et al. (2017) déclarent que si le Bitcoin est très bien pour diversifier des investissements, il ne devrait pas être utilisé en tant que [couverture financière](#), surtout lorsque les marchés sont en perturbation. Ces dires sont confirmés par Conlon & McGee (2020) qui découvrent qu'allouer une partie de l'investissement d'un portefeuille d'actions du S&P500 au Bitcoin va, en période de la crise sanitaire de 2020, augmenter le risque de ce portefeuille.

Liu & Tsyvinski (2018) ajoutent que le rendement des cryptomonnaies n'est pas influencé par la plupart des marchés des actions, ni par des facteurs macroéconomiques, ni par le rendement des monnaies et des commodités. Selon ces auteurs, seuls des facteurs spécifiques au marché des cryptomonnaies influencent ces dernières.

Contrairement aux idées des chercheurs précédents, des effets de contagion entre le Bitcoin et des entreprises énergétiques et technologiques ont été découverts : les rendements et la volatilité des prix d'actions de ces firmes se matérialisent sur la cryptomonnaie (Chalvatzis & Symitsi, 2018).

Johnson (2020) argumente qu'auparavant, le nombre de Bitcoin échangés dépendait beaucoup du cours d'ouverture de cette cryptomonnaie, mais depuis mars 2020, cela a changé : le leader de son marché devient dépendant du marché des actions et des conséquences du COVID-19 sur celui-ci.

2.3 Liens entre short selling et marché des actions

Bris, Goetzmann & Zhu (2003) démontrent dans les échanges boursiers où la vente à découvert est autorisée que d'une part, les rendements dans le marché des actions varient de manière plus intense, et d'autre part, que la volatilité dans ces marchés est plus élevée. Ce dernier point est confirmé par Baklaci, Suer & Yelkenci (2016). Boehmer & Wu (2013) ajoutent que les [short sellers](#) contribuent à l'efficience des prix sur le marché. Ce type d'investisseur est en effet capable de traiter de l'information publique afin de gagner un avantage financier sur leur investissement (Engelberg, Reed & Ringgenberg, 2012). Ils savent également repérer des entreprises qui représentent mal leurs états financiers et transmettent cette information afin que le prix des actions de ces entreprises représente bien l'état actuel de la firme (Karpoff & Lou, 2010).

Cependant, en période d'instabilité, la vente à découvert peut mener à une déstabilisation des marchés : Geraci, Garbaravicius & Veredas (2018) prouvent que cette méthode d'investissement peut mener à une augmentation de la volatilité et des rendements

négatifs des actions des entreprises, surtout si ces dernières sont de petites firmes. De plus, des institutions financières peuvent être la cible de « [predatory short selling](#) », faisant que le prix de l'action ciblé par ces individus ne reflète plus la vraie valeur de l'entreprise (Brunnermeier & Oehmke, 2014).

Malgré cela, Alderighi & Gurrola-Perez (2020) insistent que durant des périodes où les actions d'un marché sont plus vendues qu'achetées, même si les short sellers impactent positivement ces ventes, les « [long sellers](#) » en sont la cause principale. Cela signifie donc que ces derniers contribuent beaucoup plus au déclin des prix des actions que les short sellers.

2.4 Liens entre le bannissement du short selling de 2008 et de 2020 et ses conséquences sur différents marchés

Boulton & Braga-Alves (2010) indiquent que les restrictions placées sur la [vente à découvert à nu](#) mènent à des rendements anormaux négatifs. Beber & Pagano (2013) ajoutent que le bannissement de 2008 a détérioré la liquidité du marché des actions et les prix de ce dernier. Frino, Lecce & Lepone (2011) complètent cela en démontrant une détérioration de l'activité d'échange sur ces marchés ainsi qu'une augmentation de la volatilité et du [bid-ask spread](#).

Marsh & Payne (2012), se concentrant sur le marché des actions au Royaume-Uni, trouvent que le bannissement de la vente à découvert a détérioré ce lieu d'échange : baisse de liquidité et du volume d'échange, et de manière générale, une baisse de l'efficacité de ce marché.

Chang, Luo & Ren (2014) abordent les marchés émergents en analysant le fait de retirer le bannissement sur le short selling en Chine en 2010. Ils découvrent que cela a permis de diminuer la volatilité des prix et d'améliorer l'efficacité des prix des actions chinoises, montrant que la vente à découvert contribue positivement à la qualité du marché chinois.

Le bannissement de 2008 a aussi eu des effets sur le marché des options : il a augmenté le bid-ask spread des options liées aux actions bannies (Battalio & Schultz, 2011). Ceci est confirmé par Grundy, Lim & Verwijmeren (2012), qui ajoutent que le volume d'options contractées diminue à cause du bannissement. Ceci dit, des investisseurs informés de la vraie valeur de leurs options (liées aux actions non bannies), malgré les conditions détériorées du marché, échangent ces dernières de sorte à rendre les prix plus efficaces (Ni & Pan, 2020).

Des réactions similaires se sont produites, sur le marché des actions appartenant aux pays affectés par le bannissement, suite au bannissement du short selling de 2020 : la liquidité et le volume d'échange ont diminué tandis que le bid-ask spread et la volatilité ont augmenté. Cela suggère que le bannissement a aidé à détériorer le marché des actions au lieu de le stabiliser (Bessler & Vendrasco, 2021). Siciliano & Ventoruzzo (2020) confirment l'augmentation du bid-ask spread et la diminution de la liquidité en analysant l'impact de ce bannissement sur 14 pays membres de l'Union Européenne (dont les six pays européens affectés par le bannissement) et sur le Royaume-Uni.

2.5 Acteurs communs aux marchés des actions et des cryptomonnaies

Depuis mars 2020, une forte corrélation entre le marché des cryptomonnaies et celui des actions est observée (Johnson, 2020). Didisheim & Somoza (2022) suggèrent que des investisseurs particuliers ont à la fois des cryptomonnaies et des actions dans leur portefeuille d'investissement. Ces investisseurs sont, durant cette période, responsables pour 10% des variations des rendements d'actions, ce qui indique qu'ils représentent une part non négligeable de ce marché (van der Beck & Jaunin, 2023).

Ces mêmes investisseurs ont tendance à ne pas assez diversifier leur portefeuille d'investissement, dû à une confiance excessive, des suivis de tendances et des biais locaux (Goetzmann & Kumar, 2008). Ceci est une raison expliquant pourquoi ces individus sous-performent les indices de marché, d'autres explications étant le manque d'attention qu'ils prêtent à leur décision d'investissement et le fait d'accorder trop d'importance aux rendements passés (Barber & Odean, 2013).

Un autre type d'acteur présent sur le marché sont les « hedge funds » : Khelifa, Guesmi & Urom (2021) démontrent que les hedge funds sont également présents sur le marché des cryptomonnaies. Ceux-ci sont d'ailleurs capables de générer un bon rendement, motivant leur présence sur ce type d'échange (Bianchi & Babiak, 2020).

3. Méthodologie

Afin de répondre à la question de recherche, quatre modèles, un pour chaque variable représentant une partie de la qualité du marché du Bitcoin, sont établis. Ceux-ci analysent ces quatre variables durant une même période, la période d'évènement, à savoir du 16 mars 2020 au 18 mai 2020.

3.1 Période d'évènement

Le choix du début de cette période s'est fait en accord avec la forme semi-forte de l'[hypothèse des marchés financiers efficients](#) (Giot & Soudant, 2023).

La date du 16 mars, correspondant à la première date d'annonce du bannissement du short selling parmi les six pays européens concernés, est donc sélectionnée. Un autre argument pour ce choix de date est de dire que les dates d'annonces suivantes sont au 17 et 18 mars ce qui est très proche du 16 mars, motivant également ce choix (Daghles et al., 2021). Le dernier argument est en lien avec celui exprimé par Boufama (2013), indiquant que la période d'évènement s'intéresse à la forme semi-efficiente des marchés afin d'étudier le comportement des paramètres suite à l'arrivée d'une information publique.

Les dates d'annonces du bannissement d'un jour ne considèrent d'une part que quatre pays européens sur les six concernés et d'autre part, ne durent pas assez dans le temps pour avoir une analyse concluante sur l'impact de ce bannissement. De plus, la littérature scientifique s'intéresse uniquement aux bannissements à long terme (par exemple : Bessler & Vendrasco, 2021 ; Siciliano & Ventoruzzo, 2020). Pour ces raisons, les bannissements d'un jour ne sont pas considérés dans ce mémoire.

Quant au choix de la fin de la période d'évènement, il s'est fait selon l'argument suivant : le 18 mai 2020 est le jour où la sanction a été levée dans tous les pays européens concernés, mettant donc fin à l'évènement (Daghles et al., 2021).

3.2 Modélisation des rendements anormaux du Bitcoin – étude d'évènement

Afin de déterminer l'impact qu'a eu le bannissement sur les rendements du Bitcoin, une étude sur les rendements anormaux de cette cryptomonnaie a été effectuée. Le choix de l'étude d'évènement comme modèle se justifie via Boufama (2013) : dans la question de recherche de ce travail, un évènement (le bannissement de la vente à découvert) a eu lieu, et l'étude d'évènement permet d'obtenir les rendements anormaux résultant de cet évènement.

Cette méthode nécessite une période d'évènement, qui a déjà été déterminée, une date d'évènement, correspondant au jour où l'évènement a eu lieu (dans ce cas, le 1^{er} jour de l'évènement est considéré comme étant le 16 mars 2020) ainsi qu'une période d'estimation, antérieure à la période d'évènement, et servant à exclure tout effet possible de l'évènement étudié. Lawson & Skrepnek (2001) recommandent de choisir une période d'estimation allant de 120 à 210 jours avant le début de l'évènement. En prenant cela en compte, une période

arbitraire de 165 jours a été considérée, commençant le 1^{er} octobre 2019 et finissant le 15 mars 2020. L'illustration 1 résume la période d'estimation, la date d'évènement ainsi que la période d'évènement.



Illustration 1 – Définition de la période d'estimation, de la date et de la période d'évènement

La rentabilité anormale est définie comme étant le terme résiduel du modèle de marché (Sharpe, 1963). Ce modèle se définit selon la formule suivante :

$$R_t = \alpha + \beta * R_{m_t} + \varepsilon_t$$

avec :

R_t = rendement normal du Bitcoin à la date (t).

α, β = coefficients du modèle de marché.

R_{m_t} = rendement du marché des cryptomonnaies à la date (t).

ε_t = terme résiduel de l'équation du modèle de marché.

N'existant à ce jour pas d'indice représentant le marché des cryptomonnaies, un indice propre à cette étude a été créé, se basant sur les six cryptomonnaies ayant la plus grosse capitalisation boursière sur le marché en 2020 (celles suivant les six premières ne possèdent pas une capitalisation boursière suffisamment élevée que pour être considérées dans cet indice de marché artificiel).

Semblable à la manière dont est établi l'indice de marché S&P500 (Nalo, 2023), une moyenne pondérée basée sur la capitalisation boursière de chacune des six cryptomonnaies est calculée. Cela permet d'obtenir le poids que chaque cryptomonnaie devrait représenter dans l'indice de marché. Ce poids est ensuite utilisé pour pondérer chaque rendement des six sélectionnées dans l'indice de marché afin que ce dernier reflète le marché de manière plus juste.

Le tableau 2 reprend les six cryptomonnaies choisies ainsi que leur capitalisation boursière en 2020 et leur pondération dans l'indice de marché. Les données de la capitalisation boursière proviennent du site Coinbase.

Cryptomonnaie	Capitalisation boursière en 2020 (en milliard de dollar américain)	Poids dans l'indice de marché (en %)
Bitcoin (BTC)	494	59
Ethereum (ETH)	185	22
Tether (USDT)	79	9
Binance coin (BNB)	31	4
Ripple (XRP)	25	3
USD coin (USDC)	24	3

Tableau 2 – Cryptomonnaies, capitalisation boursière et indice de marché

Le modèle de marché est utilisé à deux reprises dans l'étude d'évènement : la première fois, il est établi durant la période d'estimation afin de calculer les paramètres α et β hors évènement. La deuxième fois, il est employé durant la période d'évènement tout en reprenant les paramètres α et β hors évènement. Une fois cela fait, il suffit d'isoler le terme résiduel dans l'équation du modèle de marché et de le calculer afin d'obtenir les rendements anormaux de la période d'évènement. Ceux-ci vont pouvoir déterminer, au travers d'un test statistique, si le bannissement a eu un impact sur les rendements du Bitcoin.

3.3 Modélisation de la volatilité du Bitcoin – le modèle GARCH

Le modèle autorégressif conditionnellement hétéroscédastique généralisé (GARCH) est souvent utilisé dans la littérature scientifique pour modéliser la volatilité des actions (Singh, Parmar & Kaur, 2023) mais aussi des cryptomonnaies (Fakhfekh & Jeribi, 2020). De plus, ce modèle permet de mesurer la variance des rendements, ce qui en fait une mesure appropriée pour estimer la volatilité.

Le modèle GARCH se définit de la manière suivante (Tsafack, 2021) : il faut commencer par établir un modèle ARCH. Pour comprendre ce modèle, les deux équations suivantes peuvent être considérées :

$$R_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = s_t * z_t$$

avec :

R_t = rendement du Bitcoin à la date (t).

μ = moyenne de ces rendements.

ε_t = terme résiduel des deux équations.

s_t = l'écart-type des rendements à la date (t).

z_t = terme stochastique suivant un « [white noise process](#) ».

Basé sur cela, le modèle ARCH(q) peut être défini de la manière suivante :

$$s_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 * \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q * \varepsilon_{t-q}^2$$

avec :

s_t^2 = variance des rendements du bitcoin à la date (t).

α = les paramètres de l'équation du modèle ARCH.

q = nombre de [lags](#) que possède le modèle.

Le modèle GARCH reprend le modèle ARCH(q) mais rajoute un paramètre indiquant que la variance mesurée aujourd'hui dépend de la variance mesurée hier. Si on considère un modèle GARCH(1,1), cela donne l'équation suivante :

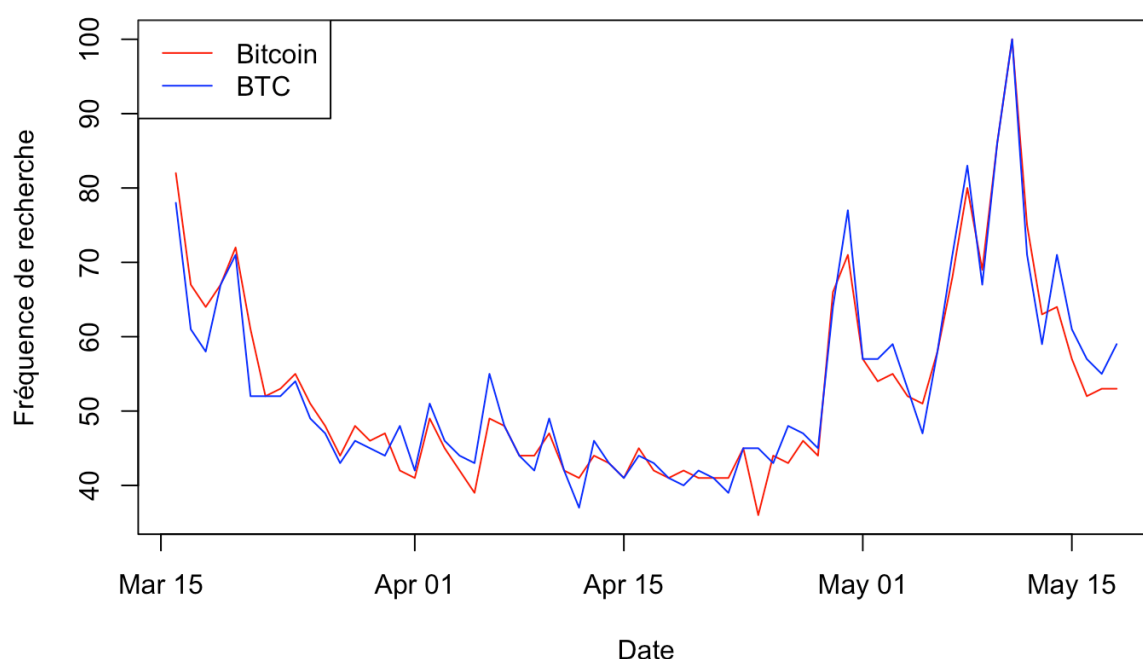
$$s^2_t = \omega + \alpha_1 * \varepsilon^2_{t-1} + \beta_1 * s^2_{t-1}$$

Dans un modèle GARCH(p,q), le p définit le nombre de lags que possède le terme de la variance et q définit le nombre de lags que possède le terme résiduel. Pour cette étude, un modèle GARCH(1,1) sera considéré car il s'agit du choix de p et de q le plus souvent utilisé dans ce modèle (Giot & Soudant, 2022).

Si le modèle GARCH permet de modéliser la volatilité du Bitcoin, il faut encore d'une part définir quels sont les déterminants de la volatilité, et d'autre part définir une variable qui permettra d'estimer l'impact du bannissement sur la volatilité de cette cryptomonnaie.

Concernant les déterminants de la volatilité, Byström & Krygier (2018) considèrent l'indice EPU, les rendements du BTC, la volatilité de l'USD et du marché des actions ainsi que les recherches Google relatives au mot « Bitcoin » (sachant que Google ne fait pas la différence entre les majuscules et les minuscules) comme des déterminants potentiels. Benhamed, Messai & Montasser (2023) rajoutent que le volume d'échange pourrait servir de déterminant, et Bakas, Magkonis & Oh (2022) déterminent que l'indice de marché S&P500 est également un déterminant de la volatilité. Je reprends tous ces déterminants, en considérant pour les recherches Google le mot « BTC » en plus du mot « Bitcoin », son raccourci étant aussi significatif que son original. Le graphique 1 démontre la pertinence d'ajouter le raccourci dans la variable consacrée aux recherches Google.

Fréquence de recherche des mots Bitcoin et BTC sur Google



Graphique 1 – Fréquence de recherches du mot « Bitcoin » et « BTC » sur Google durant la période d'évènement

Pour estimer l'impact de l'évènement sur la variable étudiée dans ce modèle, la méthode employée par l'ESMA, lors de son étude en 2020 de l'impact du short selling sur le marché des actions, est reprise. Elle consiste à définir une [variable muette](#) valant zéro durant la période d'estimation et un durant la période d'évènement afin de capturer l'impact du bannissement sur la [variable dépendante](#).

Le modèle final prend donc cette forme :

$$btc_t = \alpha + \beta_1 * usd_t + \beta_2 * sp_t + \beta_3 * google_t + \beta_4 * ve_t + \beta_5 * vix_t + \beta_6 * r_t + \beta_7 * epu_t + \beta_8 * dummy_t$$

avec :

α et β = paramètres de la régression.

btc_t = volatilité du Bitcoin au temps (t).

usd_t : volatilité de l'USD au temps (t).

sp_t = indice de marché S&P500 au temps (t).

$google_t$ = recherches Google des mots « Bitcoin » et « BTC » au temps (t).

ve_t = volume d'échange du Bitcoin au temps (t).

vix_t = indicateur de volatilité du marché financier aux Etats-Unis au temps (t).

r_t = rendement du Bitcoin au temps (t).

epu_t = l'indice EPU au temps (t).

$dummy_t$ = variable muette au temps (t).

3.4 Modélisation du volume d'échange du Bitcoin – modèle d'Aalborg, Molnár & de Vries (2019)

Pour établir ce modèle, les déterminants potentiels du volume d'échange présentés par Aalborg, Molnár & de Vries. (2019) sont repris, à l'exception du volume de transaction du Bitcoin ainsi que du nombre d'adresses uniques du Bitcoin en circulation. Cela est dû au fait que les données de ces deux variables n'ont pas été trouvées de manières complètes pour les périodes d'estimation et d'évènement. En ajoutant la variable muette pour capturer l'effet de l'évènement, le modèle final prend donc la forme suivante :

$$ve_t = \alpha + \beta_1 * vix_t + \beta_2 * google_t + \beta_3 * r_t + \beta_4 * btc_t + \beta_5 * dummy_t$$

Les variables employées dans ce modèle ont la même signification que celles utilisées dans la modélisation de la volatilité.

3.5 Modélisation de la liquidité – modèle basé sur l'étude de Scharnowski (2021)

Ce modèle se construit en deux temps. Dans un premier temps, il faut parvenir à quantifier la liquidité du Bitcoin. Pour se faire, l'Amihud Illiquidity Estimator (Odegaard, 2023 ; Amihud, 2002), un estimateur de l'illiquidité, est employé. Il se définit de la manière suivante :

$$illiq_t = 10^6 * \frac{1}{D} \sum \frac{|r_t|}{vol_t}$$

avec :

$illiq_t$ = mesure de l'illiquidité du Bitcoin au temps (t).

D = nombre de jours considérés pour l'évaluation de r_t .

r_t = rendement du Bitcoin au temps (t).

Vol_t = le volume d'échange du Bitcoin au temps (t).

L'illiquidité étant l'opposé de la liquidité, il suffira de prendre l'interprétation inverse résultant du modèle (si cette dernière indique que l'évènement a augmenté l'illiquidité, c'est donc qu'il a diminué la liquidité, et vice-versa). Cet estimateur est également repris dans d'autres études, comme celle de Bessler & Vendrasco (2021), prouvant sa pertinence.

Dans un second temps, il faut trouver les déterminants de la liquidité du Bitcoin. Scharnowski (2021) considère les déterminants suivants : les rendements du BTC en valeur absolue, un indicateur désignant les rendements négatifs du BTC, la volatilité du Bitcoin, du marché des actions aux Etats-Unis ainsi que de l'or, la différence entre le 3-month LIBOR et 3-month T-Bill rate (qui sont des taux sur des crédits), la moyenne pondérée entre le bid-ask spread de toutes les actions listées sur l'indice de marché S&P500, l'indice EPU, le volume de transaction et le nombre d'adresses uniques du Bitcoin, le taux de hachage total sur le réseau du Bitcoin, ainsi que la moyenne des frais payés aux mineurs du Bitcoin.

Parmi toutes ces variables, celles considérées sont les variables pour lesquelles suffisamment de données ont pu être trouvées (cela exclut les rendements négatifs du Bitcoin : si ceux-ci sont pris en compte, le modèle perdra trop de données et ne sera plus aussi pertinent), mais aussi pour lesquelles des données complètes et des données disponibles sont existantes (cela exclut la moyenne pondérée du bid-ask spread, toutes les données liées au réseau du Bitcoin ainsi que les taux sur les crédits). De plus, puisque l'Amihud Illiquidity Estimator considère le volume d'échange du Bitcoin dans sa mesure, je rajoute cette variable au modèle. La variable muette est également ajoutée, toujours dans le but de capturer l'impact de l'évènement sur la liquidité du marché du Bitcoin. Le modèle final se présente donc comme suit :

$$illiq_t = \alpha + \beta_1 * |r_t| + \beta_2 * btc_t + \beta_3 * or_t + \beta_4 * vix_t + \beta_5 * epu_t + \beta_6 * ve_t + \beta_7 * dummy_t$$

avec :

α et β = paramètres de la régression.

$illiq_t$ = mesure de l'illiquidité du Bitcoin au temps (t).

r_t = rendement du Bitcoin au temps (t).

btc_t = volatilité du Bitcoin au temps (t).

or_t = indicateur de volatilité du marché de l'or au temps (t).

vix_t = indicateur de volatilité du marché financier aux Etats-Unis au temps (t).

epu_t = indice EPU au temps (t).

ve_t = volume d'échange du Bitcoin au temps (t).

$dummy_t$ = variable muette au temps (t).

4 Analyse des données

Ces quatre modèles possédant diverses variables, il peut être bien de les catégoriser en fonction de leur provenance. Il peut également être noté que si toutes les variables sont censées représenter des données journalières couvrant la période d'estimation et d'évènement, certaines de ces variables ne sont pas disponibles tous les jours de la semaine (par exemple : l'indice S&P500 ne possède pas de données couvrant les week-ends et jours de fêtes). Afin d'obtenir la même quantité de données pour chaque variable couverte dans les modèles, les week-ends et jours de fêtes pour toutes les données présentées ci-dessous ne sont pas considérées, passant donc de données journalières couvrant une période initiale de 225 jours à une période finale de 159 jours.

4.1 Rendements des cryptomonnaies et volume d'échange du Bitcoin

Le cours ainsi que le volume d'échange du Bitcoin ont été tirés de la base de données disponible sur le site Bitcoinity. La plateforme sur laquelle ces données ont été prises est celle de Coinbase (selon les données de Bitcoinity, elle possède le plus gros volume d'échange de Bitcoin par rapport à d'autres plateformes). Les cours des autres cryptomonnaies sont tirés directement de la plateforme Coinbase pour cette raison. Afin de faciliter la mise en relation avec d'autres variables futures, l'unité des cours a été choisie en USD/Cryptomonnaie, et a servi à déterminer les rendements des cryptomonnaies au travers de la formule suivante :

$$r_t = (\text{cours}_t - \text{cours}_{t-1}) / \text{cours}_{t-1} * 100$$

avec :

r_t = rendement de la cryptomonnaie au temps (t).

cours_t = cours de la cryptomonnaie au temps (t).

Puisque les rendements du Bitcoin vont être repris dans un modèle GARCH, qui possède comme prérequis que la série de données soit [stationnaire](#), le test augmenté de Dickey-Fuller (aussi appelé test ADF) est appliqué sur cette série (ScienceDirect, s.d.). L'hypothèse nulle de ce test considère que la série n'est pas stationnaire, et l'hypothèse alternative est que la série est stationnaire. Les résultats du test (voir Annexe 7) indiquent une [p-value](#) inférieure à 0.01, signifiant que l'hypothèse nulle est rejetée avec un degré de confiance supérieur à 99%. La série est donc bien stationnaire.

Il est important de préciser que le volume d'échange, un type de donnée étant exprimé en dizaine de milliers, pose problème dans les modèles car il est mis en relation avec d'autres données étant exprimées en unité et dizaine, ce qui dérègle ces modèles. Pour pallier ce problème, la formule de standardisation suivante (Aalborg, Molnár & de Vries, 2019) est appliquée :

$$ve_t = \frac{v_t - avg(v)}{\sigma(v)}$$

avec :

ve_t = volume d'échange standardisé du Bitcoin au temps (t).

v_t = volume d'échange initial du Bitcoin au temps (t).

$avg(v)$ = moyenne du volume d'échange initial couverte sur l'ensemble des périodes (t).

$\sigma(v)$ = écart type du volume d'échange initial couvert sur l'ensemble des périodes (t).

4.2 L'indice de marché de l'United States Dollar (USD)

Cet indice a été pris sur le site marketwatch et correspond à une mesure de la puissance de l'USD face à un panier de six grosses monnaies dans le monde, à savoir l'euro, le livre sterling, le yen, le dollar canadien, la couronne suédoise et le franc suisse (Chen, 2022). C'est cette mesure qui servira à déterminer la volatilité de l'USD. La série de donnée devant donc faire face au modèle GARCH, un test ADF doit être effectué (voir Annexe 8). La p-value étant inférieure à 0.01, le test indique que l'hypothèse nulle est rejetée avec un degré de confiance supérieur à 99%, ce qui signifie que la série est bien stationnaire.

4.3 L'indice de marché S&P500

Les données sont tirées de la « Federal Reserve Bank of St. Louis » et reprend la performance des 500 plus grandes entreprises américaines cotées en bourse, pondérée en fonction de la capitalisation boursière de ces firmes.

4.4 Les Recherches Google

Google fournit sur leur site Google Trends la fréquence d'encodage d'un mot dans leur barre de recherche, en fonction des dates et des pays. Tous les pays dans le monde ont été considérés lors de l'extraction des données. En accord avec l'étude d'Aalborg, Molnár & de Vries (2019) et de Byström & Krygier (2018), le mot « Bitcoin » a été choisi pour définir les recherches Google. De plus, ayant observé que le mot « BTC » est pratiquement autant encodé dans la barre de recherche que le mot « Bitcoin », ce mot a également été ajouté dans les recherches Google. Il est important de noter que Google ne fait pas de différence entre les majuscules et les minuscules.

Les recherches s'exprimant parfois en unité proche des centaines, une standardisation des données selon la formule suivante (Aalborg, Molnár & de Vries, 2019) s'est faite :

$$google_t = \frac{trend_t - avg(trend)}{\sigma(trend)}$$

avec :

$google_t$ = recherches Google standardisées des mots « Bitcoin » et « BTC » au temps (t).

$trend_t$ = recherches Google initiales des mots « Bitcoin » et « BTC » au temps (t).

$avg(trend)$ = moyenne des recherches sur l'ensemble des périodes (t).

$\sigma(trend)$ = écart type des recherches sur l'ensemble des périodes (t).

4.5 L'indice de marché VIX

De son vrai nom, le [Chicago Board Options Exchange](#) (Cboe) volatility index, il correspond à un indicateur de la volatilité du marché des actions aux Etats-Unis. Les données ont été extraites sur le site du Cboe.

4.6 L'indice EPU

L'indice existe au niveau national et au niveau global. Puisque les cryptomonnaies sont présentes partout dans le monde (voir Annexe 7), l'indice EPU au niveau global a été sélectionné. Il s'agit donc d'un indice reprenant la moyenne pondérée de 21 indices EPU nationaux. Chaque indice national reprend la fréquence de journaux relatifs aux nouvelles de leur pays sur les trois sujets suivants : loi gouvernementale, économie, et incertitude vis-à-vis des deux premiers sujets (EPU, 2012). Les données ont été tirées de la « Federal Reserve Bank of St. Louis ».

4.7 L'indice de volatilité de l'or

Il a également été obtenu sur le site de la « Federal Reserve Bank of St. Louis ». Cet indice, autrement appelé le CBOE GOLD ETF Volatility Index, est une mesure de la volatilité de l'or.

5 Résultats

Dans cette section, les résultats des modèles établis dans le chapitre 3 seront analysés. Le code informatique rédigé dans le logiciel R, ainsi que les bases de données présentées dans le chapitre 4, peuvent être trouvés dans le dossier « Mémoire_model » joint à ce travail.

5.1 Rendements et rendements anormaux du Bitcoin

Deux régressions ont été effectuées dans ce modèle. La première permet d'obtenir les paramètres afin de déterminer les rendements prédits, et la seconde permet d'avoir l'alpha et le beta des rendements observés. Le tableau 3 démontre cette comparaison ainsi que le degré de signification de la p-value des différents paramètres : « *** » correspond à un degré de signification de 99,9% ; « ** » correspond à un degré de signification de 99%, « * » correspond à un degré de signification de 95%, « . » correspond à un degré de signification de 90% ; et « » signifie que la variable liée au paramètre n'est pas statistiquement significative.

	Rendements observés	Rendements prédits
Intercept	0,09	-0,07
Rendements du marché	1,03***	0,98***

Tableau 3 – Résultats de la régression du rendement du marché des cryptomonnaies sur le rendement du Bitcoin

Dans les deux cas, le rendement du marché des cryptomonnaies est statistiquement significatif, ce qui veut dire que cette variable a bien un impact sur le rendement du Bitcoin. Les paramètres peuvent donc être repris afin de prédire les rendements anormaux du Bitcoin via la formule suivante :

$$\varepsilon_t = R_t - \alpha - \beta * R_{m_t}$$

avec :

R_t = rendement du Bitcoin à la date (t).

α = intercept prédit de la régression.

β = coefficient prédit du rendement du marché des cryptomonnaies.

R_{m_t} = rendement du marché des cryptomonnaies à la date (t).

ε_t = prédiction des rendements anormaux du Bitcoin à la date (t).

Pour vérifier l'impact de l'évènement sur les rendements du Bitcoin, le test t-student sera effectué (Boufama, 2013). L'hypothèse nulle consiste à dire que l'évènement n'a pas eu d'impact sur les rendements normaux du Bitcoin, et l'hypothèse alternative consiste à dire l'inverse. Le test s'effectue selon la formule suivante :

$$t = \frac{\text{avg}(\varepsilon_t)}{\sigma(\varepsilon_t)}$$

Avec 64 degrés de liberté (correspondant au nombre de données utilisées pour calculer la moyenne ou l'écart-type des rendements anormaux dans la formule) et une valeur de t correspondant à 0,08 ; la table de Student (voir Annexe 3) indique que l'hypothèse nulle ne peut pas être rejetée, donc que le bannissement n'a eu aucun impact sur les rendements du Bitcoin.

5.2 Volatilité du Bitcoin

Le tableau 4 reprend les variables utilisées dans le modèle pour déterminer la volatilité du Bitcoin ainsi que les valeurs des paramètres de la régression et leur degré de signification statistique selon leur p-value. Ces résultats empiriques sont également disponibles en Annexe 4.

	Valeur des paramètres
Intercept	5,5*
Volatilité de l'USD	-0,1
Indice de marché S&P500	-0,001
Recherches Google	0,28
Volume d'échange du BTC	0,31*
Indice VIX	0,05***
Rendements du BTC	0,04
Indice EPU	-0,004***
Impact de l'évènement	0,72

Tableau 4 – Résultats de la régression de plusieurs variables sur la volatilité du Bitcoin

Seul le volume d'échange du Bitcoin ainsi que les indices VIX et EPU sont statistiquement significatifs et ont donc une influence sur la volatilité du Bitcoin. Cela signifie également que l'évènement n'a pas eu d'impact sur la volatilité de cette cryptomonnaie.

Le [coefficient de détermination](#) de la régression (aussi appelé R^2) vaut 0,61 ce qui signifie que le modèle n'explique que 61% des variations de la volatilité du Bitcoin. Cela peut vouloir dire que la régression manque de déterminants significatifs qui expliquent la volatilité du Bitcoin.

5.3 Volume d'échange du Bitcoin

Le tableau 5 reprend les variables utilisées dans le modèle pour déterminer le volume d'échange du Bitcoin ainsi que les valeurs des paramètres de la régression et leur degré de signification statistique selon leur p-value. Ces résultats empiriques sont également disponibles en Annexe 5.

	Valeur des paramètres
Intercept	-0,35**
Indice VIX	0,02***
Recherches Google	0,91***
Rendements du BTC	-0,04***
Volatilité du BTC	0,1*
Impact de l'évènement	-1,09***

Tableau 5 – Résultats de la régression de plusieurs variables sur le volume d'échange du Bitcoin

Toutes les variables sont statistiquement significatives. La variable qui est la plus intéressante dans le cadre de cette étude, à savoir l'impact de l'évènement, à une valeur de -1,09 ; cela signifie que le bannissement de la vente à découvert de 2020 a contribué à une diminution du volume d'échange sur le marché du Bitcoin de 1,09%.

Le R^2 de la régression vaut 0,8 ce qui signifie que le modèle actuel explique bien les variations du volume d'échange du Bitcoin.

5.4 Liquidité du Bitcoin

Le tableau 6 reprend les variables utilisées dans le modèle pour déterminer l'illiquidité du Bitcoin ainsi que les valeurs des paramètres de la régression et leur degré de signification statistique selon leur p-value. Ces résultats empiriques sont également disponibles en Annexe 6.

	Valeur des paramètres
Intercept	0,05
Rendements absolus du BTC	0,37***
Volume d'échange du BTC	-0,8***
Volatilité du BTC	0,06.
Volatilité de l'or	-0,0001
Indice VIX	0,0005
Indice EPU	-0,001*
Impact de l'évènement	0,48*

Tableau 6 – Résultats de la régression de plusieurs variables sur l'illiquidité du Bitcoin

Toutes les variables sauf la volatilité de l'or et l'indice EPU sont significatives. L'évènement a contribué à une augmentation de l'illiquidité du Bitcoin de 0,48%, causant donc une diminution de la liquidité sur ce marché.

Le R^2 de la régression vaut 0,71 ce qui signifie que le modèle actuel explique plutôt bien les variations de la liquidité du Bitcoin.

6 Discussion

Les résultats présentés ci-dessus indiquent de manière générale que le bannissement de la vente à découvert en 2020 n'a pas eu d'impact sur les rendements et la volatilité du Bitcoin. En revanche, il a contribué à une diminution du volume d'échange et de la liquidité sur ce marché.

Il est également important de noter que pour le modèle de la volatilité, le R^2 est relativement faible, signifiant que des variables significatives sont probablement manquantes dans le modèle. Une théorie serait de dire qu'il faudrait ajouter le volume de transaction et le nombre d'adresses uniques du Bitcoin au modèle, ces deux variables étant significatives dans le modèle d'Aalborg, Molnár & de Vries (2019) dans la détermination de la volatilité du Bitcoin, mais qui n'ont pas été rajoutées dans ce modèle dû à un manque de données complètes de ces deux variables.

Pour la suite de cette section, les résultats des quatre modèles seront comparés à la littérature scientifique afin de voir les points communs et les différences entre les résultats de cette étude et ceux des chercheurs, ce qui permettra d'évaluer la pertinence des modèles de ce mémoire et d'expliquer les causes pour lesquelles ces résultats sont obtenus.

6.1 Discussion – déterminants des rendements du Bitcoin

Liu & Tsyvinski (2018) argumentent que seuls des facteurs spécifiques au marché des cryptomonnaies peuvent influencer les rendements du Bitcoin, ce qui expliquerait pourquoi l'évènement n'a pas eu d'impact sur le rendement. Aalborg, Molnár & de Vries (2019) n'ont pas réussi à trouver un seul déterminant du rendement de cette cryptomonnaie, confirmant l'intuition des deux premiers auteurs.

Seuls Wu, Ho & Wu (2022) trouvent un facteur influençant les rendements du Bitcoin, à savoir l'indice EPU. Ce facteur n'est cependant pas assez puissant que pour rendre l'impact du bannissement du short selling sur les rendements du Bitcoin significatifs.

6.2 Discussion – déterminants de la volatilité du Bitcoin

Les déterminants trouvés dans ce travail qui ont un impact sur la volatilité sont le volume d'échange du Bitcoin ainsi que les indices VIX et EPU. Les quatre autres variables (à savoir la volatilité de l'USD, les recherches Google, l'indice de marché S&P500 et les rendements du Bitcoin) n'ont pas d'impact sur la variable dépendante.

Selon l'étude de Wu, Ho & Wu (2022), l'indice EPU influence négativement la volatilité du marché du Bitcoin, ce qui est en adéquation avec les résultats de ce travail. Aalborg, Molnár & de Vries (2019) argumentent que la volatilité est corrélée positivement avec le volume d'échange du BTC, ce qui est également démontré dans ce travail.

Cependant, si les résultats de cette étude et ceux de ces trois auteurs n'indiquent aucune relation entre la volatilité et les recherches Google, Byström & Krygier (2018) contredisent cela, et prouvent aussi que la volatilité du BTC est dépendante de celle de l'USD. La divergence au niveau des recherches Google s'explique par le fait que ces deux chercheurs considèrent huit mots-clés différents de « bitcoin » et pas toujours en lien direct avec le Bitcoin (par exemple : « inflation », « stock market crash » et « war »).

Seulement, Bakas, Magkonis & Oh (2022) essaient de trancher le débat en affirmant que les recherches Google liées au Bitcoin sont bien un déterminant de la volatilité. Ils rajoutent aussi, contrairement aux résultats obtenus dans ce mémoire, que l'indice de marché S&P500 est également corrélé avec la volatilité du Bitcoin.

Afin de vérifier si les recherches Google liées au Bitcoin sont bien un déterminant de la volatilité, les arguments exposés dans la littérature scientifique seront explorés. Une théorie avancée par Byström & Krygier (2018) serait de dire que la corrélation entre les recherches Google et la volatilité du Bitcoin montrerait que les investisseurs particuliers joueraient un rôle plus important que des investisseurs institutionnels dans la détermination de la volatilité du Bitcoin.

Si la théorie n'est pas confirmée, elle va cependant dans le sens des résultats de ce mémoire : le bannissement de la vente à découvert sur le marché des actions n'a pas eu d'impact sur la volatilité du Bitcoin, ce qui pourrait aussi vouloir dire que les institutions pratiquant la vente à découvert sur le marché des actions ne se sont pas tournées davantage vers cette cryptomonnaie.

Cependant, un contre-argument à cette théorie peut être établi : rien n'indique que les investisseurs institutionnels n'utilisent pas Google pour se renseigner. L'argument de Byström & Krygier (2018) est assez faible et davantage de recherches doivent être effectuées afin de déterminer le rôle des investisseurs particuliers sur le marché du Bitcoin.

Pour ce qui est de la volatilité de l'USD ainsi que les indices de marché S&P500 et VIX, le modèle de ce travail est limité dû à un manque de variables pertinentes, surtout le volume de transaction et le nombre d'adresses du Bitcoin. Cela viendrait confirmer le problème du R^2 relativement faible de ce modèle.

6.3 Discussion – déterminants du volume d'échange du Bitcoin

Les déterminants du volume d'échange du Bitcoin trouvés dans ce travail sont les suivants : les recherches Google, le rendement et la volatilité du BTC ainsi que l'indice VIX.

Aalborg, Molnár & de Vries (2019) démontrent que le volume d'échange n'est expliqué que par les recherches Google et la volatilité du BTC, ce qui n'est pas en adéquation avec les résultats de ce travail. Cette divergence au niveau de l'indice VIX peut s'expliquer par les dires de Johnson (2020), indiquant que le marché des actions devient corrélé à partir de mars 2020 au marché du Bitcoin.

A ce jour, la littérature scientifique n'explique pas si depuis mars 2020, les rendements peuvent être déterminants du volume d'échange.

6.4 Discussion – déterminants de la liquidité du Bitcoin

Pour rappel, le rendement en valeur absolue du Bitcoin, le volume d'échange et la volatilité de cette cryptomonnaie ainsi que l'indice EPU sont les variables qui influencent la liquidité du Bitcoin. Les deux variables indépendantes n'ayant pas d'impact sur la liquidité du BTC sont la volatilité de l'or et l'indice VIX.

Scharnowski (2021) a également trouvé que la liquidité du Bitcoin est corrélée négativement avec la volatilité de cette cryptomonnaie, et qu'une corrélation positive existe entre le volume d'échange du Bitcoin et sa liquidité. Cependant il démontre qu'aucun effet d'entraînement existe entre la volatilité aux USA et la volatilité de l'or sur la liquidité du Bitcoin. Sachant que l'auteur démontre en plus, en contradiction avec les résultats de ce mémoire, que l'indice EPU ne joue pas de rôle sur la variable dépendante, cela signifie selon l'auteur que la corrélation entre le risque sur le marché des Etats-Unis et la liquidité du Bitcoin est non-existante.

L'auteur ne considère que des données allant jusque 2019. La littérature scientifique ne reproduit, à ce jour, pas d'étude avec des données plus fraîches, laissant tout changement entre 2019 et 2020 injustifié par la communauté scientifique.

6.5 Discussion - effet du bannissement sur le volume d'échange et la liquidité du Bitcoin

L'étude réalisée dans ce travail démontre que le bannissement de la vente à découvert a eu un impact négatif sur le volume d'échange et la liquidité du Bitcoin, mais comment justifier cela ?

Une première explication serait de dire que le Bitcoin sert de couverture financière (Dyhrberg, 2016) avec l'arrivée de la crise sanitaire de 2020, ce qui explique aussi l'augmentation de la liquidité des cryptomonnaies à cette époque (Corbet et al, 2022). Des short sellers auraient pu utiliser le Bitcoin comme protection financière mais avec le bannissement de la vente à découvert sur le marché des actions, certains investisseurs auraient perdu la raison d'utiliser le Bitcoin comme couverture financière et se seraient donc retirés du marché. Cependant, Bouri et al. (2017) ainsi que Conlon & McGee (2020) démontrent que le Bitcoin est une mauvaise couverture financière en temps de crise, ce qui rend cette explication moins pertinente. Il reste tout de même possible que des investisseurs ne soient pas à l'écoute de la littérature scientifique, ceux-ci étant sujets à des biais cognitifs motivant leurs décisions d'investissement (Goetzmann & Kumar, 2008).

Une deuxième explication, plus solide que la précédente, est la suivante : depuis mars 2020, le marché des cryptomonnaies est devenu dépendant du marché des actions et des conséquences du COVID-19 sur ce dernier (Johnson, 2020). Cela est dû à la présence d'investisseurs particuliers ayant à la fois des actions et des cryptomonnaies dans leur portefeuille d'investissement (Didisheim & Somoza, 2022). Le bannissement de la vente à découvert de 2008 a eu des répercussions sur le marché des actions, avec notamment une

diminution du volume d'échange (Frino, Lecce & Lepone, 2011) et de la liquidité (Beber & Pagano). Ces mêmes conséquences sont observées sur le Bitcoin.

Cependant, Frino, Lecce & Lepone (2011) démontrent qu'une autre conséquence du bannissement de 2008 est une augmentation de la volatilité sur le marché des actions, mais cela n'est pas observé sur le Bitcoin dans le modèle de volatilité de ce travail.

Les mêmes observations sont réalisées avec le bannissement de 2020, Bessler & Vendrasco (2021) confirmant la baisse de la liquidité et du volume d'échange ainsi que l'augmentation de la volatilité sur le marché des actions appartenant aux pays européens affectés par le bannissement.

Goetzmann & Kumar (2008) expliquent que ces investisseurs particuliers ont des suivis de tendances : voyant que des acteurs (ceux affectés par le bannissement de 2020) ont quitté le marché des actions, ces investisseurs auraient décidé également de quitter le marché des cryptomonnaies, créant une diminution du volume d'échange et de la liquidité.

Un autre argument pour soutenir cette théorie est celui avancé par Khelifa, Guesmi & Urom (2021) : les hedge funds (des investisseurs institutionnels) actifs sur le marché des cryptomonnaies n'ont pas vu leur performance impactée par la crise covid, leur donnant ainsi une raison de rester sur le marché. Cela pourrait indiquer que ce ne sont pas les acteurs principaux ayant causé une diminution de la liquidité en période de bannissement de la vente à découvert.

Le défaut de cette explication est que la littérature scientifique ne démontre pas pourquoi des investisseurs particuliers sont présents à la fois sur le marché des actions et sur celui des cryptomonnaies, ce qui ne justifie pas totalement cette explication.

7 Conclusion

Ce mémoire a couvert le bannissement de la vente à découvert sur le marché des actions dans six pays européens et son impact sur la qualité du marché du Bitcoin, plus précisément sur ses rendements, sa volatilité, son volume d'échange et sa liquidité.

La littérature scientifique a d'abord été revue afin de comprendre ce que cette dernière explique, mais aussi de souligner les divergences et lacunes de celle-ci. Une fois cela fait, la méthodologie a pu être abordée afin de mettre en œuvre l'étude.

Les rendements du Bitcoin ont été mesurés via une étude d'évènement, définissant une période d'estimation de 165 jours avant le bannissement, et une période d'évènement qui reprend toute la durée du bannissement. Le modèle conclut sur l'évènement qui n'a eu aucun impact sur les rendements du Bitcoin.

Le modèle GARCH a été employé afin de déterminer la volatilité de cette cryptomonnaie. Ensuite, plusieurs déterminants de la volatilité du Bitcoin ont été ajoutés au modèle. Au final, l'évènement n'a pas eu d'impact sur la volatilité. Il faut souligner tout de même que le modèle possède un R^2 relativement faible dû à l'absence de variables indépendantes comme le volume de transaction et le nombre d'adresses uniques du Bitcoin. Davantage d'études doivent être faites sur les investisseurs particuliers afin de déterminer leur rôle dans la volatilité du Bitcoin et des recherches Google liées au Bitcoin.

Le bannissement du short selling de 2020 a cependant influencé négativement le volume d'échange. D'autres facteurs influençant la variable dépendante sont les recherches Google, le rendement et la volatilité du BTC ainsi que l'indice VIX, ce qui contredit la littérature. Cette dernière affirme que seuls les recherches Google et la volatilité du Bitcoin ont joué un rôle dans la détermination du volume d'échange du Bitcoin. Davantage de recherches doivent être établies sur le rôle des rendements du Bitcoin dans la détermination de son volume d'échange.

L'évènement a aussi influencé positivement l'illiquidité du Bitcoin, donc négativement sa liquidité. D'autres déterminants de la liquidité, en adéquation avec la littérature scientifique, sont la volatilité et le volume d'échange du Bitcoin. En revanche, les résultats du modèle de liquidité indiquent une relation entre la liquidité et les rendements en valeur absolu du Bitcoin, ainsi que l'indice EPU, ce qui n'est pas en adéquation avec la littérature scientifique. Cette dernière vieillit rapidement à cause des multiples changements liés au marché du Bitcoin et une mise à jour des résultats peut être intéressante pour la littérature scientifique.

La réponse à la question de recherche « *quel a été l'impact du bannissement de 2020 concernant la vente à découvert sur la qualité du marché du Bitcoin ?* » est donc la suivante : le bannissement de 2020 n'a pas eu d'impact sur les rendements et la volatilité du Bitcoin, mais a provoqué une diminution de son volume d'échange et de sa liquidité.

L'effet du bannissement sur le short selling de 2020 ne se justifie que via des pistes laissées dans la littérature scientifique : la première étant de dire que le Bitcoin sert de protection financière aux short sellers du marché des actions des pays européens où le bannissement a eu lieu, et que cette protection n'est plus devenue nécessaire durant le bannissement.

La deuxième piste, plus solide que la précédente, est de dire que le marché des actions est corrélé au marché des cryptomonnaies au travers d'investisseurs particuliers. Ces derniers suivent les tendances sur un marché et répercutent celles-ci sur l'autre marché.

De futures recherches pourraient se consacrer à une exploration approfondie de ces deux pistes : une première étude pourrait se concentrer sur la capacité du Bitcoin à servir de couverture financière pour la vente à découvert d'actions. Une autre étude pourrait s'intéresser davantage au comportement des investisseurs particuliers et leurs raisons d'être à la fois sur le marché des actions et des cryptomonnaies.

Ce mémoire pourrait par ailleurs être repris avec un modèle de volatilité plus pertinent, et pourrait se concentrer sur d'autres cryptomonnaies que le Bitcoin, comme par exemple l'Ethereum, éternel second de son marché.

Références

Aalborg, H. A., Molnár, P., & de Vries, J. E. (2019). What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin ? *Finance Research Letters*, 29, 255-265.

Alderighi, S., & Gurrola-Perez, P. (2020). What does academic research say about short-selling bans ? (SSRN Scholarly Paper 3775704).

Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns : Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31-56.

Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., & Filis, G. (2013). Dynamic co-movements of stock market returns, implied volatility and policy uncertainty. *Economics Letters*, 120(1), 87-92.

Arouri, M., Estay, C., Rault, C., & Roubaud, D. (2016). Economic policy uncertainty and stock markets : Long-run evidence from the US. *Finance Research Letters*, 18, 136-141.

Bakas, D., Magkonis, G., & Oh, E. Y. (2022). What drives volatility in Bitcoin market? *Finance Research Letters*, 50, 103237.

Baker, S. R., Bloom, N., & Davis, S. J. (2016). Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), 1593-1636.

Baklaci, H. F., Suer, O., & Yelkenci, T. (2016). A closer insight into the causality between short selling trades and volatility. *Finance Research Letters*, 17, 48-54.

Barber, B. M., & Odean, T. (2013). Chapter 22—The behavior of individual investors. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Éds.), *Handbook of the Economics of Finance* (Vol. 2, p. 1533-1570). Elsevier.

Battalio, R., & Schultz, P. (2011). Regulatory uncertainty and market liquidity : The 2008 short sale ban's impact on equity option markets. *The Journal of Finance*, 66(6), 2013-2053.

Beber, A., & Pagano, M. (2011). Short-selling bans around the world : Evidence from the 2007-09 crisis (SSRN Scholarly Paper 1502184).

Beber et al. (2018). Short-selling bans and bank stability. <https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/wp/esrb.wp64.en.pdf>

Benhamed, A., Messai, A. S., & El Montasser, G. (2023). On the determinants of bitcoin returns and volatility : What we get from gets? *Sustainability*, 15(3), 1761.

Bessler, W., & Vendrasco, M. (2021). The 2020 European short-selling ban and the effects on market quality. *Finance Research Letters*, 42, 101886.

Bianchi, D., & Babiak, M. (2022). On the performance of cryptocurrency funds. *Journal of Banking & Finance*, 138, 106467.

Bitcoinity (2020). Bitcoin trading volume. <https://data.bitcoinity.org/markets/volume/all/USD/coinbase?t=b>

Boehmer, E., & Wu, J. (2012). Short selling and the price discovery process(SSRN Scholarly Paper 972620).

Boufama, O. (2013). La méthodologie d'étude d'événement : Une méthode et des outils à s'appropriier en finance. *Revue des sciences humaines*.

Boulton, T. J., & Braga-Alves, M. V. (2010). The skinny on the 2008 naked short-sale restrictions. *Journal of Financial Markets*, 13(4), 397-421.

Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin : Is it really more than a diversifier ? *Finance Research Letters*, 20, 192-198.

Bris, A., Goetzmann, W. N., & Zhu, N. (2003). Efficiency and the bear : Short sales and markets around the world (SSRN Scholarly Paper 375318).

Brunnermeier, M. K., & Oehmke, M. (2013). Predatory short selling (SSRN Scholarly Paper 2244511).

Bystrom, H., & Krygier, D. (2018). What drives bitcoin volatility ? (SSRN Scholarly Paper 3223368).

Cboe (2020). Historical Data for Cboe VIX Index and Other Volatility indices. https://www.cboe.com/tradable_products/vix/vix_historical_data/

Chalvatzis, K. J. & Symitsi, E. (2018). Return, volatility and shock spillovers of Bitcoin with energy and technology companies. *Economics Letters*, 170, 127-130.

Chang, E. C., Luo, Y., & Ren, J. (2014). Short-selling, margin-trading, and price efficiency : Evidence from the Chinese market. *Journal of Banking & Finance*, 48, 411-424.

Chiang, T. C. (2019). Economic policy uncertainty, risk and stock returns : Evidence from G7 stock markets. *Finance Research Letters*, 29, 41-49.

CNMV (2020). The CNMV bans temporarily the creation or increase of net short positions on shares. <https://www.cnmv.es/portal/verDoc.axd?t=%7B5baf609e-ed4e-4dad-a697-80c55548e181%7D>

Coinbase (2020). <https://www.coinbase.com/fr/explore>

Conlon, T., & McGee, R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market. *Finance Research Letters*, 35, 101607.

Corbet, S., Cumming, D. J., Lucey, B. M., Peat, M., & Vigne, S. A. (2020). The destabilising effects of cryptocurrency cybercriminality. *Economics Letters*, 191, 108741.

Corbet, S., Hou, Y. (Greg), Hu, Y., Larkin, C., Lucey, B., & Oxley, L. (2022). Cryptocurrency liquidity and volatility interrelationships during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 45, 102137.

Daghles, M. et al. (2021). Short selling bans and market restrictions – Considerations for investors. <https://www.whitecase.com/insight-alert/short-selling-bans-and-market-restrictions-considerations-investors>

Didisheim, A., & Somoza, L. (2022). The end of the crypto-diversification myth (SSRN Scholarly Paper 4138159).

Dyhrberg, A. H. (2016). Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold ? Finance Research Letters, 16, 139-144.

Engelberg, J. E., Reed, A. V., & Ringgenberg, M. C. (2012). How are shorts informed? : Short sellers, news, and information processing. Journal of Financial Economics, 105(2), 260-278.

EPU (2012). Global Economic Policy Uncertainty Index. https://www.policyuncertainty.com/global_monthly.html

ESMA (2022). The 2020 short selling bans – market impact. Document number : 50-165-2033

ESMA (s.d.). Short Selling. <https://www.esma.europa.eu/esmas-activities/markets-and-infrastructure/short-selling#:~:text=EU%20Regulation%20on%20Short%20Selling,clear%20powers%20to%20intervene%20in>

Fakhfekh, M., & Jeribi, A. (2020). Volatility dynamics of crypto-currencies' returns : Evidence from asymmetric and long memory GARCH models. Research in International Business and Finance, 51, 101075.

FRED (2020). CBOE Gold ETF Volatility Index (GVZCLS). <https://fred.stlouisfed.org/series/GVZCLS>

FRED (2020). Economic Policy Uncertainty Index : Categorical Index :Overall (CATEPUINDXM). <https://fred.stlouisfed.org/series/CATEPUINDXM>

FRED (2020). S&P 500 (SP500). <https://fred.stlouisfed.org/series/SP500>

Frino, A., Lecce, S., & Lepone, A. (2011). Short-sales constraints and market quality : Evidence from the 2008 short-sales bans. International Review of Financial Analysis, 20(4), 225-236.

Gandal, N., Hamrick, J., Moore, T., & Oberman, T. (2018). Price manipulation in the Bitcoin ecosystem. Journal of Monetary Economics, 95, 86-96.

Geraci, M. V., Garbaravičius, T., & Veredas, D. (2018). Short selling in extreme events. Journal of Financial Stability, 39, 90-103.

Giot, P., Soudant, J. (2022). Empirical Finance : Chapter 2 - Historical means, Efficient Market hypothesis.

Giot, P., Soudant, J. (2022). Empirical Finance : Chapter 4 – Volatility modelling : GARCH models.

Goetzmann, W., Kumar, A., Equity Portfolio Diversification, Review of Finance, Volume 12, Issue 3, 2008, Pages 433–463.

Google Trends (2020). <https://trends.google.fr/trends/explore?date=2020-03-16%202020-05-18&q=%2Fm%2F05p0rrx&hl=fr>

Grundy, B. D., Lim, B., & Verwijmeren, P. (2012). Do option markets undo restrictions on short sales? Evidence from the 2008 short-sale ban. *Journal of Financial Economics*, 106(2), 331-348.

Johnson, J. (2020). The impact of covid-19 on bitcoin trading activity: A preliminary assessment (SSRN Scholarly Paper 3583162).

Karpoff, J. M., & Lou, X. (2009). Short sellers and financial misconduct (SSRN Scholarly Paper 1102853).

Khelifa, S., Guesmi, K., & Urom, C. (2021). Exploring the relationship between cryptocurrencies and hedge funds during COVID-19 crisis. *International Review of Financial Analysis*, 76, 101777.

Khelifa, S., Urom, C., Guesmi, K., & Benkraiem, R. (2022). American hedge funds industry, market timing and COVID-19 crisis. *Journal of Asset Management*, 23(5), 390-399.

Lawson, KA. & Skrepnek, G. (2001). Measuring Changes in Capital Market Security Prices: The Event Study Methodology. *Journal of Research in Pharmaceutical Economics*. 11. 1-17. 10.1300/J063v11n01_01.

Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2018). Risks and returns of cryptocurrency (SSRN Scholarly Paper 3226952).

Long, S., Pei, H., Tian, H., & Lang, K. (2021). Can both Bitcoin and gold serve as safe-haven assets? — A comparative analysis based on the NARDL model. *International Review of Financial Analysis*, 78, 101914.

Marketwatch (2020). U.S. Dollar Index (DXY). <https://www.marketwatch.com/investing/index/dxy/download-data?startDate=10/1/2019&endDate=5/18/2020>

Marsh, I. W., & Payne, R. (2012). Banning short sales and market quality: The UK's experience. *Journal of Banking & Finance*, 36(7), 1975-1986.

McDowell, H. (2020). France extends short selling ban to one month. <https://www.thetradenews.com/france-extends-short-selling-ban-one-month/>

Nadda, J. & Singh, B., (2013). Gold vs stock market : A comparative study of risk and return.

Nalo (2023). S&P 500 : Définition et fonctionnement de cet indice boursier.

Ni, S. X., & Pan, J. (2020). Trading options and cds on stocks under the short sale ban (SSRN Scholarly Paper 1572462).

Ødegaard, B.A., (2023). Liquidity – The Amihud illiquidity estimator.

R (2023). The R Project for Statistical Computing. <https://www.r-project.org>

Saerbeck, D., Silva, D. & Wong, W. S., (2018). Cryptocurrency : A new investment opportunity ? An investigation of the hedging capability of cryptocurrencies and their influence on stock, bond and gold portfolios (SSRN Scholarly Paper 3125737).

Scharnowski, S. (2021). Understanding Bitcoin liquidity. *Finance Research Letters*, 38, 101477.

ScienceDirect (s.d.). Dickey-Fuller Test. <https://www.sciencedirect.com/topics/economics-econometrics-and-finance/dickey-fuller-test>

Sharpe 1963—A simplified model for portfolio analysis—A simplified model for portfolio analysis*—Studocu.

Siciliano, G., & Ventrone, M. (2020). Banning cassandra from the market? An empirical analysis of short-selling bans during the covid 19 crisis (SSRN Scholarly Paper 3657375).

Singh, S., Parmar, K. S., & Kaur, J. (2023). Chapter 12—Forecasting volatility in the stock market data using GARCH, EGARCH, and GJR models. In S. Eslamian & F. Eslamian (Éds.), *Handbook of Hydroinformatics* (p. 207-220). Elsevier.

Statista (2020). Répartition des parts de la capitalisation boursière des principales cryptomonnaies dans le monde de janvier 2019 à janvier 2023. <https://fr.statista.com/statistiques/803748/parts-capitalisation-bousiere-principales-cryptomonnaies/>

Tsafack, I. (2021, janvier 25). GARCH models with R programming : A practical example with TESLA stock. Idrisstsafack.

van der Beck, P., & Jaunin, C. (2021). The equity market implications of the retail investment boom (SSRN Scholarly Paper 3776421).

Wu, C.-C., Ho, S.-L., & Wu, C.-C. (2022). The determinants of Bitcoin returns and volatility : Perspectives on global and national economic policy uncertainty. *Finance Research Letters*, 45, 102175.

Annexes

Annexe 1 : Résultats du test ADF des rendements du Bitcoin

```
> adf.test(return_btc_adapted)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: return_btc_adapted  
Dickey-Fuller = -5.7322, Lag order = 5, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

Warning message:

```
In adf.test(return_btc_adapted) : p-value smaller than printed p-value
```

Annexe 2 : Résultats du test ADF de l'United-States dollar index

```
> adf.test(usd_currency_index)
```

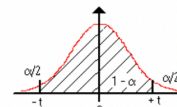
Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: usd_currency_index  
Dickey-Fuller = -3.9036, Lag order = 5, p-value = 0.01574  
alternative hypothesis: stationary
```


Annexe 3 : Table de la Loi de Student

Table de la Loi de Student

Cette table donne les fractiles de la loi de Student à ν degrés de liberté : valeur t ayant la probabilité α d'être dépassée en valeur absolue : $P(-t < T < t) = 1 - \alpha$.
Ou : $P(T < -t) = \alpha / 2 = P(T > t)$



α bilatéral	1 - α / 2 (unilatéral)	ν (degré de liberté)
-------------	------------------------	----------------------

	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.05	0.02	0.01	0.005	0.001
	0.55	0.6	0.65	0.7	0.75	0.8	0.85	0.9	0.95	0.975	0.99	0.995	0.9975	0.999
1	0.1584	0.3249	0.5095	0.7265	1	1.3764	1.9626	3.0777	6.3137	12.706	31.821	63.656	127.32	636
2	0.1421	0.2887	0.4447	0.6172	0.8165	1.0607	1.3862	1.8856	2.92	4.3027	6.9645	9.925	14.089	31
3	0.1366	0.2767	0.4242	0.5844	0.7649	0.9785	1.2498	1.6377	2.3534	3.1824	4.5407	5.8408	7.4532	12.1
4	0.1338	0.2707	0.4142	0.5686	0.7407	0.941	1.1896	1.5332	2.1318	2.7765	3.7469	4.6041	5.5975	8.6
5	0.1322	0.2672	0.4082	0.5594	0.7267	0.9195	1.1558	1.4759	2.015	2.5706	3.3649	4.0321	4.7733	6.8
6	0.1311	0.2648	0.4043	0.5534	0.7176	0.9057	1.1342	1.4398	1.9432	2.4469	3.1427	3.7074	4.3168	5.9
7	0.1303	0.2632	0.4015	0.5491	0.7111	0.896	1.1192	1.4149	1.8946	2.3646	2.9979	3.4995	4.0294	5.4
8	0.1297	0.2619	0.3995	0.5459	0.7064	0.8889	1.1081	1.3968	1.8595	2.306	2.8965	3.3554	3.8325	5.0
9	0.1293	0.261	0.3979	0.5435	0.7027	0.8834	1.0997	1.383	1.8331	2.2622	2.8214	3.2498	3.6896	4.7
10	0.1289	0.2602	0.3966	0.5415	0.6998	0.8791	1.0931	1.3722	1.8125	2.2281	2.7638	3.1693	3.5814	4.5
11	0.1286	0.2596	0.3956	0.5399	0.6974	0.8755	1.0877	1.3634	1.7959	2.201	2.7181	3.1058	3.4966	4.4
12	0.1283	0.259	0.3947	0.5386	0.6955	0.8726	1.0832	1.3562	1.7823	2.1788	2.681	3.0545	3.4284	4.3
13	0.1281	0.2586	0.394	0.5375	0.6938	0.8702	1.0795	1.3502	1.7709	2.1604	2.6503	3.0123	3.3725	4.2
14	0.128	0.2582	0.3933	0.5366	0.6924	0.8681	1.0763	1.345	1.7613	2.1448	2.6245	2.9768	3.3257	4.1
15	0.1278	0.2579	0.3928	0.5357	0.6912	0.8662	1.0735	1.3406	1.7531	2.1315	2.6025	2.9467	3.286	4.0
16	0.1277	0.2576	0.3923	0.535	0.6901	0.8647	1.0711	1.3368	1.7459	2.1199	2.5835	2.9208	3.252	4.0
17	0.1276	0.2573	0.3919	0.5344	0.6892	0.8633	1.069	1.3334	1.7396	2.1098	2.5669	2.8982	3.2224	3.9
18	0.1274	0.2571	0.3915	0.5338	0.6884	0.862	1.0672	1.3304	1.7341	2.1009	2.5524	2.8784	3.1966	3.9
19	0.1274	0.2569	0.3912	0.5333	0.6876	0.861	1.0655	1.3277	1.7291	2.093	2.5395	2.8609	3.1737	3.8
20	0.1273	0.2567	0.3909	0.5329	0.687	0.86	1.064	1.3253	1.7247	2.086	2.528	2.8453	3.1534	3.8
21	0.1272	0.2566	0.3906	0.5325	0.6864	0.8591	1.0627	1.3232	1.7207	2.0796	2.5176	2.8314	3.1352	3.8
22	0.1271	0.2564	0.3904	0.5321	0.6858	0.8583	1.0614	1.3212	1.7171	2.0739	2.5083	2.8188	3.1188	3.7
23	0.1271	0.2563	0.3902	0.5317	0.6853	0.8575	1.0603	1.3195	1.7139	2.0687	2.4999	2.8073	3.104	3.7
24	0.127	0.2562	0.39	0.5314	0.6848	0.8569	1.0593	1.3178	1.7109	2.0639	2.4922	2.797	3.0905	3.7
25	0.1269	0.2561	0.3898	0.5312	0.6844	0.8562	1.0584	1.3163	1.7081	2.0595	2.4851	2.7874	3.0782	3.7
26	0.1269	0.256	0.3896	0.5309	0.684	0.8557	1.0575	1.315	1.7056	2.0555	2.4786	2.7787	3.0669	3.7
27	0.1268	0.2559	0.3894	0.5306	0.6837	0.8551	1.0567	1.3137	1.7033	2.0518	2.4727	2.7707	3.0565	3.6
28	0.1268	0.2558	0.3893	0.5304	0.6834	0.8546	1.056	1.3125	1.7011	2.0484	2.4671	2.7633	3.047	3.6
29	0.1268	0.2557	0.3892	0.5302	0.683	0.8542	1.0553	1.3114	1.6991	2.0452	2.462	2.7564	3.038	3.6
30	0.1267	0.2556	0.389	0.53	0.6828	0.8538	1.0547	1.3104	1.6973	2.0423	2.4573	2.75	3.0298	3.6
31	0.1267	0.2555	0.3889	0.5298	0.6825	0.8534	1.0541	1.3095	1.6955	2.0395	2.4528	2.744	3.0221	3.6
32	0.1267	0.2555	0.3888	0.5297	0.6822	0.853	1.0535	1.3086	1.6939	2.0369	2.4487	2.7385	3.0149	3.6
33	0.1266	0.2554	0.3887	0.5295	0.682	0.8526	1.053	1.3077	1.6924	2.0345	2.4448	2.7333	3.0082	3.6
34	0.1266	0.2553	0.3886	0.5294	0.6818	0.8523	1.0525	1.307	1.6909	2.0322	2.4411	2.7284	3.002	3.6
35	0.1266	0.2553	0.3885	0.5292	0.6816	0.852	1.052	1.3062	1.6896	2.0301	2.4377	2.7238	2.9961	3.5
36	0.1266	0.2552	0.3884	0.5291	0.6814	0.8517	1.0516	1.3055	1.6883	2.0281	2.4345	2.7195	2.9905	3.5
37	0.1265	0.2552	0.3883	0.5289	0.6812	0.8514	1.0512	1.3049	1.6871	2.0262	2.4314	2.7154	2.9853	3.5
38	0.1265	0.2551	0.3882	0.5288	0.681	0.8512	1.0508	1.3042	1.686	2.0244	2.4286	2.7116	2.9803	3.5
39	0.1265	0.2551	0.3882	0.5287	0.6808	0.8509	1.0504	1.3036	1.6849	2.0227	2.4258	2.7079	2.9756	3.5
40	0.1265	0.255	0.3881	0.5286	0.6807	0.8507	1.05	1.3031	1.6839	2.0211	2.4233	2.7045	2.9712	3.5
41	0.1264	0.255	0.388	0.5285	0.6805	0.8505	1.0497	1.3025	1.6829	2.0195	2.4208	2.7012	2.967	3.5
42	0.1264	0.255	0.388	0.5284	0.6804	0.8503	1.0494	1.302	1.682	2.0181	2.4185	2.6981	2.963	3.5
43	0.1264	0.2549	0.3879	0.5283	0.6802	0.8501	1.0491	1.3016	1.6811	2.0167	2.4163	2.6951	2.9592	3.5
44	0.1264	0.2549	0.3878	0.5282	0.6801	0.8499	1.0488	1.3011	1.6802	2.0154	2.4141	2.6923	2.9555	3.5
45	0.1264	0.2549	0.3878	0.5281	0.68	0.8497	1.0485	1.3007	1.6794	2.0141	2.4121	2.6896	2.9521	3.5
46	0.1264	0.2548	0.3877	0.5281	0.6799	0.8495	1.0482	1.3002	1.6787	2.0129	2.4102	2.687	2.9488	3.5
47	0.1263	0.2548	0.3877	0.528	0.6797	0.8493	1.048	1.2998	1.6779	2.0117	2.4083	2.6846	2.9456	3.5
48	0.1263	0.2548	0.3876	0.5279	0.6796	0.8492	1.0478	1.2994	1.6772	2.0106	2.4066	2.6822	2.9426	3.5
49	0.1263	0.2547	0.3876	0.5278	0.6795	0.849	1.0475	1.2991	1.6766	2.0096	2.4049	2.68	2.9397	3.5
50	0.1263	0.2547	0.3875	0.5278	0.6794	0.8489	1.0473	1.2987	1.6759	2.0086	2.4033	2.6778	2.937	3.5
60	0.1262	0.2545	0.3872	0.5272	0.6786	0.8477	1.0455	1.2958	1.6706	2.0003	2.3901	2.6603	2.9146	3.4
70	0.1261	0.2543	0.3869	0.5268	0.678	0.8468	1.0442	1.2938	1.6669	1.9944	2.3808	2.6479	2.8987	3.4
80	0.1261	0.2542	0.3867	0.5265	0.6776	0.8461	1.0432	1.2922	1.6641	1.9901	2.3739	2.6387	2.887	3.4
90	0.126	0.2541	0.3866	0.5263	0.6772	0.8456	1.0424	1.291	1.662	1.9867	2.3685	2.6316	2.8779	3.4
100	0.126	0.254	0.3864	0.5261	0.677	0.8452	1.0418	1.2901	1.6602	1.984	2.3642	2.6259	2.8707	3.3
110	0.126	0.254	0.3863	0.5259	0.6767	0.8449	1.0413	1.2893	1.6588	1.9818	2.3607	2.6213	2.8648	3.3
120	0.1259	0.2539	0.3862	0.5258	0.6765	0.8446	1.0409	1.2886	1.6576	1.9799	2.3578	2.6174	2.8599	3.3
130	0.1259	0.2539	0.3862	0.5257	0.6764	0.8444	1.0406	1.2881	1.6567	1.9784	2.3554	2.6142	2.8557	3.3
140	0.1259	0.2538	0.3861	0.5256	0.6762	0.8442	1.0403	1.2876	1.6558	1.9771	2.3533	2.6114	2.8522	3.3
inf (loi normale)	0.1257	0.2533	0.3853	0.5244	0.6744	0.8416	1.0364	1.2816	1.6449	1.96	2.3264	2.5759	2.8072	3.2

Annexe 4 : Résultats empiriques du modèle sur la volatilité

```
Call:
lm(formula = volatility_btc ~ volatility_usd + sp_true_close +
    standardized_trends + st_tv_adapted + vix_today$CLOSE + bitcoin_return_adapted +
    epu_adapted + dummy_adapted)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-4.6156 -0.4475 -0.0821  0.3509  3.9043
```

```
Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      5.4779819  2.1935459   2.497 0.013594 *
volatility_usd   -0.0970947  0.1306804  -0.743 0.458648
sp_true_close    -0.0008797  0.0006542  -1.345 0.180749
standardized_trends  0.2854607  0.1841156   1.550 0.123143
st_tv_adapted    0.3071488  0.1474536   2.083 0.038946 *
vix_today$CLOSE  0.0465991  0.0099824   4.668 6.69e-06 ***
bitcoin_return_adapted 0.0381128  0.0243409   1.566 0.119504
epu_adapted     -0.0041369  0.0011904  -3.475 0.000668 ***
dummy_adapted    0.7184374  0.5588520   1.286 0.200578
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 0.9129 on 150 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6062,    Adjusted R-squared:  0.5852
F-statistic: 28.86 on 8 and 150 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Annexe 5 : Résultats empiriques du modèle sur le volume d'échange

```
> model_volume = lm(st_tv_adapted ~ vix_today$CLOSE + standardized_trends + bitcoin_return_adapted + volatility_btc + dummy_adapted)
> summary(model_volume)
```

```
Call:
lm(formula = st_tv_adapted ~ vix_today$CLOSE + standardized_trends +
    bitcoin_return_adapted + volatility_btc + dummy_adapted)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.68095 -0.21891 -0.00166  0.23947  2.29272
```

```
Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)     -0.354907  0.125860  -2.820 0.005441 **
vix_today$CLOSE  0.018328  0.004313   4.250 3.71e-05 ***
standardized_trends  0.913288  0.064141  14.239 < 2e-16 ***
bitcoin_return_adapted -0.042849  0.012544  -3.416 0.000814 ***
volatility_btc    0.103267  0.041480   2.490 0.013861 *
dummy_adapted    -1.087549  0.164028  -6.630 5.42e-10 ***
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 0.499 on 153 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7983,    Adjusted R-squared:  0.7917
F-statistic: 121.1 on 5 and 153 DF,  p-value: < 2.2e-16
```


Annexe 6 : Résultats empiriques du modèle sur la liquidité

```
> model_liquidity = lm(aie ~ abs_return + st_tv_adapted + volatility_btc + gold_two + vix_today$CLOSE + epu_adapted + dummy_adapted)
> summary(model_liquidity)
```

Call:

```
lm(formula = aie ~ abs_return + st_tv_adapted + volatility_btc +
    gold_two + vix_today$CLOSE + epu_adapted + dummy_adapted)
```

Residuals:

```
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.7997 -0.2035 -0.0264  0.1336  1.0913
```

Coefficients:

```
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.0493102  0.1444195   0.341  0.7333
abs_return   0.3652471  0.0198763  18.376 <2e-16 ***
st_tv_adapted -0.7968270  0.0600321 -13.273 <2e-16 ***
volatility_btc  0.0594127  0.0353227   1.682  0.0946 .
gold_two     -0.0001296  0.0157873  -0.008  0.9935
vix_today$CLOSE 0.0004699  0.0064994   0.072  0.9425
epu_adapted  -0.0010784  0.0004942  -2.182  0.0307 *
dummy_adapted  0.4750054  0.2114873   2.246  0.0262 *
```

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3684 on 150 degrees of freedom

(1 observation deleted due to missingness)

Multiple R-squared: 0.7088, Adjusted R-squared: 0.6952

F-statistic: 52.15 on 7 and 150 DF, p-value: < 2.2e-16

Annexe 7 : Estimation de la quantité de cryptomonnaies possédées par pays

Table 1: Estimates of Crypto-assets Adoption

Panel A: Statista Global Country Survey: Share of Respondents who Indicated That They Used or Owned Crypto-assets (2020)
%

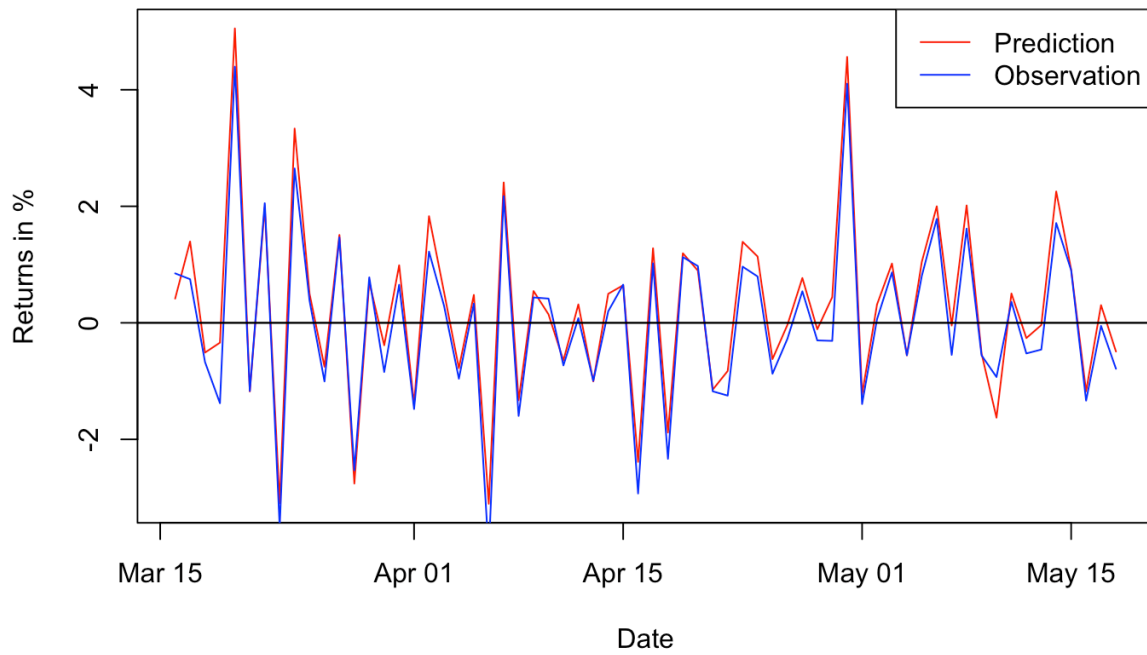
Country	Share (%)	Country	Share (%)
Nigeria	31.9	Lithuania	8.7
Vietnam	21.1	Egypt, Arab Rep.	8.3
Philippines	19.8	Norway	8.1
South Africa	17.8	Portugal	8.1
Thailand	17.6	Australia	7.8
Peru	16.1	Korea, Rep.	7.6
Turkey	16.1	Serbia	7.5
Colombia	15.3	Russian Federation	7.3
Argentina	14.4	Austria	7.2
Indonesia	13	Poland	7.2
Brazil	12.5	China	6.9
Malaysia	12.3	Hungary	6.4
Chile	11.7	Romania	6.4
Saudi Arabia	11.4	Belgium	6.3
Switzerland	11.1	United States	6.2
Greece	11.1	France	5.6
Kenya	10.5	Pakistan	5.6
Dominican Republic	10.3	Canada	5.2
Netherlands	10	Germany	5.2
United Arab Emirates	10	Finland	5.1
Mexico	9.7	New Zealand	5.1
Ireland	9.6	Israel	4.9
Singapore	9.6	United Kingdom	4.7
Spain	9.4	Italy	4.7
Morocco	9.3	Denmark	4.4
Czechia	9.2	Sweden	4.3
India	8.8	Japan	3.7

Source: Statista Global Consumer Survey.

Note: Statista reported that the survey contains between 1,000-4,000 respondents per country and that the samples are representative of the online population. These figures should be interpreted with caution as data gaps remain significant.

Annexe 8 : comparaison entre rendements anormaux observés et rendements anormaux prédits

Bitcoin abnormal returns prediction VS observation



Annexe 9 : résultats du test statistique t-student

```
> test = ram/sigma
> print(test)
[1] 0.1515778
> |
```

Lexique

Adresse Bitcoin : numéro d'identification unique servant à envoyer et à recevoir du Bitcoin.

Autorité européenne des marchés financiers : institution ayant pour but d'améliorer la protection des investisseurs ainsi que de promouvoir la stabilité et le bon fonctionnement des marchés financiers dans chaque pays de l'Union Européenne.

Bid-ask spread : écart entre le montant maximum proposé et le montant minimum offert pour le prix d'un actif financier.

Capitalisation boursière : résultat indiquant le nombre d'un actif financier en circulation multiplié par son cours aujourd'hui.

Chicago board options exchange : principale bourse aux Etats-Unis où se négocient des contrats d'options.

Coefficient de détermination : mesure jugeant la qualité d'une régression linéaire (0 étant de mauvaise qualité et 1 étant d'excellente qualité).

Couverture financière : stratégie de protection contre le risque de baisse d'un actif financier en effectuant un autre investissement pouvant compenser les pertes éventuelles du premier investissement.

Hedge fund : fonds d'investissement non indexé sur la bourse, cherchant à investir des sommes considérables dans des actifs financiers.

Hypothèse des marchés financiers efficients – forme faible : les prix et données antérieurs d'un actif financier sont entièrement reflétés dans le prix actuel de celui-ci.

Hypothèse des marchés financiers efficients – forme semi-forte : l'information public est entièrement reflétés dans le prix d'un actif financier.

Hypothèse des marchés financiers efficients – forme forte : l'information public et privée est entièrement reflétés dans le prix d'un actif financier.

Indice EPU : aussi appelé « economic policy uncertainty index », c'est une mesure d'un pays quantifiant les impacts des décisions prises par son gouvernement afin de gérer l'économie de son territoire.

Lag : nombre de termes résiduels exprimés dans un modèle auto-régressif.

Liquidité : capacité à acheter ou vendre un actif financier rapidement sans impacter, de manière significative, le prix de ce dernier.

Long seller : Investisseur pariant à la hausse en achetant un actif financier, le conservant pendant une période donnée en espérant que le prix monte, puis revendant cet actif sur son marché.

Option : produit dérivé donnant le droit, mais pas l'obligation, d'acheter ou de vendre un actif financier à un prix établi à l'avance.

P-value : valeur indiquant le degré de signification statistique d'un coefficient associé à une variable.

Predatory short selling : réunification de short sellers pour effectuer une vente à découvert massive sur un actif financier, le plus souvent étant une action d'entreprise.

Produit dérivé : instrument financier dont la valeur fluctue en fonction du prix de l'actif financier avec lequel il est associé et dont l'échange s'établit à une date future.

Rendement : rapport, généralement exprimé en pourcentage, entre le revenu obtenu et la mise initiale investie.

Rentabilité anormale : rendement ne pouvant pas être expliqué par les facteurs de risque utilisés pour prédire les rendements normaux.

S&P 500 : indice de marché reprenant la performance des 500 plus grosses entreprises listées sur le marché des actions aux Etats-Unis.

Short seller : investisseur pratiquant la vente à découvert.

Stationnaire : se dit d'une série de données dont l'espérance est constante au cours du temps, dont la variance est constante au cours du temps et non infinie, et dont l'auto-corrélation ne varie pas dans le temps.

Variable dépendante : variable qui varie en fonction d'une ou plusieurs autres variables.

Variable muette : variable ne pouvant que valoir zéro ou un.

Vente à découvert : aussi appelé « short selling » en anglais, c'est une méthode d'investissement consistant à parier à la baisse en empruntant un bien (moyennant un taux d'intérêt défini), en vendant ce même bien, et en le rachetant, après une période donnée, afin de rembourser l'emprunt.

Vente à découvert à nu : vente à découvert réalisée sans que le short seller ne possède l'emprunt.

Volatilité : mesure désignant l'ampleur des variations des cours d'un actif financier sur une période donnée.

Volume d'échange : quantité d'un actif financier échangée sur une période donnée.

Volume d'échange du Bitcoin : quantité de Bitcoin échangée contre une autre monnaie sur une période donnée.

Volume de transaction du Bitcoin : quantité de Bitcoin échangée contre un bien sur un période donnée.

White noise process : série temporelle dont la variance est constante et dont chaque variable dans la série ne présente aucune corrélation avec les autres variables dans celle-ci.