

**Les membres du jury qui ont évalué
ce mémoire ont demandé des
corrections mineures.**

HEC MONTRÉAL

Impact des chocs de politique monétaire sur les rendements des cryptomonnaies

Par
Edwin Isaac Barry

Matteo Cacciatore
HEC Montréal
Directeur de recherche

Sciences de la gestion
(Spécialisation Économie Financière Appliquée)

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)

Janvier 2026

Note de transparence concernant l'usage d'IA générative

Une utilisation limitée d'outils d'intelligence artificielle générative, spécifiquement ChatGPT, a été effectuée exclusivement pour obtenir des suggestions visant à améliorer la structure de certaines phrases ainsi que pour corriger certaines portions de code Python. Les idées provenant d'auteurs externes sont dûment citées, et les analyses, interprétations et conclusions originales sont entièrement les miennes.

Table des matières

Introduction.....	4
Revue de la littérature	7
Politique monétaire et prix d'actifs.....	7
Transmission de la politique monétaire aux cryptomonnaies.....	10
Cryptomonnaies comme instruments de couverture.....	14
Données.....	15
Source des données et couverture temporelle	15
Construction des variables	16
Statistiques descriptives	17
Méthodologie	18
Identification des chocs.....	18
Modèle des projections locales	21
Résultats.....	23
Réponse des rendements du Bitcoin	23
Réponse des rendements de l'Ether	25
Réponse des rendements du Tether.....	26
Comparaison des résultats.....	27
Discussion	28
Tests de robustesse.....	30
Sensibilité aux nombres de retards	30
Sensibilité à l'horizon d'analyse	31
Exclusion du mois de mars 2020	31
Conclusion	32
Bibliographie.....	36
Annexe A	39
Annexe B	43
Annexe C	49

Introduction

Durant la dernière décennie, les cryptomonnaies se sont progressivement imposées comme une nouvelle classe d'actifs au sein du système financier mondial. Autrefois perçues comme des instruments déconnectés de l'économie réelle, elles occupent désormais une place croissante dans les portefeuilles des investisseurs institutionnels et particuliers. Cette croissance conduit à s'interroger sur la sensibilité de ces actifs aux chocs macroéconomiques et, en particulier, aux décisions de politique monétaire émanant des banques centrales. Dans la période actuelle, marquée par une succession de taux d'intérêt exceptionnellement bas puis d'un resserrement monétaire rapide, il est essentiel de comprendre comment les cryptomonnaies réagissent aux chocs monétaires, tant pour la recherche académique que pour la gestion des risques.

Un grand nombre d'études mettent en évidence l'influence des chocs de politique monétaire sur les marchés d'actions et d'obligations ainsi que sur les taux de change. Ces études montrent que les chocs monétaires issus des décisions inattendues des banques centrales influencent les prix d'actifs par le biais des anticipations, des primes de risque et des conditions financières. En revanche, la façon dont ces chocs se propagent aux marchés de cryptomonnaies demeure moins claire. Les caractéristiques spécifiques de ces dernières, notamment l'absence d'autorité centrale, la structure décentralisée des marchés, la négociation en continu ainsi que la forte volatilité rendent leur sensibilité à la politique monétaire conventionnelle difficile à cerner. Ce mémoire vise précisément à apporter des éléments de réponse.

La question centrale de ce mémoire est d'évaluer dans quelle mesure les chocs de politique monétaire de la Réserve fédérale américaine affectent les rendements des cryptomonnaies et si ces actifs présentent des propriétés de couverture face à ces chocs.

L'objectif est d'évaluer non seulement l'existence d'une réponse immédiate, mais aussi l'évolution de cette réponse à différents horizons temporels. Cette question est d'autant plus pertinente que les cryptomonnaies sont parfois présentées comme des actifs indépendants des dynamiques monétaires traditionnelles, alors même qu'elles sont devenues des composantes importantes des portefeuilles d'investissement. Pour répondre à cette question, l'analyse se concentre sur les trois cryptomonnaies majeures à savoir le Bitcoin, l'Ether et le Tether. Elles ont été sélectionnées en raison de leur capitalisation de marché élevée et de leurs fonctions économiques distinctes au sein de l'écosystème des cryptomonnaies, le Bitcoin et l'Ether constituant des actifs très volatils tandis que le Tether relève de la catégorie des stablecoins.

Sur le plan méthodologique, l'approche retenue est celle des projections locales proposée par Jordà (2005). Cette approche permet d'estimer les effets des chocs à chaque horizon, sans imposer une structure dynamique restrictive au modèle. Les chocs de politique monétaire sont identifiés à partir des variations des contrats à terme sur les Fed Funds autour des annonces du FOMC (Federal Open Market Committee), suivant l'approche proposée par Kuttner (2001) qui est largement utilisée dans la littérature. La combinaison de ces deux approches permet d'analyser la réponse des rendements cumulés des cryptomonnaies aux chocs de politique monétaire, et d'examiner l'évolution de ces réponses en fonction de l'horizon considéré.

Les résultats empiriques révèlent plusieurs points essentiels. Tout d'abord, les estimations ne montrent pas de réponse statistiquement significative du Bitcoin ou de l'Ether aux chocs de politique monétaire, même si certains coefficients présentent des amplitudes élevées. Pour le Tether, quelques horizons montrent des réponses significatives, mais celles-ci demeurent isolées, de faible amplitude et ne reflètent pas une tendance persistante. Ensuite, les réponses obtenues varient fortement selon les actifs et les horizons, sans schéma clair ni évolution régulière, ce qui

reflète davantage l'instabilité des coefficients que l'existence d'un mécanisme de transmission clairement établi. Enfin, les tests de robustesse mettent en évidence une sensibilité au contexte macroéconomique : les réponses observées pour le Tether ne restent pas significatives lorsque l'on exclut les périodes de stress extrême, notamment celle liée au COVID-19. Dans l'ensemble, l'impact des chocs de politique monétaire sur les cryptomonnaies semble limité, instable et dépendant des conditions macroéconomiques, sans qu'un mécanisme de transmission robuste ou persistant puisse être mis en évidence.

Dans cette perspective, les résultats suggèrent que les cryptomonnaies ne constituent pas un instrument de couverture robuste face aux chocs de politique monétaire. Si elles peuvent offrir des avantages en termes de diversification dans des contextes spécifiques, ceux-ci semblent instables et fortement conditionnés par l'environnement macroéconomique. En particulier, les épisodes de stress ont tendance à amplifier les fluctuations des rendements, ce qui limite le rôle de couverture des cryptomonnaies précisément au moment où celui-ci serait le plus recherché par les investisseurs. Ces observations invitent donc à une approche prudente quant à l'utilisation des cryptomonnaies comme instruments de couverture.

Ce mémoire contribue à la littérature existante de plusieurs façons. D'une part, il approfondit les travaux sur la transmission de la politique monétaire aux prix d'actifs en se concentrant sur une classe d'actifs non traditionnels, encore relativement peu étudiée dans ce cadre. D'autre part, il adopte une approche centrée sur les rendements cumulés à divers horizons, permettant d'aller au-delà de l'analyse des réponses de très court terme généralement privilégiées dans les études existantes. En outre, en distinguant plusieurs cryptomonnaies aux caractéristiques différentes et en considérant le contexte macroéconomique, le mémoire montre une forte hétérogénéité des réponses aux chocs monétaires, ainsi que leur dépendance aux conditions

macroéconomiques, ce qui remet en question l'existence d'un rôle de couverture stable des cryptomonnaies.

Revue de la littérature

Politique monétaire et prix d'actifs

La relation entre la politique monétaire et les prix d'actifs financiers est très discutée dans la littérature macroéconomique. De nombreuses études montrent que les décisions relatives à la politique monétaire, et plus particulièrement leur dimension inattendue, influencent de manière significative les prix des actifs à travers différents mécanismes. Cette littérature offre un cadre général pour examiner, dans la présente étude, la réponse des cryptomonnaies aux chocs de politique monétaire.

Kuttner (2001) a fortement contribué à la littérature en proposant une méthode d'identification des chocs de politique monétaire à partir des variations des contrats à terme sur les Fed Funds autour des annonces du FOMC. L'idée centrale est que, dans un environnement où les marchés financiers incorporent rapidement l'information disponible, seules les décisions non anticipées de la banque centrale pourraient entraîner des ajustements immédiats des prix d'actifs. Plus précisément, Kuttner (2001) montre que les variations des taux d'intérêt à court terme observées autour des annonces du FOMC peuvent être décomposées en une composante anticipée et une composante non anticipée, cette dernière constituant une mesure empirique des chocs de politique monétaire. Cette méthode a fortement influencé la littérature subséquente et fournit le cadre méthodologique clé pour l'identification des chocs utilisée dans la présente étude.

Dans le prolongement direct de cette stratégie d'identification des chocs monétaires, Bernanke et Kuttner (2005) analysent l'impact des chocs de politique monétaire sur les

rendements du marché boursier américain. Les auteurs montrent que les annonces de politique monétaire non anticipées ont un effet significatif sur les rendements des actions, et que cet effet s'opère principalement par le biais des ajustements des anticipations concernant les primes de risque des actions tandis que l'impact des anticipations de taux d'intérêt réels futurs dans le taux d'actualisation semble partiel. Un résultat clé de leur étude est que la réponse des marchés boursiers ne se limite pas au jour de l'annonce, mais peut perdurer par la suite, indiquant une dynamique d'ajustement des prix. Cet aspect temporel est particulièrement pertinent pour la présente étude, qui s'intéresse à l'évolution des rendements cumulés à différents horizons suivant un choc de politique monétaire.

Gurkaynak et al. (2005) enrichissent l'approche de Kuttner (2001) en distinguant deux composantes des chocs de politique monétaire, plus précisément celles associées au niveau du taux directeur et à la trajectoire future de la politique monétaire. Ils montrent que ces différentes composantes peuvent avoir des effets distincts sur les prix des actifs à différentes maturités. Ces distinctions montrent que la transmission de la politique monétaire aux marchés financiers est un processus complexe et suggèrent que les effets observés dépendent à la fois de la nature du choc et de l'horizon d'analyse. La présente étude s'inscrit dans cette logique en examinant la réponse des rendements cumulés des cryptomonnaies à des chocs monétaires identifiés de manière exogène, à différents horizons temporels, sans imposer de contraintes structurelles fortes.

Par ailleurs, d'autres travaux montrent que l'impact de la politique monétaire sur les prix d'actifs dépasse largement le cadre domestique. Ehrmann et al. (2011) montrent que les chocs financiers sur les marchés américains ont des effets internationaux significatifs, affectant les marchés d'actions, les marchés obligataires et les marchés de change dans de nombreux pays. Ces résultats soulignent l'importance cruciale des marchés américains comme source

d'information financière globale. Dans cette logique, il est raisonnable de penser que les chocs de politique monétaire de la Réserve fédérale américaine puissent également affecter des marchés transnationaux et décentralisés comme ceux des cryptomonnaies, où les investisseurs opèrent à l'échelle mondiale.

Au-delà de cette dimension internationale, un autre courant de la littérature s'intéresse à la persistance des effets de la politique monétaire sur les prix d'actifs. En s'appuyant sur des mesures de chocs monétaires à haute fréquence, Cochrane et Piazzesi (2002) montrent que les décisions non anticipées de politique monétaire entraînent des ajustements importants des rendements obligataires sur l'ensemble de la courbe des taux, y compris à des maturités éloignées. D'un autre côté, Hanson et Stein (2015) montrent que les chocs monétaires affectent significativement les taux réels de long terme, principalement à travers des variations des primes de terme, dont les effets persistent au-delà du très court terme avant de se résorber progressivement. Ces résultats suggèrent que les chocs de politique monétaire ne se traduisent pas uniquement par des réponses instantanées des prix d'actifs, mais peuvent influencer les conditions financières sur de longs horizons. Cette perspective motive l'approche empirique utilisée dans la présente étude, consistant à analyser l'effet des chocs de politique monétaire sur les rendements cumulés des cryptomonnaies à différents horizons, plutôt que de se limiter aux réponses immédiates observées autour des annonces.

En complément de cette dimension temporelle, un ensemble de travaux souligne que l'ampleur et la nature des effets de la politique monétaire dépendent du contexte macroéconomique. Campbell et Ammer (1993) montrent que les fluctuations des rendements des actions et des obligations reflètent principalement des révisions d'anticipations concernant respectivement les rendements futurs et l'inflation. Cela implique que l'effet d'un choc dépend

du contexte macroéconomique. Dans une perspective plus directement liée à la politique monétaire, Bekaert et al. (2013) montrent que l'impact des chocs monétaires varie selon les niveaux d'incertitude et d'aversion au risque. Ces résultats impliquent que la transmission de la politique monétaire aux prix d'actifs peut être amplifiée ou atténuée en fonction de l'environnement économique. Cette dépendance au contexte est un élément central de la présente étude, notamment lorsqu'elle examine les périodes de stress macroéconomique intense.

En résumé, la littérature sur la relation entre politique monétaire et prix d'actifs mène à trois conclusions majeures. Premièrement, les chocs de politique monétaire ont des effets significatifs sur les prix des actifs financiers. Deuxièmement, ces effets ne se limitent pas à des réponses immédiates, mais peuvent être persistants sur différents horizons temporels. Troisièmement, l'ampleur et la nature de ces effets dépendent du contexte macroéconomique ainsi que de la méthode d'identification des chocs. Ces conclusions forment le cadre conceptuel et empirique de la présente étude. En appliquant ces analyses aux marchés des cryptomonnaies, l'objectif est d'évaluer si ces actifs non traditionnels réagissent aux chocs monétaires et si leurs réponses varient en fonction de l'horizon d'analyse et du contexte macroéconomique.

Transmission de la politique monétaire aux cryptomonnaies

L'émergence des cryptomonnaies a suscité un débat majeur en ce qui concerne leur degré d'intégration au système financier traditionnel et, plus particulièrement leur sensibilité aux décisions de politique monétaire. Contrairement aux actifs financiers conventionnels, les cryptomonnaies ne sont pas émises par une autorité centrale, ne génèrent pas de revenus directs et sont négociées sur des marchés décentralisés fonctionnant en continu. Ces caractéristiques ont conduit certains auteurs à avancer l'hypothèse d'une déconnexion entre les cryptomonnaies et la politique monétaire. Toutefois, une littérature empirique croissante remet en question cette

hypothèse et suggère que les cryptomonnaies réagissent aux chocs macroéconomiques globaux, y compris aux décisions de politique monétaire de la Réserve fédérale américaine.

Corbet et al. (2018) comptent parmi les premiers à avoir apporté une contribution empirique à l'analyse des relations entre les cryptomonnaies et les marchés financiers traditionnels. Les auteurs montrent que les cryptomonnaies sont faiblement liées aux marchés financiers traditionnels ce qui suggère qu'elles évoluent généralement de manière indépendante des dynamiques macroéconomiques classiques. Toutefois, les auteurs précisent que ces relations ne sont pas constantes dans le temps et peuvent s'amplifier temporairement durant les périodes de stress économique ou financier. Au regard de ces éléments, la question de savoir si des chocs macroéconomiques spécifiques, tels que les chocs de politique monétaire associés aux annonces du FOMC, peuvent se transmettre aux marchés de cryptomonnaies demeure ouverte. La présente étude examine cette transmission potentielle.

Dans le cas de la crise du COVID-19, Corbet et al. (2020) mettent en évidence un renforcement des relations entre cryptomonnaies et marchés financiers traditionnels en période de stress systémique, révélant une intégration plus forte en phase de crise. Cela suggère que les mécanismes de transmission des chocs macroéconomiques (incluant ceux liés à la politique monétaire) pourraient être plus prononcés pendant ces périodes où les investisseurs réévaluent simultanément leurs portefeuilles à l'échelle globale. Cette sensibilité accrue en période de crise est un aspect important pour la présente étude, qui analyse les réponses des rendements cumulés lors d'épisodes de forte turbulence macroéconomique.

Dans un registre similaire, Klein et al. (2018) examinent le comportement du Bitcoin en relation avec les marchés financiers traditionnels et montrent que le Bitcoin n'est pas totalement isolé des conditions financières globales, en particulier lors des épisodes de stress sur les

marchés. Les auteurs montrent une association temporaire des rendements du Bitcoin avec les actifs financiers traditionnels, suggérant que des chocs affectant l'environnement financier global peuvent se transmettre aux marchés des cryptomonnaies. La présente étude vise à évaluer empiriquement la transmission de chocs macroéconomiques spécifiques, en particulier ceux de politique monétaire associés aux annonces du FOMC, aux rendements des cryptomonnaies.

Toutefois, ces mécanismes ne s'appliquent pas de manière uniforme pour l'ensemble des cryptomonnaies. En effet, plusieurs études montrent que les cryptomonnaies ne constituent pas un ensemble homogène et que leurs dynamiques de marché peuvent différer sensiblement selon les actifs considérés. Bouri et al. (2019) soulignent une hétérogénéité importante entre le Bitcoin et d'autres cryptomonnaies, notamment en termes de volatilité, de co-mouvements et de comportements des investisseurs. Bien que leur analyse ne porte pas directement sur les chocs de politique monétaire, ces résultats suggèrent que les cryptomonnaies peuvent réagir différemment aux chocs macroéconomiques. Cette hétérogénéité justifie une analyse séparée de la transmission de la politique monétaire aux différentes cryptomonnaies. En analysant séparément le Bitcoin, l'Ether et le Tether, la présente étude vise à identifier d'éventuelles différences dans leurs réponses aux annonces du FOMC et dans leur sensibilité aux chocs monétaires.

Cette hétérogénéité n'exclut toutefois pas la présence de dynamiques communes à l'ensemble du marché des cryptomonnaies. Makarov et Schoar (2020) montrent que, malgré une forte intégration informationnelle à l'échelle mondiale, les marchés de cryptomonnaies présentent des segmentations persistantes en termes de prix, liées notamment aux frictions sur les flux de capitaux en monnaie fiat. Ils mettent en évidence l'existence d'un facteur commun dominant dans les rendements et les flux d'ordres, indiquant que les chocs d'information globaux se diffusent rapidement à travers les marchés de cryptomonnaies. Partant de ce constat, l'analyse

des rendements cumulés à la suite d’annonces importantes, notamment celles du FOMC, fournit un cadre pertinent pour étudier la vitesse et la persistance de la transmission de l’information macroéconomique aux cryptomonnaies.

En plus de ces dynamiques de marché, la littérature récente accorde une attention croissante au rôle des stablecoins dans l’écosystème des cryptomonnaies. Lyons et Viswanath-Natraj (2020) montrent que les stablecoins jouent principalement un rôle de véhicules de liquidité, leur dynamique de prix étant largement déterminée par des mécanismes d’arbitrage et de flux plutôt que par des fondamentaux de rendement. Cette spécificité suggère que leur réponse aux chocs de politique monétaire peut différer de celle des cryptomonnaies plus volatiles. L’inclusion du Tether dans la présente étude permet ainsi d’évaluer empiriquement si un actif conçu pour maintenir une valeur stable présente une sensibilité plus faible aux chocs monétaires, ou s’il réagit indirectement via des ajustements de la liquidité et des flux au sein du marché des cryptomonnaies.

En résumé, la littérature existante suggère que, bien que les cryptomonnaies aient initialement été perçues comme déconnectées du système financier traditionnel, cette déconnexion est au mieux partielle et dépendante du contexte macroéconomique. Les travaux empiriques mettent en évidence une intégration variable des cryptomonnaies aux marchés financiers. Cette intégration tend à s’intensifier lors des épisodes de stress systémique, moments où les chocs macroéconomiques globaux se diffusent plus largement à l’ensemble des classes d’actifs. Par ailleurs, ces travaux soulignent à la fois l’hétérogénéité prononcée des réponses entre différentes cryptomonnaies et le rôle central des mécanismes de liquidité et de transmission de l’information dans la propagation des chocs. Au regard de ces éléments, l’analyse de la transmission des chocs de politique monétaire associés aux annonces du FOMC aux rendements

cumulés des cryptomonnaies constitue une extension naturelle de la littérature existante. En distinguant des actifs aux caractéristiques économiques différentes et en examinant leurs réponses sur plusieurs horizons, la présente étude vise à fournir une perspective supplémentaire sur la nature, l'intensité et la persistance des effets de la politique monétaire sur les marchés de cryptomonnaies.

Cryptomonnaies comme instruments de couverture

Une partie de la littérature s'est intéressée au rôle potentiel des cryptomonnaies comme instruments de couverture face aux fluctuations des marchés financiers traditionnels. Dans l'une des premières études empiriques, Dyhrberg (2016) suggère que le Bitcoin pourrait présenter des propriétés comparables à celles de l'or, en raison de sa réponse à des chocs affectant les marchés boursiers et de change. Ces résultats initiaux ont contribué à l'hypothèse selon laquelle les cryptomonnaies pourraient jouer un rôle de protection contre certains risques financiers, bien que ces conclusions reposent sur des périodes d'échantillonnage limitées et des cadres empiriques relativement simples.

Des analyses subséquentes ont toutefois nuancé cette interprétation. Bouri et al. (2017) montrent que, si le Bitcoin peut offrir des bénéfices de diversification, sa capacité à agir comme instrument de couverture est faible et fortement dépendante de l'horizon d'investissement et des conditions de marché. Les auteurs soulignent en particulier que les relations entre le Bitcoin et les autres classes d'actifs sont instables dans le temps, ce qui limite l'idée d'un rôle de couverture systématique.

Cette instabilité est également mise en évidence par Corbet et al. (2018), qui montrent que les cryptomonnaies demeurent globalement faiblement intégrées aux marchés financiers traditionnels, mais que cette relative isolation varie dans le temps. Les liens peuvent se renforcer

temporairement à la suite de chocs économiques ou financiers majeurs, ce qui remet en question la robustesse d'un rôle de couverture précisément dans les périodes où celui-ci est crucial. Dans le contexte spécifique de la crise du COVID-19, Corbet et al. (2020) montrent que les interconnexions entre cryptomonnaies et marchés traditionnels se renforcent lors des épisodes de stress systémique, suggérant que les avantages de couverture tendent à se dissiper lorsque les chocs deviennent globaux.

D'autres contributions insistent sur les limites du Bitcoin comme actif de protection dans des contextes de marché extrêmes. Conlon et McGee (2020) montrent que l'inclusion du Bitcoin dans un portefeuille d'actions peut, lors de fortes baisses de marché, accroître le risque plutôt que le réduire, ce qui va à l'encontre de l'idée d'un instrument de couverture fiable. Ces résultats rejoignent les conclusions de Baur et al. (2018), qui montrent que le comportement du Bitcoin diffère sensiblement de celui des actifs traditionnellement perçus comme refuges, tels que l'or, notamment en raison de sa volatilité élevée et de sa sensibilité prononcée aux conditions de marché.

Les études existantes suggèrent que les cryptomonnaies ne constituent pas des instruments de couverture fiables face aux chocs affectant les marchés financiers traditionnels. Les éventuels avantages qu'elles peuvent offrir apparaissent ponctuels, sensibles aux conditions de marché et rarement persistants lorsque les tensions financières s'intensifient.

Données

Source des données et couverture temporelle

Les données utilisées dans la présente étude sont des données à fréquence journalière couvrant à la fois les marchés des cryptomonnaies et les décisions de politique monétaire de la Réserve fédérale américaine. Les données sur les prix des cryptomonnaies concernent le Bitcoin

(BTC), l'Ether (ETH) et le Tether (USDT), qui représentent les trois principales en termes de capitalisation de marché. Ces prix ont été obtenus à partir de Yahoo Finance et correspondent aux prix de clôture ajustés. Les données de politique monétaire correspondent aux prix des contrats à terme sur le taux des Fed Funds (Fed Funds Futures), négociés sur le Chicago Mercantile Exchange (CME). Ces contrats reflètent les anticipations de marché concernant le taux effectif des Fed Funds et sont largement utilisés dans la littérature pour identifier les chocs de politique monétaire. Les prix journaliers de ces contrats à terme sont utilisés afin de construire une mesure des chocs de politique monétaire autour des annonces du FOMC, dont les dates sont identifiées à partir du calendrier officiel de la Réserve fédérale. Les chocs sont associés aux jours d'annonce du FOMC et sont définis comme nuls en dehors de ces annonces. L'échantillon couvre la période allant du 9 novembre 2017 au 31 août 2024. La date de début est déterminée par la disponibilité conjointe des données pour les trois cryptomonnaies étudiées.

Construction des variables

Les variables utilisées dans l'analyse sont construites à partir des données sur les prix présentées dans la section précédente. Les prix des cryptomonnaies sont notés p_{btc} , p_{eth} et p_{usdt} et correspondent aux prix de clôture ajustés observés à la date t . À partir de ces prix, les rendements journaliers sont calculés en logarithmes. Cette transformation permet de stabiliser la variance, de réduire l'influence des valeurs extrêmes et de rendre les différences de pourcentage approximativement additives sur des horizons cumulés. Cette propriété est particulièrement utile dans le cadre des projections locales, où les rendements à un horizon h sont construits comme la somme de rendements journaliers successifs. Pour chaque cryptomonnaie i , le rendement à la date t est défini comme la différence entre le logarithme du prix à la date t et celui observé à la date $t - 1$, soit $r_{i,t} = \ln(p_{i,t}) - \ln(p_{i,t-1})$. Les rendements sont calculés uniquement lorsque les

prix aux deux dates consécutives sont disponibles, et les observations initiales pour lesquelles cette condition n'est pas satisfaite sont exclues de l'échantillon. La construction de la variable de choc de politique monétaire repose sur les contrats à terme sur le taux des Fed Funds. Pour chaque date, un taux implicite est calculé selon la convention de marché qui définit le taux à terme comme la différence entre 100 et le prix du contrat. La variation journalière de ce taux est ensuite calculée autour des dates d'annonce du FOMC, en comparant le taux observé le jour de l'annonce à celui observé lors de la dernière séance de cotation précédant l'annonce.

Statistiques descriptives

Le tableau 1 présente les statistiques descriptives des rendements journaliers des cryptomonnaies étudiées. La moyenne des rendements est proche de zéro pour l'ensemble des actifs, ce qui est cohérent avec une dynamique journalière dominée par la volatilité plutôt que par une tendance prononcée. La dispersion des rendements est nettement plus élevée pour le Bitcoin et l'Ether comparativement au Tether, reflétant la nature plus stable de ce dernier. Les valeurs extrêmes observées pour le Bitcoin et l'Ether démontrent la forte variabilité caractéristique des marchés de cryptomonnaies.

Tableau 1

Rendements journaliers logarithmiques des cryptomonnaies

Statistique	Bitcoin (BTC)	Ether (ETH)	Tether (USDT)
Moyenne	0.0008	0.0008	0.0000
Écart-type	0.0373	0.0469	0.0039
Minimum	-0.4647	-0.5507	-0.0526
Maximum	0.2251	0.2347	0.0566
Observations	2 471	2 471	2 471

Note. Les rendements sont des rendements logarithmiques journaliers calculés à partir des prix de clôture ajustés. L'échantillon couvre la période du 9 novembre 2017 au 31 août 2024.

Le tableau 2 présente les statistiques descriptives des chocs de politique monétaire identifiés sur les jours d'annonce du FOMC. Les chocs sont centrés autour de zéro, indiquant que

les décisions de politique monétaire sont en moyenne largement anticipées par les marchés.

Toutefois, certaines annonces génèrent des ajustements significatifs des anticipations, comme en témoignent les valeurs extrêmes observées.

Tableau 2

Chocs de politique monétaire

Statistique	Choc de politique monétaire
Moyenne	-0.0133
Écart-type	0.0577
Minimum	-0.2993
Maximum	0.0500
Observations	39

Note. Les chocs de politique monétaire correspondent aux variations non anticipées du taux des Fed Funds identifiées à partir des contrats à terme sur les Fed Funds autour des annonces du FOMC. En dehors des jours d'annonce, la valeur du choc est définie comme nulle.

Méthodologie

Identification des chocs

Inspirée de l'approche développée par Kuttner (2001), l'identification des chocs repose sur une distinction fondamentale entre les décisions anticipées par les agents économiques et celles qui constituent une information nouvelle. Dans un contexte financier où les prix des actifs reflètent en permanence l'information disponible, seules les décisions non anticipées de la politique monétaire de la Réserve fédérale pourraient mener à des ajustements immédiats de ces prix. Ainsi, l'objectif de l'identification des chocs consiste à isoler cette composante inattendue des décisions de politique monétaire. L'intuition économique est simple : si une modification du taux directeur est parfaitement anticipée par les marchés, ses effets doivent déjà être incorporés dans les prix avant l'annonce officielle. Par conséquent, toute réponse observée des marchés financiers au moment de l'annonce traduit une révision des anticipations, révélant donc la présence d'un choc. La solution à cette problématique de mesure des anticipations repose sur les

contrats à terme sur les Fed Funds (Fed Funds Futures). Ces contrats sont établis sur la moyenne mensuelle anticipée du taux effectif des Fed Funds. Le prix d'un contrat est déterminé selon la convention :

$$P = 100 - f$$

où f désigne le taux du contrat correspondant à cette moyenne anticipée. Par conséquent, une hausse (baisse) du prix du contrat correspond à une baisse (hausse) anticipée du taux effectif des Fed Funds. Bien que les prix des contrats à terme sur les Fed Funds reflètent les anticipations du marché, l'identification des chocs provenant des décisions non anticipées ne repose pas sur le prix du contrat à terme, mais plutôt sur sa variation autour de la date de décision. L'idée centrale est que les variations du taux du contrat à terme sur une très courte fenêtre temporelle capturent les décisions non anticipées provoquées par l'annonce de la Réserve fédérale, ces variations étant supposées exogènes aux rendements des cryptomonnaies au moment de l'annonce. Si la décision de la Réserve fédérale est conforme aux attentes, cette variation est nulle ou négligeable. En revanche, une variation significative du taux du contrat à terme indique des décisions non anticipées, révélant ainsi un choc de politique monétaire. Cette relation peut s'écrire de la façon suivante :

$$\Delta f_t = f_t - f_{t-1}$$

où f_t correspond au taux du contrat observé le jour de l'annonce du FOMC et f_{t-1} au taux du contrat observé la veille de l'annonce, cette différence captant les décisions non anticipées. Cette équation présente toutefois un enjeu temporel puisque les contrats à terme sur les Fed Funds reposent sur la moyenne mensuelle du taux effectif alors que les décisions du FOMC sont prises

à une date spécifique au cours du mois. Lorsqu'un changement de taux est annoncé en cours de mois, il affecte seulement les jours qui suivent la décision puisque les jours précédents sont déjà réalisés. Pour corriger ce biais, on divise la variation du taux du contrat à terme par la fraction du mois restant après la décision afin de reconstruire la variation qui aurait été observée si la décision avait affecté l'ensemble du mois. Cette correction permet d'obtenir l'équation :

$$Choc_t = \frac{\Delta f_t}{(m - d)/m}$$

où m désigne le nombre total de jours du mois considéré et d le nombre de jours écoulés avant la décision du FOMC.

Le choix de cette approche d'identification des chocs présente plusieurs avantages méthodologiques par rapport à d'autres stratégies utilisées dans la littérature. Tout d'abord, les données issues des contrats à terme sur les Fed Funds sont facilement accessibles, transparentes et simples à interpréter, ce qui facilite leur utilisation dans une analyse empirique. Ensuite, cette approche permet d'identifier les chocs de politique monétaire sans nécessiter des hypothèses de modélisation fortes, contrairement aux modèles statistiques plus contraignants tels que les VAR (Vecteur autorégressif). Elle évite de ce fait les choix liés à la spécification dynamique, à la construction de variables latentes ou encore aux régresseurs générés (Kuttner, 2001). Par conséquent, l'identification est moins dépendante de décisions arbitraires. Enfin, l'utilisation des contrats à terme sur les Fed Funds demeure pertinente même pendant les périodes où les taux d'intérêt étaient proches de zéro. En effet, Gurkaynak et al. (2005) montrent que, lorsque le taux des Fed Funds est faible ou inchangé, les annonces de politique monétaire peuvent générer des chocs significatifs à travers les révisions des anticipations de marché quant à la trajectoire future du taux des Fed Funds. Ces chocs, identifiés à partir des mouvements des contrats à terme sur les

Fed Funds, expliquent l'essentiel des réponses des rendements obligataires à moyen et long terme autour des annonces du FOMC, même lorsque le taux cible reste inchangé au moment de l'annonce. Cet élément est particulièrement important pour la présente étude, dans la mesure où les données utilisées couvrent la période du COVID-19, caractérisée par un niveau historiquement bas du taux des Fed Funds.

Modèle des projections locales

Le modèle utilisé dans cette étude repose sur l'approche des projections locales introduite par Jordà (2005). L'idée centrale de cette méthode consiste à estimer les effets d'un choc séparément à chaque horizon, plutôt que de les déduire à partir d'une spécification imposant une structure dynamique identique pour tous les horizons. L'horizon h correspond au nombre de jours séparant la date du choc et la date à laquelle son impact est évalué. Dans cette étude, l'horizon est fixé à 30 jours après le choc. Cet horizon est retenu car il correspond à une pratique courante dans la littérature utilisant les projections locales pour analyser les effets cumulatifs d'un choc macroéconomique. Un horizon d'environ un mois permet d'observer l'éventuelle dissipation ou amplification de la réponse initiale, tout en limitant l'influence d'événements macroéconomiques qui pourraient survenir à plus long terme. Concrètement, pour chaque horizon h , la variable dépendante est définie comme le rendement cumulé de la cryptomonnaie considérée entre la date du choc t et la date $t + h$. Ce rendement cumulé est projeté sur le choc de politique monétaire observé à la date t , identifié à l'aide des contrats à terme sur les Fed Funds, tels que présentés dans la section précédente. La spécification inclut également des retards de rendements de la cryptomonnaie. Le nombre de retards est fixé à $p = 7$, ce qui permet de contrôler les dynamiques hebdomadaires naturelles des cryptomonnaies, dont la volatilité est marquée et dont les marchés fonctionnent en continu. Ce choix qui est fréquent dans les travaux

appliqués utilisant des données journalières offre un compromis entre flexibilité et parcimonie. Les régressions sont estimées séparément pour chacune des trois cryptomonnaies étudiées, et une régression distincte est réalisée pour chaque horizon, de manière indépendante des autres horizons. Ainsi, le coefficient associé au choc de politique monétaire dans la régression à l'horizon h mesure directement l'effet cumulé de ce choc sur les rendements de l'actif jusqu'à cet horizon. On obtient le modèle de projections locales suivant :

$$\sum_{j=0}^h r_{i,t+j} = \alpha_{i,h} + \beta_{i,h} \text{Choc}_t + \sum_{k=1}^p \gamma_{i,h,k} r_{i,t-k} + \varepsilon_{i,t,h}$$

Dans cette équation, $r_{i,t}$ désigne le rendement journalier de la cryptomonnaie i à la date t , tandis que la variable dépendante correspond au rendement cumulé de cet actif entre la date du choc et l'horizon h . Le terme Choc_t représente le choc de politique monétaire observé à la date t , identifié à partir des contrats à terme sur les Fed Funds. Le paramètre $\alpha_{i,h}$ est une constante spécifique à la cryptomonnaie i et à l'horizon h , alors que $\beta_{i,h}$ mesure l'effet cumulé du choc de politique monétaire sur les rendements de l'actif jusqu'à cet horizon. Les termes $r_{i,t-k}$, pour $k = 1, \dots, p$, correspondent aux retards des rendements de la cryptomonnaie, inclus afin de contrôler les dynamiques temporelles propres à chaque actif, et $\gamma_{i,h,k}$ sont les coefficients associés à ces retards. Enfin, $\varepsilon_{i,t,h}$ désigne le terme d'erreur spécifique à la cryptomonnaie i , à la date t et à l'horizon h . Les erreurs standards sont corrigées pour l'hétéroscédasticité et l'autocorrélation à l'aide d'un estimateur de type Newey-West afin de tenir compte de la dépendance temporelle des erreurs.

Dans le cadre de cette étude, le recours à l'approche des projections locales par rapport à d'autres méthodes plus complexes, telles que les modèles vectoriels autorégressifs, s'explique de plusieurs manières. Tout d'abord, Jordà (2005) montre que la méthode des projections locales est

plus robuste que les approches reposant sur une spécification dynamique unique lorsque le processus générateur des données est potentiellement mal spécifié. Cet argument est d'autant plus important dans le contexte de cette étude, étant donné l'instabilité des marchés de cryptomonnaies et de la difficulté à en modéliser la dynamique. Ensuite, la méthode des projections locales permet d'estimer directement l'impact des chocs de politique monétaire au moyen de régressions distinctes pour chaque horizon. L'estimation distincte pour chaque horizon facilite l'interprétation économique des effets cumulés, lesquels sont au cœur de l'analyse menée dans cette étude. De plus, les projections locales permettent d'éviter la propagation mécanique des erreurs de prévision à long horizon, puisque les estimations sont réalisées indépendamment pour chaque horizon, contrairement à des approches telles que les modèles VAR qui reposent sur des itérations successives d'un même modèle dynamique (Jordà, 2005). Enfin, l'approche des projections locales permet une inférence simple, chaque horizon étant estimé à l'aide d'une régression standard pour laquelle les effets du choc peuvent être directement testés. Cette approche est bien adaptée à l'utilisation de rendements cumulés, pour lesquels les erreurs peuvent être corrigées de manière robuste à l'aide de méthodes usuelles telles que l'estimateur de Newey-West. Par ailleurs, les projections locales permettent d'introduire directement des chocs de politique monétaire identifiés préalablement, comme ceux construits à partir des contrats à terme sur les Fed Funds, sans imposer d'hypothèses contraignantes sur la structure dynamique du modèle.

Résultats

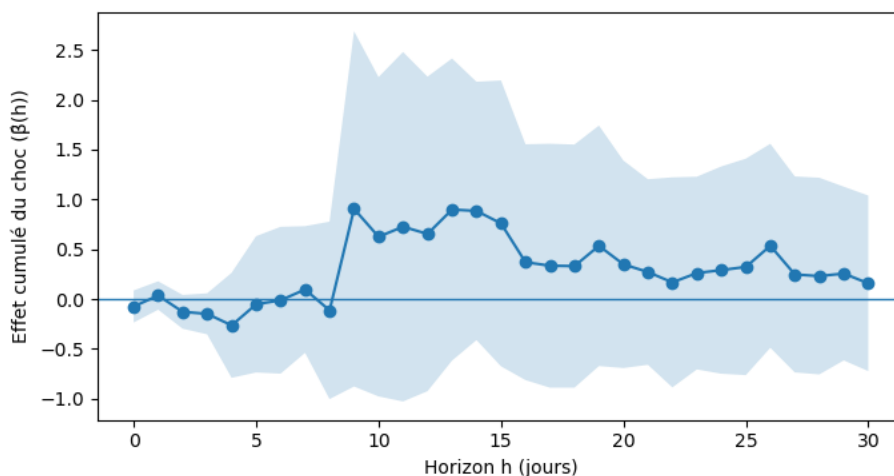
Réponse des rendements du Bitcoin

La figure 1 montre la réponse cumulée des rendements logarithmiques du Bitcoin à un choc de politique monétaire identifié lors des annonces du FOMC. À chaque horizon h , le

coefficient estimé β_h mesure l'effet cumulé du choc sur les rendements journaliers depuis la date de l'annonce. À l'horizon immédiat ($h = 0$), le coefficient estimé est $\beta_0 = -0,074$, ce qui correspond à une variation du prix d'environ -7% en approximation logarithmique. Ce coefficient n'est toutefois pas statistiquement significatif, ce qui indique qu'aucune réponse immédiate ne peut être clairement mise en évidence. À court terme, pour des horizons allant de $h = 1$ à $h = 4$, les coefficients alternent en signe et atteignent des amplitudes économiquement non négligeables : par exemple, $\beta_1 = 0,036$ correspond à une hausse cumulée d'environ $+4\%$, tandis que $\beta_2 = -0,128$ et $\beta_3 = -0,148$ correspondent respectivement à des baisses cumulées d'environ -12% et -14% . Néanmoins, ces coefficients demeurent statistiquement non significatifs. À moyen terme, certaines estimations deviennent très élevées, comme $\beta_9 = 0,905$, ce qui correspond à une variation cumulée du prix d'environ $+147\%$. Toutefois, l'incertitude statistique augmente fortement avec l'horizon et ces coefficients ne peuvent pas être distingués statistiquement d'un effet nul. Ce constat se prolonge jusqu'à l'horizon maximal de trente jours. L'ensemble des coefficients estimés par horizon, ainsi que leurs intervalles de confiance à 95% sont présentés dans l'annexe A (Tableau A1).

Figure 1

Réponse cumulée des rendements logarithmiques du Bitcoin à un choc de politique monétaire

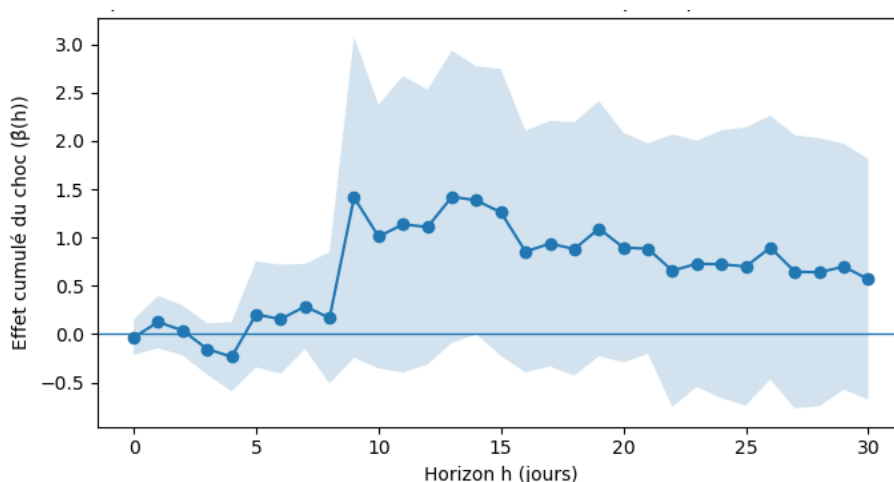


Réponse des rendements de l'Ether

La figure 2 montre la réponse cumulée des rendements logarithmiques de l'Ether à un choc de politique monétaire. À l'horizon immédiat ($h = 0$), le coefficient estimé est $\beta_0 = -0,033$, ce qui correspond à une variation du prix d'environ -3% , mais ce coefficient n'est pas statistiquement significatif. À court terme, pour des horizons allant de $h = 1$ à $h = 4$, l'amplitude des coefficients devient rapidement élevée. Par exemple, $\beta_1 = 0,126$ correspond à une hausse cumulée d'environ $+13\%$, tandis que $\beta_4 = -0,234$ correspond à une baisse cumulée d'environ -21% sur les jours suivant l'annonce. Malgré ces amplitudes élevées, les coefficients ne sont pas statistiquement significatifs. À moyen terme, certaines estimations atteignent des valeurs très élevées, comme $\beta_{13} = 1,423$, ce qui correspond à une hausse cumulée d'environ $+315\%$ en approximation logarithmique. Toutefois, la précision statistique se dégrade encore plus à ces horizons, ce qui empêche de conclure à un effet significatif. L'ensemble des coefficients estimés par horizon, ainsi que leurs intervalles de confiance à 95% est présenté en annexe A (Tableau A2).

Figure 2

Réponse cumulée des rendements logarithmiques de l'Ether à un choc de politique monétaire

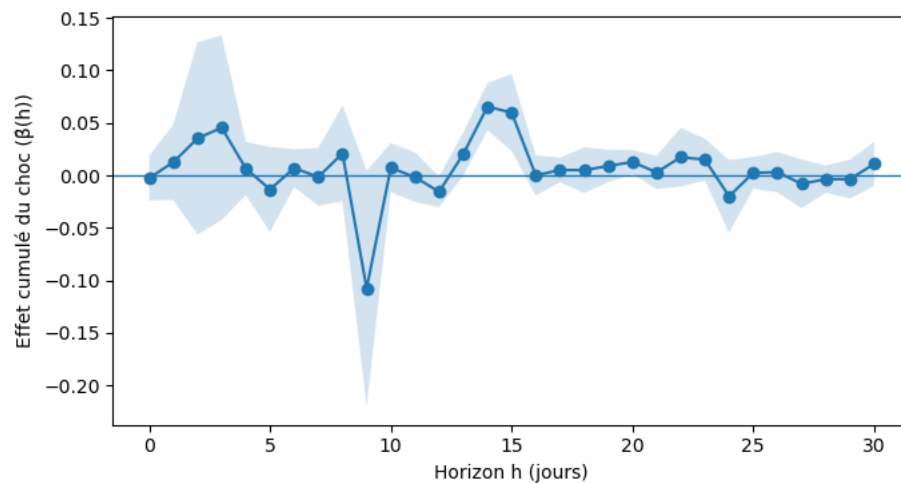


Réponse des rendements du Tether

La figure 3 montre la réponse cumulée des rendements logarithmiques du Tether à un choc de politique monétaire. À l'horizon immédiat ($h = 0$), le coefficient estimé est $\beta_0 = -0,003$, ce qui correspond à une variation du prix inférieure à $-0,3 \%$, et ce coefficient n'est pas statistiquement significatif. À court terme, pour des horizons allant de $h = 1$ à $h = 5$, les coefficients restent de faible amplitude et non significatifs. En revanche, certains horizons intermédiaires présentent des coefficients statistiquement significatifs. À $h = 12$, le coefficient estimé est $\beta_{12} = -0,016$, ce qui correspond à une baisse cumulée du prix d'environ $-1,5 \%$. À $h = 14$ et $h = 15$, les coefficients deviennent positifs, avec $\beta_{14} = 0,065$ et $\beta_{15} = 0,060$, correspondant respectivement à des hausses cumulées d'environ $+6,8 \%$ et $+6,2 \%$. Un effet positif plus modéré est également observé à $h = 20$, avec $\beta_{20} = 0,013$, soit une hausse cumulée d'environ $+1,3 \%$. Ces effets sont statistiquement significatifs, ce qui distingue le Tether des autres cryptomonnaies étudiées. L'ensemble des coefficients estimés par horizon, ainsi que leurs intervalles de confiance à 95 % est présenté en annexe A (Tableau A3).

Figure 3

Réponse cumulée des rendements logarithmiques du Tether à un choc de politique monétaire



Comparaison des résultats

Les résultats issus des projections locales mettent en évidence des réponses différenciées des cryptomonnaies étudiées aux chocs de politique monétaire américaine. Les estimations obtenues pour le Bitcoin et l'Ether indiquent que les coefficients associés aux chocs peuvent atteindre, à certains horizons, des valeurs économiquement importantes, traduisant des variations cumulées du prix parfois élevées. Toutefois, ces effets ne sont pas statistiquement significatifs sur l'ensemble des horizons considérés. Cette combinaison d'ampleur économique et de faible précision statistique suggère que les ajustements observés sont instables d'un horizon à l'autre, ce qui complique l'établissement d'une relation causale robuste entre politique monétaire et rendements de ces actifs.

D'un point de vue économique, ce résultat est cohérent avec la nature même du Bitcoin et de l'Ether. Leurs prix sont fortement influencés par une multitude de facteurs endogènes aux marchés des cryptomonnaies qui peuvent masquer ou amplifier les réponses attendues aux chocs

monétaires. L'augmentation de l'incertitude statistique à mesure que l'horizon s'allonge renforce l'idée que l'impact des décisions monétaires s'estompe rapidement au profit de déterminants propres à l'écosystème des cryptomonnaies.

À l'inverse, les résultats obtenus pour le Tether présentent une dynamique plus contenue. Les coefficients estimés sont globalement de faible amplitude conformément à la structure d'un stablecoin conçu pour maintenir une valeur proche du dollar américain. Néanmoins, certains horizons intermédiaires présentent des effets statistiquement significatifs. Ces résultats indiquent que, même pour un actif conçu pour maintenir une valeur proche du dollar américain, les chocs de politique monétaire peuvent générer des ajustements temporaires du prix. Ces ajustements modestes mais détectables peuvent refléter des tensions temporaires dans les mécanismes de stabilisation du Tether, des déséquilibres de liquidité ou encore des épisodes ponctuels de conversion entre stablecoins et actifs risqués à la suite des annonces du FOMC.

Pris globalement, ces résultats révèlent une hétérogénéité prononcée dans la transmission des chocs monétaires aux cryptomonnaies. Les cryptomonnaies les plus volatiles, comme le Bitcoin et l'Ether, réagissent fortement mais de manière instable, tandis que le Tether présente des variations beaucoup plus faibles mais parfois statistiquement significatives. Cette asymétrie confirme que la politique monétaire américaine ne constitue pas un déterminant central des rendements des cryptomonnaies, et que l'ampleur et la nature de la transmission dépendent fortement du positionnement économique de chaque actif : spéculatif pour le Bitcoin et l'Ether, et centré sur la liquidité dans le cas du Tether.

Discussion

Les résultats de cette étude apportent plusieurs éléments de réflexion quant à l'utilisation des cryptomonnaies comme instruments de couverture face aux chocs de politique monétaire.

D'un point de vue général, un actif susceptible de jouer un rôle de couverture devrait présenter une réponse relativement stable et prévisible aux chocs macroéconomiques, ou, à défaut, une dynamique clairement distincte de celle des actifs exposés au choc.

Dans le cas du Bitcoin et de l'Ether, les résultats obtenus ne permettent pas d'identifier un rôle robuste de couverture contre les chocs de politique monétaire. Bien que certaines estimations suggèrent des variations cumulées du prix économiquement importantes, l'absence de significativité statistique et la forte variabilité des coefficients selon l'horizon limitent la fiabilité de ces actifs comme instruments de couverture contre ce type de chocs. Dans le cadre de cette analyse, les réponses observées sont trop instables pour permettre à un investisseur d'utiliser de façon systématique le Bitcoin ou l'Ether pour compenser l'impact d'un choc monétaire sur un portefeuille exposé.

En ce qui concerne le Tether, les estimations mettent en évidence un comportement distinct de celui du Bitcoin et de l'Ether. Les variations cumulées présentent une amplitude relativement faible, ce qui traduit son ancrage au dollar américain. Toutefois, certains horizons intermédiaires présentent des coefficients statistiquement significatifs, ce qui montre que le Tether peut connaître des ajustements mesurables à la suite d'un choc de politique monétaire. Ces ajustements demeurent limités et n'impliquent pas une dynamique persistante. Dans cette optique, le Tether ne peut pas davantage être considéré comme un actif de couverture : sa stabilité limite les possibilités de compensation face à un choc monétaire, tandis que la présence occasionnelle de réponses significatives réduit la prévisibilité nécessaire à une fonction de couverture.

Tests de robustesse

Cette section examine la robustesse des résultats obtenus face à différents choix de spécification. L'objectif est de vérifier que les effets estimés des chocs de politique monétaire sur les rendements des cryptomonnaies ne dépendent pas de paramètres arbitraires du modèle, ni d'événements extrêmes particuliers. Trois tests de robustesse sont effectués : la variation du nombre de retards inclus dans les projections locales, la modification de l'horizon maximal d'analyse et l'exclusion du mois de mars 2020.

Sensibilité aux nombres de retards

Le nombre de retards des rendements inclus dans les projections locales vise à contrôler la dynamique propre aux séries de rendements des cryptomonnaies. Bien que ce choix repose sur des pratiques courantes, il demeure en partie discrétionnaire. Afin d'évaluer la sensibilité des résultats à cet aspect, les estimations sont reproduites en faisant varier le nombre de retards inclus dans le modèle, tout en maintenant inchangés l'horizon maximal et la méthode d'estimation.

Les résultats montrent que, pour les trois cryptomonnaies étudiées, la variation du nombre de retards entraîne des modifications des coefficients estimés, tant en termes d'ampleur que, dans certains cas, de signe à certains horizons. Toutefois, ces variations ne s'accompagnent pas de changements d'un point de vue statistique. En effet, pour le Bitcoin et l'Ether, les intervalles de confiance incluent zéro sur l'ensemble des horizons considérés, quelle que soit la spécification retenue, indiquant l'absence d'effet statistiquement significatif au seuil de 5 %. Pour le Tether, bien que les différents horizons présentent des coefficients relativement plus stables, les conclusions générales demeurent inchangées lorsque le nombre de retards varie. Ces résultats suggèrent que les conclusions principales de l'étude ne sont pas sensibles au choix

précis du nombre de retards inclus dans le modèle. Les tableaux correspondants sont reportés en annexe B (Tableaux B1 à B6).

Sensibilité à l’horizon d’analyse

L’horizon maximal d’analyse détermine la période sur laquelle les effets cumulés des chocs de politique monétaire sont évalués. La spécification de référence retient un horizon de 30 jours afin de capter à la fois les ajustements immédiats et les effets à court et moyen terme. Afin de vérifier que les résultats ne dépendent pas de ce choix, les estimations peuvent être analysées pour les horizons plus courts.

Les résultats obtenus pour les trois cryptomonnaies indiquent que les conclusions ne dépendent pas du choix de l’horizon retenu dans les projections locales. Pour le Bitcoin et l’Ether, les estimations demeurent non significatives à l’ensemble des horizons, et la forme générale des réponses reste similaire quel que soit l’horizon analysé. Les écarts observés à mesure que l’horizon s’allonge s’expliquent principalement par l’élargissement progressif des intervalles de confiance, caractéristique de l’accumulation de l’incertitude statistique, sans modifier la conclusion d’une absence d’effet significatif. Dans le cas du Tether, les résultats montrent également une dynamique globalement cohérente d’un horizon à l’autre, malgré la présence ponctuelle de coefficients significatifs à certains horizons intermédiaires. Dans l’ensemble, ces éléments confirment que les résultats ne sont pas sensibles au choix précis de l’horizon d’analyse et que les conclusions demeurent inchangées lorsque l’on modifie la longueur de l’horizon. Les résultats détaillés sont présentés en annexe A (Tableaux A1 à A3).

Exclusion du mois de mars 2020

Le mois de mars 2020 correspond à une période exceptionnelle marquée par l’intervention monétaire la plus brutale de la période étudiée. Le choc de politique monétaire

observé durant ce mois est, en taille, nettement supérieur aux autres chocs de l'échantillon. Il existe donc un risque que cet épisode exerce une influence disproportionnée sur les estimations. Afin d'évaluer ce point, les projections locales sont réestimées après exclusion des observations correspondant au mois de mars 2020.

Les résultats montrent que l'exclusion de mars 2020 affecte substantiellement les coefficients estimés pour le Bitcoin et l'Ether, tant en termes d'amplitude que de signe pour certains horizons. Toutefois, pour ces deux actifs, les intervalles de confiance incluent zéro sur l'ensemble des horizons, tant dans la spécification de référence que dans la spécification excluant mars 2020, indiquant l'absence d'évidence statistique robuste d'un impact des chocs de politique monétaire sur les rendements cumulés.

Pour le Tether, la situation est différente. Dans la spécification de référence, certains horizons présentent des coefficients statistiquement significatifs. En revanche, cette significativité disparaît entièrement après l'exclusion du mois de mars 2020, les intervalles de confiance incluant systématiquement zéro. Ces résultats indiquent que l'évidence statistique observée pour le Tether est sensible à la présence de cet épisode extrême. Les tableaux correspondants sont présentés en annexe C (Tableaux C1 à C3).

Conclusion

Ce mémoire examine l'impact des chocs de politique monétaire de la Réserve fédérale américaine sur les rendements du Bitcoin, de l'Ether et du Tether en utilisant une identification exogène des chocs reposant sur les contrats à terme des Fed Funds et une estimation par projections locales à fréquence journalière. Cette méthode permet d'estimer séparément l'impact cumulé des chocs à chaque horizon, sans imposer de structure dynamique contraignante pour le modèle.

Les résultats montrent que les cryptomonnaies ne réagissent pas de manière uniforme aux chocs monétaires. Des effets statistiquement significatifs apparaissent pour le Tether, mais ces réponses restent limitées et ne s'étendent pas à l'ensemble des horizons. Pour le Bitcoin et l'Ether, les estimations démontrent des coefficients instables et non significatifs, ce qui suggère une transmission faible des chocs monétaires. Les réponses varient également selon l'horizon, tant en termes de signe que d'amplitude, sans présenter de schéma régulier. Dans l'ensemble, ces éléments confirment que la transmission des chocs monétaires aux cryptomonnaies est faible, hétérogène et caractérisée par une forte irrégularité à mesure que l'horizon s'allonge.

Les tests de robustesse confirment que les résultats principaux ne dépendent pas du choix de l'horizon ni du nombre de retards inclus dans la spécification. Toutefois, l'exclusion du mois de mars 2020, période caractérisée par un stress systémique sans précédent lié à la COVID-19, modifie substantiellement l'amplitude et parfois la significativité des coefficients estimés. Cette sensibilité aux périodes de crise suggère que la réponse des cryptomonnaies aux chocs monétaires n'est pas stable dans le temps et dépend fortement du contexte macroéconomique.

Du point de vue de la couverture contre les chocs de politique monétaire, les résultats indiquent que les cryptomonnaies ne constituent pas des instruments de couverture fiables. Pour le Bitcoin et l'Ether, les estimations ne révèlent aucun effet significatif, y compris aux horizons très courts. Cette absence de réaction mesurable ne constitue pas une forme de protection : elle traduit surtout une relation faible, instable et insuffisamment prévisible pour permettre leur utilisation pratique comme instrument de couverture. Un actif ne peut remplir une fonction de couverture que si sa réaction au choc est systématique, identifiable et suffisamment régulière pour compenser une exposition, ce qui n'est pas le cas ici. Pour le Tether, certains horizons présentent des coefficients significatifs, mais cette significativité disparaît entièrement lorsque

l'on exclut le mois de mars 2020, ce qui semble montrer qu'elle dépend fortement de conditions macroéconomiques spécifiques. Par ailleurs, les épisodes de crise s'accompagnent de réponses plus prononcées, ce qui limite la capacité des cryptomonnaies à jouer un rôle protecteur précisément lorsqu'il est le plus recherché. Pris ensemble, ces éléments indiquent que l'utilisation des cryptomonnaies comme instruments de couverture contre les chocs monétaires doit être envisagée avec prudence.

Cette étude comporte néanmoins plusieurs limites. L'utilisation de données journalières ne permet pas d'observer les ajustements intrajournaliers qui peuvent être importants autour des annonces du FOMC. En outre, la stratégie d'identification repose sur une mesure globale du choc monétaire, obtenue à partir des variations des contrats à terme sur les Fed Funds autour des annonces du FOMC, sans décomposer ce choc en composantes distinctes. L'analyse ne contrôle pas non plus explicitement pour d'autres facteurs macroéconomiques ou géopolitiques qui pourraient influencer simultanément les cryptomonnaies. Enfin, la relative jeunesse et l'évolution rapide des marchés de cryptomonnaies limitent la portée temporelle des résultats, qui pourraient différer dans d'autres conditions de marché ou périodes futures.

Plusieurs pistes de recherche pourraient étendre cette étude. Une première consisterait à analyser des horizons plus longs ou à intégrer des mesures alternatives de la politique monétaire, notamment celles reflétant les signaux de communication de la Réserve fédérale américaine. Une seconde serait d'explorer des sous-périodes correspondant à différents régimes de politique monétaire ou à des conditions financières particulières. Enfin, l'analyse pourrait être étendue à d'autres cryptomonnaies ou à des stratégies de portefeuille afin d'évaluer plus largement la place des cryptomonnaies dans la gestion du risque au sein des portefeuilles d'investissement.

En définitive, même si plusieurs estimations présentent des amplitudes remarquables, leurs intervalles de confiance montrent essentiellement une absence d'effet significatif, ce qui confirme une transmission faible et irrégulière des chocs monétaires aux cryptomonnaies. Les rares réponses significatives observées, notamment pour le Tether, sont relativement faibles en termes d'amplitude et sensibles aux périodes de stress, limitant leur interprétation. Au final, la réponse des cryptomonnaies se révèle instable et sensible aux conditions macroéconomiques, en particulier pour le Tether, ce qui appelle à une lecture prudente de leur rôle potentiel en tant qu'instruments de couverture face aux décisions de politique monétaire.

Bibliographie

- Baur, D. G., Hong, K., & Lee, A. D. (2018). Bitcoin : Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.12.004>
- Bekaert, G., Hoerova, M., & Lo Duca, M. (2013). Risk, uncertainty and monetary policy. *Journal of Monetary Economics*, 60(7), 771-788. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2013.06.003>
- Bernanke, B. S., & Kuttner, K. N. (2005). What Explains the Stock Market's Reaction to Federal Reserve Policy? *The Journal of Finance*, 60(3), 1221-1257. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2005.00760.x>
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- Campbell, J. Y., & Ammer, J. (1993). What Moves the Stock and Bond Markets? A Variance Decomposition for Long-Term Asset Returns. *The Journal of Finance*, 48(1), 3-37. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb04700.x>
- Cochrane, J. H., & Piazzesi, M. (2002). The Fed and Interest Rates—A High-Frequency Identification. *American Economic Review*, 92(2), 90-95. <https://doi.org/10.1257/000282802320189069>

- Conlon, T., & McGee, R. (2020). Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the Covid-19 bear market. *Finance Research Letters*, 35, 101607.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101607>
- Corbet, S., Larkin, C., & Lucey, B. (2020). The contagion effects of the COVID-19 pandemic : Evidence from gold and cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 35, 101554. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101554>
- Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
- Ehrmann, M., Fratzscher, M., & Rigobon, R. (2011). Stocks, bonds, money markets and exchange rates : Measuring international financial transmission. *Journal of Applied Econometrics*, 26(6), 948-974. <https://doi.org/10.1002/jae.1173>
- Gurkaynak, R. S., Sack, B., & Swanson, E. T. (2005). Do Actions Speak Louder Than Words ? The Response of Asset Prices to Monetary Policy Actions and Statements. *International Journal of Central Banking*, 1(1).
- Hanson, S. G., & Stein, J. C. (2015). Monetary policy and long-term real rates. *Journal of Financial Economics*, 115(3), 429-448.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.11.001>
- Jordà, Ò. (2005). Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections. *American Economic Review*, 95(1), 161-182.
<https://doi.org/10.1257/0002828053828518>

- Klein, T., Hien, P. T., & Walther, T. (2018). Bitcoin Is Not the New Gold : A Comparison of Volatility, Correlation, and Portfolio Performance. *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3146845>
- Kuttner, K. N. (2001). Monetary policy surprises and interest rates : Evidence from the Fed funds futures market. *Journal of Monetary Economics*, 47(3), 523-544.
[https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(01\)00055-1](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(01)00055-1)
- Lyons, R. K., & Viswanath-Natraj, G. (2020). *What Keeps Stablecoins Stable?* (SSRN Scholarly Paper 3597868). Social Science Research Network.
<https://papers.ssrn.com/abstract=3597868>
- Makarov, I., & Schoar, A. (2020). Trading and arbitrage in cryptocurrency markets. *Journal of Financial Economics*, 135(2), 293-319.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.07.001>

Annexe A

Résultats numériques (spécification standard)

Tableau A1

Résultats numériques de la réponse cumulée des rendements logarithmiques du Bitcoin à un choc de politique monétaire ($p = 7$)

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.07386	0.081876	-0.23434	0.086612	2464
1	0.036217	0.072475	-0.10583	0.178268	2463
2	-0.12747	0.086385	-0.29678	0.041844	2462
3	-0.14748	0.104854	-0.35299	0.058039	2461
4	-0.263	0.268613	-0.78948	0.263483	2460
5	-0.05228	0.348608	-0.73555	0.630996	2459
6	-0.0113	0.375612	-0.7475	0.724898	2458
7	0.096501	0.324037	-0.53861	0.731613	2457
8	-0.11288	0.453838	-1.0024	0.776643	2455
9	0.905114	0.908838	-0.87621	2.686437	2453
10	0.625355	0.816916	-0.9758	2.226511	2451
11	0.726066	0.894114	-1.0264	2.478529	2449
12	0.653896	0.804609	-0.92314	2.23093	2447
13	0.898213	0.772961	-0.61679	2.413217	2445
14	0.884716	0.660806	-0.41046	2.179895	2443
15	0.759672	0.731286	-0.67365	2.192994	2441
16	0.370698	0.603343	-0.81185	1.553249	2439
17	0.33511	0.624091	-0.88811	1.558329	2437
18	0.3312	0.622008	-0.88793	1.550335	2435
19	0.534555	0.615263	-0.67136	1.74047	2433
20	0.349102	0.53068	-0.69103	1.389235	2431
21	0.271888	0.474778	-0.65868	1.202453	2429
22	0.167917	0.537337	-0.88526	1.221097	2427
23	0.261442	0.493016	-0.70487	1.227754	2425
24	0.291188	0.530251	-0.7481	1.330481	2423
25	0.323105	0.553665	-0.76208	1.408289	2421
26	0.534826	0.521807	-0.48791	1.557567	2419
27	0.247741	0.501355	-0.73492	1.230398	2417
28	0.230974	0.503135	-0.75517	1.217119	2415
29	0.256557	0.444437	-0.61454	1.127655	2413
30	0.158312	0.449128	-0.72198	1.038603	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. p désigne le nombre de retards dans l'estimation; ici $p = 7$.

Tableau A2

Résultats numériques de la réponse cumulée des rendements logarithmiques de l'Ether à un choc de politique monétaire ($p = 7$)

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.03327	0.093456	-0.21644	0.149903	2464
1	0.125749	0.138084	-0.1449	0.396393	2463
2	0.038124	0.132037	-0.22067	0.296916	2462
3	-0.15326	0.135067	-0.41799	0.111473	2461
4	-0.23354	0.182613	-0.59146	0.124385	2460
5	0.205058	0.27959	-0.34294	0.753055	2459
6	0.155521	0.287472	-0.40792	0.718966	2458
7	0.28745	0.224506	-0.15258	0.727482	2457
8	0.168404	0.346236	-0.51022	0.847026	2455
9	1.414286	0.846778	-0.2454	3.07397	2453
10	1.01019	0.695779	-0.35354	2.373916	2451
11	1.135978	0.78197	-0.39668	2.66864	2449
12	1.108784	0.725187	-0.31258	2.530152	2447
13	1.422462	0.770814	-0.08833	2.933257	2445
14	1.383751	0.706969	-0.00191	2.769411	2443
15	1.258914	0.757311	-0.22542	2.743243	2441
16	0.855193	0.637561	-0.39443	2.104813	2439
17	0.937055	0.64822	-0.33346	2.207566	2437
18	0.881778	0.668309	-0.42811	2.191664	2435
19	1.092298	0.673026	-0.22683	2.41143	2433
20	0.896348	0.606307	-0.29201	2.084709	2431
21	0.884723	0.555474	-0.20401	1.973453	2429
22	0.656693	0.71882	-0.75219	2.06558	2427
23	0.72902	0.649384	-0.54377	2.001813	2425
24	0.723286	0.70675	-0.66194	2.108515	2423
25	0.700431	0.733854	-0.73792	2.138785	2421
26	0.896549	0.696078	-0.46776	2.260861	2419
27	0.646472	0.720328	-0.76537	2.058315	2417
28	0.640722	0.707337	-0.74566	2.027104	2415
29	0.698524	0.649168	-0.57385	1.970894	2413
30	0.568553	0.635186	-0.67641	1.813517	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 7$.

Tableau A3

Résultats numériques de la réponse cumulée des rendements logarithmiques du Tether à un choc de politique monétaire ($p = 7$)

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.00259	0.010779	-0.02371	0.01854	2464
1	0.012567	0.018365	-0.02343	0.048563	2463
2	0.035218	0.046734	-0.05638	0.126818	2462
3	0.045426	0.044889	-0.04256	0.133408	2461
4	0.006556	0.012919	-0.01877	0.031878	2460
5	-0.01337	0.020676	-0.0539	0.027149	2459
6	0.006895	0.009163	-0.01106	0.024854	2458
7	-0.00147	0.014078	-0.02906	0.026127	2457
8	0.020906	0.02323	-0.02463	0.066437	2455
9	-0.10775	0.057262	-0.21998	0.004481	2453
10	0.007288	0.011889	-0.01601	0.03059	2451
11	-0.00177	0.012018	-0.02533	0.021781	2449
12	-0.01559	0.007453	-0.03019	-0.00098	2447
13	0.020284	0.010425	-0.00015	0.040716	2445
14	0.06544	0.011418	0.043061	0.087819	2443
15	0.059856	0.018663	0.023277	0.096435	2441
16	2.05E-05	0.009836	-0.01926	0.019298	2439
17	0.005123	0.005896	-0.00643	0.01668	2437
18	0.004906	0.011112	-0.01687	0.026685	2435
19	0.008973	0.007869	-0.00645	0.024396	2433
20	0.012747	0.005791	0.001396	0.024098	2431
21	0.002862	0.008075	-0.01296	0.018689	2429
22	0.017309	0.014241	-0.0106	0.045222	2427
23	0.015043	0.010144	-0.00484	0.034924	2425
24	-0.01997	0.017635	-0.05453	0.014597	2423
25	0.002385	0.0077	-0.01271	0.017477	2421
26	0.003098	0.009787	-0.01608	0.02228	2419
27	-0.00808	0.011814	-0.03124	0.015076	2417
28	-0.00361	0.006599	-0.01654	0.009328	2415
29	-0.00365	0.009471	-0.02221	0.014915	2413
30	0.010893	0.010726	-0.01013	0.031916	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 7$.

Annexe B

Sensibilité au choix du nombre de retards

Tableau B1

Sensibilité du Bitcoin au choix du nombre de retards ($p = 3$)

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.07129	0.082404	-0.2328	0.090222	2468
1	0.03257	0.070454	-0.10552	0.17066	2467
2	-0.13067	0.084413	-0.29612	0.034777	2466
3	-0.13999	0.101613	-0.33915	0.059174	2465
4	-0.24892	0.268462	-0.7751	0.277265	2463
5	-0.03635	0.3519	-0.72607	0.653374	2461
6	0.003697	0.382668	-0.74633	0.753727	2459
7	0.11294	0.331002	-0.53582	0.761704	2457
8	-0.09422	0.460507	-0.99682	0.808373	2455
9	0.920092	0.917039	-0.8773	2.717488	2453
10	0.646439	0.822077	-0.96483	2.25771	2451
11	0.747686	0.900434	-1.01717	2.512537	2449
12	0.676893	0.809485	-0.9097	2.263484	2447
13	0.927505	0.775964	-0.59339	2.448395	2445
14	0.910836	0.667613	-0.39769	2.219357	2443
15	0.779361	0.738731	-0.66855	2.227274	2441
16	0.378525	0.61136	-0.81974	1.576792	2439
17	0.334556	0.631337	-0.90286	1.571976	2437
18	0.333313	0.628113	-0.89779	1.564415	2435
19	0.540079	0.621652	-0.67836	1.758517	2433
20	0.356938	0.537336	-0.69624	1.410116	2431
21	0.285134	0.479281	-0.65426	1.224526	2429
22	0.179983	0.541994	-0.88232	1.242291	2427
23	0.270647	0.49695	-0.70338	1.24467	2425
24	0.304234	0.532168	-0.73882	1.347284	2423
25	0.330251	0.557603	-0.76265	1.423154	2421
26	0.546779	0.521592	-0.47554	1.569098	2419
27	0.26637	0.500203	-0.71403	1.246768	2417
28	0.248517	0.501268	-0.73397	1.231003	2415
29	0.26629	0.442714	-0.60143	1.134008	2413
30	0.166747	0.445	-0.70545	1.038947	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 3$.

Tableau B2*Sensibilité du Bitcoin au choix du nombre de retards ($p = 5$)*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.07545	0.084055	-0.2402	0.089299	2466
1	0.025076	0.070634	-0.11337	0.163519	2465
2	-0.13974	0.085494	-0.30731	0.02783	2464
3	-0.1475	0.103221	-0.34981	0.054814	2463
4	-0.25173	0.268441	-0.77787	0.274417	2462
5	-0.04103	0.351268	-0.72951	0.647454	2461
6	-0.00424	0.382276	-0.75351	0.745018	2459
7	0.105143	0.329255	-0.5402	0.750482	2457
8	-0.10219	0.459187	-1.0022	0.797814	2455
9	0.912236	0.91622	-0.88355	2.708026	2453
10	0.638144	0.821043	-0.9711	2.247389	2451
11	0.740553	0.899606	-1.02267	2.503781	2449
12	0.66891	0.808539	-0.91583	2.253648	2447
13	0.918807	0.775329	-0.60084	2.438451	2445
14	0.902051	0.666675	-0.40463	2.208735	2443
15	0.76856	0.738137	-0.67819	2.215308	2441
16	0.368222	0.611078	-0.82949	1.565934	2439
17	0.326669	0.630612	-0.90933	1.562668	2437
18	0.328263	0.627478	-0.90159	1.55812	2435
19	0.535916	0.620904	-0.68106	1.752888	2433
20	0.3518	0.536398	-0.69954	1.403141	2431
21	0.279543	0.478139	-0.65761	1.216696	2429
22	0.174695	0.540843	-0.88536	1.234748	2427
23	0.264439	0.495145	-0.70604	1.234922	2425
24	0.298176	0.531528	-0.74362	1.339971	2423
25	0.324827	0.557458	-0.76779	1.417445	2421
26	0.539809	0.521467	-0.48227	1.561883	2419
27	0.260726	0.500251	-0.71977	1.241218	2417
28	0.241925	0.501384	-0.74079	1.224637	2415
29	0.257903	0.443277	-0.61092	1.126726	2413
30	0.158776	0.445768	-0.71493	1.032481	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 5$.

Tableau B3*Sensibilité de l’Ether au choix du nombre de retards ($p = 3$)*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l’échantillon
0	-0.02842	0.096996	-0.21853	0.161696	2468
1	0.113979	0.13179	-0.14433	0.372287	2467
2	0.01895	0.129887	-0.23563	0.273529	2466
3	-0.16184	0.134392	-0.42524	0.10157	2465
4	-0.23755	0.184785	-0.59972	0.124632	2463
5	0.196848	0.286198	-0.3641	0.757796	2461
6	0.158108	0.287925	-0.40622	0.72244	2459
7	0.287875	0.226413	-0.15589	0.731644	2457
8	0.176234	0.348978	-0.50776	0.860231	2455
9	1.424344	0.852756	-0.24706	3.095746	2453
10	1.039327	0.699542	-0.33178	2.410429	2451
11	1.164719	0.78971	-0.38311	2.712551	2449
12	1.144667	0.72808	-0.28237	2.571703	2447
13	1.462436	0.773462	-0.05355	2.978422	2445
14	1.421465	0.710607	0.028675	2.814256	2443
15	1.293104	0.762003	-0.20042	2.78663	2441
16	0.875946	0.641094	-0.3806	2.13249	2439
17	0.951774	0.645985	-0.31436	2.217905	2437
18	0.909547	0.666066	-0.39594	2.215036	2435
19	1.12788	0.67545	-0.196	2.451761	2433
20	0.934118	0.605917	-0.25348	2.121716	2431
21	0.923859	0.550593	-0.1553	2.003021	2429
22	0.68651	0.717023	-0.71885	2.091875	2427
23	0.758029	0.642307	-0.50089	2.01695	2425
24	0.763724	0.696949	-0.60229	2.129743	2423
25	0.735746	0.72794	-0.69102	2.162507	2421
26	0.937636	0.682367	-0.3998	2.275076	2419
27	0.685	0.706038	-0.69883	2.068835	2417
28	0.666307	0.69092	-0.6879	2.020511	2415
29	0.71296	0.630325	-0.52248	1.948398	2413
30	0.580982	0.613434	-0.62135	1.783313	2411

Note. L’horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 3$.

Tableau B4*Sensibilité de l'Ether au choix du nombre de retards ($p = 5$)*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.03093	0.098334	-0.22366	0.161808	2466
1	0.109247	0.130387	-0.14631	0.364805	2465
2	0.01063	0.126159	-0.23664	0.257903	2464
3	-0.1677	0.131544	-0.42553	0.090125	2463
4	-0.23906	0.186789	-0.60516	0.127049	2462
5	0.194878	0.287953	-0.36951	0.759265	2461
6	0.152813	0.292692	-0.42086	0.726488	2459
7	0.282603	0.229961	-0.16812	0.733327	2457
8	0.17075	0.35299	-0.52111	0.862611	2455
9	1.418093	0.857975	-0.26354	3.099724	2453
10	1.033412	0.703933	-0.3463	2.413121	2451
11	1.156721	0.795336	-0.40214	2.715579	2449
12	1.134611	0.73443	-0.30487	2.574094	2447
13	1.450056	0.781837	-0.08235	2.982457	2445
14	1.410033	0.717503	0.003728	2.816339	2443
15	1.279786	0.77007	-0.22955	2.789123	2441
16	0.863024	0.648747	-0.40852	2.134569	2439
17	0.939381	0.652951	-0.3404	2.219165	2437
18	0.899587	0.671521	-0.41659	2.215769	2435
19	1.12156	0.678986	-0.20925	2.452372	2433
20	0.927046	0.609983	-0.26852	2.122613	2431
21	0.913399	0.556173	-0.1767	2.003499	2429
22	0.675148	0.722779	-0.7415	2.091795	2427
23	0.74585	0.648391	-0.525	2.016696	2425
24	0.750282	0.704651	-0.63083	2.131398	2423
25	0.724495	0.734711	-0.71554	2.164528	2421
26	0.925308	0.689962	-0.42702	2.277634	2419
27	0.671156	0.714176	-0.72863	2.070941	2417
28	0.653725	0.698681	-0.71569	2.023139	2415
29	0.700041	0.638779	-0.55197	1.952047	2413
30	0.570348	0.621108	-0.64702	1.787718	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 5$.

Tableau B5*Sensibilité du Tether au choix du nombre de retards ($p = 3$)*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.00184	0.012613	-0.02656	0.022885	2468
1	0.014564	0.022135	-0.02882	0.05795	2467
2	0.037923	0.050644	-0.06134	0.137186	2466
3	0.04833	0.049034	-0.04778	0.144436	2465
4	0.008176	0.01672	-0.02459	0.040947	2463
5	-0.01208	0.025602	-0.06226	0.038098	2461
6	0.010581	0.013953	-0.01677	0.037929	2459
7	0.001864	0.017214	-0.03187	0.035603	2457
8	0.022525	0.02585	-0.02814	0.073191	2455
9	-0.10558	0.061529	-0.22617	0.01502	2453
10	0.010291	0.01637	-0.02179	0.042376	2451
11	0.001685	0.016707	-0.03106	0.034431	2449
12	-0.0127	0.006393	-0.02523	-0.00017	2447
13	0.023422	0.014886	-0.00575	0.052598	2445
14	0.068547	0.008563	0.051765	0.08533	2443
15	0.062353	0.015496	0.03198	0.092725	2441
16	0.002412	0.013574	-0.02419	0.029018	2439
17	0.007809	0.007497	-0.00689	0.022504	2437
18	0.007791	0.014056	-0.01976	0.03534	2435
19	0.011872	0.010876	-0.00944	0.033189	2433
20	0.015061	0.007959	-0.00054	0.030661	2431
21	0.005367	0.010909	-0.01601	0.026748	2429
22	0.020477	0.017403	-0.01363	0.054588	2427
23	0.018314	0.01305	-0.00726	0.043891	2425
24	-0.01758	0.020463	-0.05768	0.022531	2423
25	0.005904	0.010221	-0.01413	0.025937	2421
26	0.006493	0.012427	-0.01786	0.03085	2419
27	-0.00485	0.014705	-0.03367	0.023977	2417
28	-0.00058	0.00871	-0.01765	0.016492	2415
29	-0.00084	0.012445	-0.02523	0.023552	2413
30	0.014086	0.013922	-0.0132	0.041373	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 3$.

Tableau B6*Sensibilité du Tether au choix du nombre de retards ($p = 5$)*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.00321	0.010446	-0.02368	0.017267	2466
1	0.012739	0.018448	-0.02342	0.048897	2465
2	0.035482	0.046854	-0.05635	0.127316	2464
3	0.046641	0.045639	-0.04281	0.136093	2463
4	0.006156	0.012889	-0.01911	0.031418	2462
5	-0.01437	0.020171	-0.0539	0.025167	2461
6	0.007242	0.009201	-0.01079	0.025276	2459
7	-0.00041	0.014499	-0.02883	0.02801	2457
8	0.021499	0.023445	-0.02445	0.067451	2455
9	-0.10732	0.057419	-0.21986	0.005225	2453
10	0.007643	0.011944	-0.01577	0.031053	2451
11	-0.00116	0.012038	-0.02475	0.022438	2449
12	-0.0154	0.007567	-0.03023	-0.00057	2447
13	0.02092	0.010483	0.000373	0.041467	2445
14	0.066023	0.011286	0.043901	0.088144	2443
15	0.060286	0.01867	0.023693	0.096879	2441
16	5.12E-05	0.009771	-0.0191	0.019202	2439
17	0.005315	0.005558	-0.00558	0.016209	2437
18	0.005372	0.011143	-0.01647	0.027213	2435
19	0.009796	0.008187	-0.00625	0.025842	2433
20	0.013044	0.005898	0.001484	0.024604	2431
21	0.003079	0.007882	-0.01237	0.018528	2429
22	0.017853	0.014153	-0.00989	0.045593	2427
23	0.015808	0.010215	-0.00421	0.035829	2425
24	-0.02	0.017366	-0.05404	0.014037	2423
25	0.003203	0.0075	-0.0115	0.017904	2421
26	0.003475	0.009686	-0.01551	0.022459	2419
27	-0.00712	0.011834	-0.03032	0.016071	2417
28	-0.0034	0.006468	-0.01607	0.009282	2415
29	-0.00338	0.009322	-0.02165	0.014891	2413
30	0.011019	0.010682	-0.00992	0.031957	2411

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle est estimé avec $p = 5$.

Annexe C

Sensibilité à l'exclusion du mois de mars 2020

Tableau C1

Sensibilité du Bitcoin à l'exclusion du mois de mars 2020

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	-0.56186	0.364239	-1.27577	0.152051	2433
1	-0.47494	0.589674	-1.6307	0.680818	2432
2	-0.61276	0.739617	-2.06241	0.836887	2431
3	-0.47474	0.950863	-2.33843	1.388956	2430
4	-0.04669	0.89469	-1.80028	1.706904	2429
5	-0.21712	1.093044	-2.35948	1.925248	2428
6	-0.25691	1.261804	-2.73005	2.216227	2427
7	0.292954	1.565868	-2.77615	3.362056	2426
8	-0.55475	1.115545	-2.74122	1.631718	2424
9	-0.50978	1.587021	-3.62034	2.600783	2422
10	-0.79917	1.514059	-3.76673	2.168382	2420
11	-1.31194	1.216349	-3.69598	1.072106	2418
12	-1.70748	1.351717	-4.35684	0.941889	2416
13	-1.48265	1.382562	-4.19247	1.227174	2414
14	-1.23459	1.716522	-4.59898	2.129788	2412
15	-1.52872	1.526134	-4.51994	1.462504	2410
16	-1.54847	1.45199	-4.39437	1.297434	2408
17	-1.39753	1.472547	-4.28372	1.488662	2406
18	-1.33006	1.620642	-4.50652	1.8464	2404
19	-0.86008	1.798482	-4.3851	2.664949	2402
20	-0.48908	1.828278	-4.07251	3.094339	2400
21	-0.14481	1.666821	-3.41178	3.122162	2398
22	-0.37903	1.476945	-3.27384	2.515783	2396
23	0.548709	1.501149	-2.39354	3.490961	2394
24	0.262307	1.458577	-2.5965	3.121118	2392
25	-0.28931	1.35546	-2.94601	2.367388	2390
26	-0.37145	1.432752	-3.17965	2.436742	2388
27	-1.31052	1.236143	-3.73336	1.112315	2386
28	-1.13115	1.250747	-3.58262	1.320311	2384
29	-0.90507	1.350351	-3.55176	1.741617	2382
30	-0.87265	1.393183	-3.60329	1.857989	2380

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle utilise la spécification standard.

Tableau C2*Sensibilité de l’Ether à l’exclusion du mois de mars 2020*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l’échantillon
0	-0.70866	0.554134	-1.79476	0.377443	2433
1	-0.84275	0.799241	-2.40926	0.723764	2432
2	-1.00473	0.960426	-2.88716	0.877705	2431
3	-0.90296	1.161643	-3.17978	1.373857	2430
4	-0.06507	1.131899	-2.28359	2.153452	2429
5	-0.31699	1.398054	-3.05717	2.423197	2428
6	-0.62469	1.401589	-3.37181	2.122422	2427
7	-0.09106	1.539412	-3.1083	2.926191	2426
8	-0.84524	1.156659	-3.11229	1.421809	2424
9	-0.62251	1.647652	-3.85191	2.606889	2422
10	-0.67566	1.68663	-3.98145	2.630137	2420
11	-1.18122	1.493377	-4.10824	1.745801	2418
12	-1.34258	1.535501	-4.35216	1.667002	2416
13	-1.24413	1.539206	-4.26097	1.772714	2414
14	-1.3182	1.940826	-5.12222	2.485819	2412
15	-1.95846	1.839474	-5.56383	1.646908	2410
16	-1.86934	1.938728	-5.66924	1.930572	2408
17	-1.67491	1.922429	-5.44287	2.093049	2406
18	-1.52376	2.025673	-5.49408	2.446559	2404
19	-1.12361	2.001835	-5.0472	2.79999	2402
20	-0.9816	1.948325	-4.80032	2.837113	2400
21	-0.53954	1.776273	-4.02104	2.941952	2398
22	-0.85021	1.611973	-4.00967	2.309258	2396
23	0.029415	1.47843	-2.86831	2.927137	2394
24	-0.10164	1.440347	-2.92473	2.721436	2392
25	-1.03872	1.479446	-3.93843	1.860997	2390
26	-1.3378	1.452617	-4.18493	1.509334	2388
27	-2.5279	1.582339	-5.62929	0.573481	2386
28	-2.19764	1.505938	-5.14928	0.753994	2384
29	-1.97736	1.424663	-4.7697	0.814976	2382
30	-1.85308	1.497552	-4.78828	1.082124	2380

Note. L’horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle utilise la spécification standard.

Tableau C3*Sensibilité du Tether à l'exclusion du mois de mars 2020*

Horizon	Réponse cumulée	Erreur standard HAC	IC basse (95%)	IC haute (95%)	Taille de l'échantillon
0	0.02417	0.031867	-0.03829	0.086628	2433
1	0.004231	0.030903	-0.05634	0.064801	2432
2	0.001292	0.018851	-0.03566	0.038239	2431
3	-0.00259	0.042695	-0.08627	0.081093	2430
4	-0.02216	0.029159	-0.07931	0.034994	2429
5	-0.01439	0.027586	-0.06846	0.039679	2428
6	6.04E-05	0.034656	-0.06787	0.067987	2427
7	-0.03435	0.05449	-0.14115	0.072448	2426
8	-0.04664	0.076196	-0.19599	0.102702	2424
9	0.016777	0.035997	-0.05378	0.087331	2422
10	0.041787	0.057111	-0.07015	0.153724	2420
11	-0.01814	0.048939	-0.11406	0.077782	2418
12	-0.04056	0.031886	-0.10305	0.021942	2416
13	0.00848	0.02746	-0.04534	0.062301	2414
14	0.032483	0.038169	-0.04233	0.107295	2412
15	0.003632	0.030774	-0.05669	0.063949	2410
16	0.009208	0.025051	-0.03989	0.058307	2408
17	-0.00826	0.034891	-0.07664	0.060131	2406
18	0.000988	0.042097	-0.08152	0.083497	2404
19	-0.00159	0.018882	-0.03859	0.035423	2402
20	0.003896	0.029194	-0.05332	0.061117	2400
21	0.000563	0.02546	-0.04934	0.050464	2398
22	-0.01462	0.046434	-0.10563	0.076392	2396
23	0.038639	0.037893	-0.03563	0.112909	2394
24	-0.00491	0.035881	-0.07524	0.065418	2392
25	-0.01554	0.036542	-0.08716	0.056084	2390
26	0.03093	0.034207	-0.03612	0.097976	2388
27	-0.01214	0.041149	-0.09279	0.068512	2386
28	0.025452	0.027624	-0.02869	0.079595	2384
29	0.029982	0.030961	-0.0307	0.090666	2382
30	0.00487	0.026703	-0.04747	0.057208	2380

Note. L'horizon est exprimé en jours. HAC = hétéroscédasticité et autocorrélation robustes. IC = intervalle de confiance. Le modèle utilise la spécification standard.