
Research-Thesis: Les ETF Spot Bitcoin modifient-ils la volatilité et la liquidité du Bitcoin? Une analyse empirique par modèle Egarch

Auteur : Cember, Thomas

Promoteur(s) : Artige, Lionel

Faculté : HEC-Ecole de gestion de l'Université de Liège

Diplôme : Master en sciences de gestion, à finalité spécialisée en Banking and Asset Management

Année académique : 2025-2026

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/25803>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.

LES ETF SPOT BITCOIN MODIFIENT-ILS LA VOLATILITÉ ET LA LIQUIDITÉ DU BITCOIN ? UNE ANALYSE EMPIRIQUE PAR MODÈLE EGARCH

Jury :
Promoteur :
Lionel ARTIGE
Lecteur :
Philippe HUBNER

Mémoire présenté par
Thomas CEMBER
En vue de l'obtention du diplôme de
MASTER EN SCIENCES DE GESTION
à finalité spécialisée en
Banking and Asset Management
Année académique 2025/2026



1 Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon promoteur, le Professeur Lionel Artige, pour son accompagnement constant, ses précieux conseils et sa disponibilité tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Son expertise et son exigence m'ont permis d'approfondir ma réflexion, de structurer au mieux mon travail et d'avancer sereinement à chaque étape. Je le remercie sincèrement pour sa bienveillance et son soutien, tant sur le plan méthodologique que personnel.

Je souhaite également remercier Monsieur Philippe Hubner, lecteur de ce mémoire, pour l'attention qu'il a portée à mon travail, en particulier sur la partie économétrique. Son regard critique, ses indications et ses conseils avisés m'ont aidé à valider la cohérence des résultats obtenus et à affiner mon analyse dans ce domaine spécifique.

Je remercie chaleureusement HEC Liège et l'ensemble du corps enseignant pour la qualité de l'enseignement et l'encadrement dont j'ai bénéficié durant ces années. Cette formation m'a permis d'acquérir des compétences solides, tant théoriques que pratiques, qui ont été essentielles à la réalisation de ce mémoire et à mon développement personnel et professionnel.

Enfin, je souhaite exprimer toute ma reconnaissance envers ma famille et mes amis pour leur soutien indéfectible, leur patience et leurs encouragements à chaque étape de ce parcours. Leur présence et leur confiance ont été une source de motivation précieuse, me permettant d'aller au bout de ce projet avec sérénité.

Table des matières

1	Remerciements	2
2	Glossaire	6
3	Introduction	9
3.1	Contexte et motivation du mémoire	9
3.2	Problématique, objectifs de recherche et hypothèses	10
3.2.1	Problématique	10
3.2.2	Objectifs de recherche	10
3.2.3	Hypothèses de recherche	10
3.2.4	Positionnement empirique du mémoire	11
4	Revue de littérature	12
4.1	Le Bitcoin dans l'écosystème financier : de l'innovation à l'intégration financière	12
4.1.1	D'innovation monétaire à actif financier	12
4.1.2	Structure du marché du Bitcoin, microstructure et liquidité	12
4.1.3	Intégration financière du Bitcoin et rôle des ETF spot	13
4.2	Les Exchange-Traded Funds (ETF) : mécanismes, cadre institutionnel et effets potentiels sur les marchés	13
4.2.1	Définition, structure et rôle des ETF dans le fonctionnement des marchés	13
4.2.2	Cadre institutionnel, arbitrage et limites des ETF en période de tension	15
4.3	Effets des ETF sur les marchés sous-jacents : enseignements issus des marchés traditionnels	16
4.3.1	Effets des ETF sur la liquidité des marchés sous-jacents	16
4.3.2	Effets des ETF sur la volatilité et la formation des prix	17
4.4	Le cas des ETF spot Bitcoin : liquidité, volatilité et spécificités de marché	18
4.4.1	Effets des ETF spot Bitcoin sur la liquidité du marché	18
4.4.2	Effets des ETF spot Bitcoin sur la volatilité du marché	19
4.5	Approches méthodologiques dans la littérature sur la volatilité	20
4.5.1	Les modèles GARCH et la modélisation de la volatilité financière	20
4.5.2	Application des modèles GARCH au marché du Bitcoin	21
4.6	Synthèse critique de la littérature et implications pour l'analyse empirique	22
5	Méthodologie empirique et données	24
5.1	Données, traitement et choix de l'échantillon	24

5.2	Construction des variables	25
5.3	Statistiques préliminaires et propriétés distributionnelles	26
5.3.1	Test ARCH-LM : détection d'hétéroscédasticité conditionnelle	26
5.3.2	Asymétrie de la distribution : skewness	26
5.3.3	Épaisseur des queues : kurtosis	26
5.3.4	Test de normalité : Jarque–Bera	26
5.4	Analyse graphique des rendements et de la volatilité	27
5.4.1	Série temporelle des rendements journaliers	27
5.4.2	Distribution empirique des rendements : histogramme et densité	28
5.4.3	Autocorrélation des rendements au carré	29
5.4.4	Analyse de la volatilité annualisée à 30 jours	30
5.4.5	Analyse de la volatilité annualisée à 180 jours	31
5.5	Dynamique du marché et asymétrie des rendements	32
5.5.1	Analyse de l'évolution du prix du Bitcoin depuis 2016	32
5.5.2	Comparaison descriptive des rendements positifs et négatifs	33
5.5.3	Volume d'échange selon le signe des rendements	34
5.5.4	Illiquidité et signe des rendements	34
5.5.5	Comparaison entre rendements simples et rendements logarithmiques	35
5.6	Stratégie empirique et cadre économétrique	36
6	Résultats empiriques	37
6.1	Sélection de la spécification économétrique	37
6.1.1	Choix de la spécification GARCH	37
6.1.2	Choix de la distribution conditionnelle	37
6.1.3	Spécification du modèle retenu	38
6.2	Résultats du modèle principal	39
6.2.1	Corrélations entre les variables explicatives	39
6.2.2	Introduction progressive des variables explicatives	40
6.3	Robustesses et sensibilité des résultats	42
6.3.1	Interprétation des tests de robustesse	43
6.4	Analyses descriptives complémentaires autour des ETF spot Bitcoin	45
6.4.1	Flux ETF et activité du marché	45
6.4.2	L'évolution de l'illiquidité du Bitcoin	49

6.4.3	Lecture d'ensemble	51
7	Discussion	52
7.1	Interprétation générale des résultats	52
7.2	ETF spot Bitcoin, intégration progressive du marché et difficulté d'identification	53
7.3	Mise en perspective avec la littérature	54
7.4	Limites et portée des résultats	55
8	Conclusion	57
A	Annexes	58
A.1	Comparaison des spécifications GARCH	58
A.2	Comparaison des distributions conditionnelles	60
A.3	Spécification du modèle principal EGARCH	64
A.4	Tests de robustesse	69
A.5	Tableau récapitulatif des variables	75
A.6	Sensibilité à l'ordre de la spécification EGARCH	75
A.7	Sensibilité du proxy d'illiquidité	76
A.8	Sensibilité autour de la date BlackRock	76
A.9	Log-volatilité conditionnelle estimée autour des principaux événements	77
B	Liste des personnes ressources	78
C	Bibliographie	78

2 Glossaire

Terme	Définition
ACF	Fonction d'autocorrélation (<i>Autocorrelation Function</i>). Elle permet d'examiner la dépendance temporelle d'une série, ici notamment celle des rendements et des rendements au carré.
AIC	Critère d'information d'Akaike (<i>Akaike Information Criterion</i>). Indicateur utilisé pour évaluer et comparer la qualité d'ajustement de modèles économétriques.
Amihud (illiquidité)	Mesure usuelle de l'illiquidité reliant l'amplitude des variations de prix au volume échangé. Dans le mémoire, un proxy simple d'illiquidité est mobilisé pour capter les conditions de liquidité du marché du Bitcoin.
APARCH	Modèle APARCH (<i>Asymmetric Power ARCH</i>). Extension flexible des modèles GARCH permettant de modéliser simultanément asymétrie, persistance et puissance de la volatilité conditionnelle.
ARCH	Modèle ARCH (<i>Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i>). Modèle introduit par Engle permettant de modéliser une variance conditionnelle dépendante des chocs passés.
ARCH-LM	Test d'Engle servant à détecter la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle dans une série temporelle. Il permet de vérifier si la volatilité varie dans le temps.
Asymétrie	Propriété selon laquelle les chocs positifs et négatifs n'ont pas le même effet sur la volatilité. Cette dimension justifie le recours à un modèle asymétrique de type EGARCH.
Authorized Participants (AP)	Intermédiaires spécialisés intervenant dans le mécanisme de création et de rachat de parts d'ETF. Leur rôle est central dans l'arbitrage entre le prix de l'ETF et celui du sous-jacent.
BlackRock	Société de gestion dont le dépôt de dossier d'ETF spot Bitcoin en juin 2023 est traité dans le mémoire comme un événement informationnel susceptible d'avoir influencé les anticipations du marché avant l'approbation officielle.
BIC	Critère d'information bayésien (<i>Bayesian Information Criterion</i>). Indicateur utilisé pour comparer différents modèles économétriques en pénalisant davantage les modèles complexes que l'AIC. Un BIC plus faible indique généralement un meilleur compromis entre qualité d'ajustement et parcimonie du modèle.
Bitcoin spot	Bitcoin détenu directement sur le marché au comptant, par opposition à une exposition dérivée via contrats à terme ou autres instruments synthétiques.
BTC-USD	Code de cotation utilisé pour la série de prix du Bitcoin en dollars américains, telle qu'extraite de Eikon.
Close-to-close	Méthode de calcul des rendements journaliers fondée sur la variation entre deux prix de clôture successifs.
CoinGecko	Plateforme spécialisée dans les données de marché des crypto-actifs, utilisée pour obtenir certaines données complémentaires relatives au marché du Bitcoin, comme les volumes de transaction, la capitalisation de marché et les informations agrégées provenant de différentes plateformes d'échange.

Terme	Définition
EGARCH	Modèle de volatilité conditionnelle exponentiel (<i>Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i>). Il permet de tenir compte à la fois de la persistance de la volatilité et de l'asymétrie des chocs.
Eikon (Refinitiv Workspace)	Plateforme professionnelle de données financières utilisée pour extraire les séries quotidiennes de prix du Bitcoin analysées dans le mémoire. Eikon fournit des données de marché financières en temps réel et historiques largement utilisées dans la recherche académique et l'industrie financière.
EPU	Economic Policy Uncertainty Index (<i>EPU</i>). Indicateur mesurant le niveau d'incertitude économique et politique perçu dans l'environnement macroéconomique. Dans ce mémoire, il est utilisé comme variable de contrôle macro-informationnelle afin de capter les périodes d'incertitude susceptibles d'influencer la volatilité conditionnelle du Bitcoin.
ETF	<i>Exchange-Traded Fund</i> . Fonds coté en bourse répliquant la performance d'un actif ou d'un panier d'actifs et négocié comme une action.
ETF spot Bitcoin	ETF détenant directement du Bitcoin au comptant. Dans le mémoire, leur approbation en janvier 2024 constitue l'événement central de l'analyse.
Farside Investors	Plateforme d'information financière spécialisée dans le suivi des flux des ETF spot Bitcoin et autres produits d'investissement liés aux crypto-actifs. Le site fournit des données quotidiennes sur les entrées et sorties nettes (<i>ETF flows</i>) des principaux ETF spot Bitcoin cotés aux États-Unis.
FOMO (<i>Fear Of Missing Out</i>)	Comportement d'investissement caractérisé par la crainte de manquer une opportunité de marché, pouvant alimenter des achats spéculatifs et accentuer la volatilité des prix.
GARCH	Modèle GARCH (<i>Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity</i>). Extension du modèle ARCH intégrant à la fois les chocs passés et la persistance de la variance conditionnelle.
GED	Distribution généralisée des erreurs (<i>Generalized Error Distribution</i>). Distribution conditionnelle flexible permettant de mieux capturer les queues épaisses souvent observées dans les rendements financiers.
GJR-GARCH	Modèle GARCH asymétrique proposé par Glosten, Jagannathan et Runkle. Il permet de modéliser un effet différencié des chocs négatifs et positifs sur la volatilité conditionnelle.
Halving	Événement programmé du protocole Bitcoin réduisant de moitié la récompense accordée aux mineurs. Le halving d'avril 2024 est intégré dans le mémoire comme événement concurrent susceptible d'influencer la volatilité.
Hétéroscédasticité conditionnelle	Situation dans laquelle la variance des erreurs n'est pas constante dans le temps, mais dépend de l'information passée. C'est une caractéristique classique des séries financières.
Illiquidité	Faible capacité d'un marché à absorber des transactions sans provoquer de variation importante des prix. Dans le mémoire, elle est utilisée comme déterminant potentiel de la volatilité du Bitcoin.

Terme	Définition
Jarque–Bera	Test statistique de normalité permettant d'évaluer si une série s'écarte d'une distribution normale en fonction de sa skewness et de sa kurtosis.
Kurtosis	Mesure d'épaisseur des queues d'une distribution. Une kurtosis élevée indique une fréquence plus importante d'observations extrêmes que dans une loi normale.
Liquidité	Capacité d'un actif à être acheté ou vendu rapidement, à faible coût et sans impact significatif sur son prix. Elle constitue une dimension centrale du mémoire.
Liquidity mismatch	Situation où la liquidité d'un produit financier (ex. ETF) diffère de celle de ses actifs sous-jacents : le fonds peut être facilement négociable, alors que ses actifs sont plus difficiles à acheter ou vendre rapidement. Ce décalage peut fragiliser le mécanisme d'arbitrage, surtout en période de tension sur les marchés.
Log-likelihood	Valeur de la fonction de vraisemblance maximisée lors de l'estimation d'un modèle. Elle sert à apprécier la qualité d'ajustement.
Proxy	Variable de substitution utilisée pour approcher un concept qui n'est pas directement observable. Dans le mémoire, l'illiquidité est mesurée à l'aide d'un proxy simple.
Rendement logarithmique	Rendement calculé comme la différence entre le logarithme du prix de clôture à la date t et celui observé à la date $t - 1$. Il s'agit de la mesure centrale retenue pour les rendements journaliers du Bitcoin.
SEC	<i>Securities and Exchange Commission</i> , autorité américaine de régulation des marchés financiers. Elle a approuvé les premiers ETF spot Bitcoin en janvier 2024.
Skewness	Mesure d'asymétrie d'une distribution. Une skewness négative indique une queue gauche plus étendue ; une skewness positive, une queue droite plus étendue.
Student-t	Distribution de Student. Distribution à queues épaisses fréquemment utilisée dans les modèles de volatilité afin de mieux représenter les rendements financiers extrêmes.
Student-t asymétrique	Extension asymétrique de la distribution de Student permettant de tenir compte à la fois des queues épaisses et d'une asymétrie potentielle dans la distribution des rendements.
Volatilité	Intensité des variations du prix ou du rendement d'un actif. Dans le mémoire, elle constitue la variable d'intérêt principale.
Volatilité conditionnelle	Volatilité estimée à partir d'un modèle tenant compte de l'information passée et de la dynamique propre des chocs.

3 Introduction

3.1 Contexte et motivation du mémoire

L'approbation des premiers ETF spot Bitcoin par la Securities and Exchange Commission (SEC) en janvier 2024 constitue une étape importante dans l'évolution récente du marché des crypto-actifs. Pour la première fois, les investisseurs ont pu obtenir une exposition directe au Bitcoin à travers un produit coté, réglementé et intégré aux infrastructures financières traditionnelles.

Cet événement soulève plusieurs interrogations concernant les effets potentiels de ces instruments sur le fonctionnement du marché sous-jacent. Dans la littérature financière, les ETF sont généralement associés à des modifications possibles de la liquidité, de la volatilité et du processus de formation des prix des actifs qu'ils répliquent. Toutefois, les implications spécifiques des ETF spot Bitcoin demeurent encore relativement peu documentées en raison du caractère récent de leur introduction ainsi que des spécificités propres au marché du Bitcoin.

Contrairement aux actifs financiers traditionnels, le Bitcoin évolue dans un environnement caractérisé par une négociation continue, une fragmentation importante entre plateformes d'échange et une forte volatilité historique. Sa structure de liquidité apparaît également hétérogène, avec des conditions de marché pouvant varier sensiblement selon les plateformes et les périodes considérées. Dans ce contexte, les ETF spot Bitcoin pourraient modifier le fonctionnement du marché à travers plusieurs canaux. Une intégration accrue aux infrastructures financières traditionnelles pourrait favoriser la profondeur et la liquidité du marché. À l'inverse, l'arrivée de nouveaux flux d'investissement pourrait également accentuer certaines dynamiques spéculatives et certaines phases de volatilité.

L'analyse de ces mécanismes demeure délicate, car la période entourant l'approbation des ETF coïncide avec plusieurs événements majeurs, notamment le dépôt du dossier BlackRock en juin 2023 et le halving d'avril 2024, ce qui complique l'identification d'un effet spécifiquement attribuable aux ETF spot Bitcoin. Ce mémoire examine ainsi dans quelle mesure ces événements sont associés à des modifications observables de la volatilité et des conditions de liquidité du marché du Bitcoin, sans prétendre établir une relation causale stricte.

3.2 Problématique, objectifs de recherche et hypothèses

3.2.1 Problématique

Le marché des crypto-actifs se caractérise par une forte sensibilité aux anticipations, à l'environnement macrofinancier et aux événements institutionnels. Isoler un effet propre aux ETF spot Bitcoin soulève plusieurs difficultés empiriques. Une partie de l'information liée à leur approbation a vraisemblablement été intégrée par le marché dès le dépôt du dossier BlackRock en juin 2023, tandis que le halving d'avril 2024 constitue un événement concurrent dont les effets demeurent difficiles à distinguer.

La question centrale de ce mémoire peut dès lors être formulée de la manière suivante :

Dans quelle mesure les événements liés aux ETF spot Bitcoin sont-ils associés à une modification de la volatilité et des conditions de liquidité du marché du Bitcoin ?

Plus largement, cette recherche s'inscrit dans une réflexion sur les transformations associées à l'institutionnalisation progressive du Bitcoin et sur leurs implications pour la dynamique du marché.

3.2.2 Objectifs de recherche

Ce mémoire poursuit quatre objectifs principaux :

1. Examiner si les événements liés aux ETF spot Bitcoin sont associés à une modification de la volatilité du Bitcoin.
2. Analyser le rôle des conditions de liquidité dans la dynamique de volatilité du marché à travers une mesure d'illiquidité inspirée du ratio d'Amihud.
3. Distinguer, dans la mesure du possible, un effet associé à l'approbation officielle des ETF d'un éventuel effet d'anticipation lié au dépôt du dossier BlackRock.
4. Évaluer si les résultats observés peuvent être interprétés comme un signe de maturation du marché du Bitcoin ou, au contraire, comme la persistance de certaines fragilités structurelles.

3.2.3 Hypothèses de recherche

L'analyse empirique repose sur trois hypothèses principales.

Hypothèse 1 : Les événements liés aux ETF spot Bitcoin sont associés à une modification de la volatilité du Bitcoin.

Cette hypothèse est formulée de manière volontairement ouverte. La littérature ne permet pas d'anticiper un effet univoque des ETF sur la volatilité. Une amélioration de la liquidité et de la profondeur du marché pourrait contribuer à stabiliser les prix, tandis que l'arrivée de nouveaux flux spéculatifs pourrait au contraire accentuer certaines dynamiques de volatilité.

Hypothèse 2 : Une partie de l'effet associé aux ETF spot Bitcoin peut avoir été anticipée par le marché avant leur approbation officielle.

Cette hypothèse conduit à distinguer la date d'approbation des ETF de la date du dépôt du dossier BlackRock, considérée comme un événement informationnel susceptible d'avoir modifié les anticipations des investisseurs avant janvier 2024.

Hypothèse 3 : Les conditions de liquidité constituent un déterminant important de la volatilité du Bitcoin

Plus précisément, une dégradation de la liquidité, approchée par une hausse de l'illiquidité, pourrait être associée à une augmentation de la volatilité du marché.

3.2.4 Positionnement empirique du mémoire

Compte tenu de ces hypothèses, l'analyse empirique n'a pas vocation à attribuer de manière univoque les variations observées de volatilité ou de liquidité à la seule introduction des ETF spot Bitcoin. L'objectif est plutôt d'identifier un effet partiel associé à ces événements, tout en tenant compte de plusieurs facteurs susceptibles de brouiller l'interprétation, parmi lesquels l'anticipation du marché, le halving de 2024 ou encore l'évolution des conditions de liquidité.

Dans ce contexte, le mémoire combine une analyse descriptive des rendements et de la liquidité avec une modélisation de la volatilité conditionnelle. L'approche retenue vise ainsi à examiner, de manière prudente, si les événements liés aux ETF spot Bitcoin s'accompagnent d'une modification significative de la dynamique de volatilité du marché.

4 Revue de littérature

4.1 Le Bitcoin dans l'écosystème financier : de l'innovation à l'intégration financière

4.1.1 D'innovation monétaire à actif financier

Le Bitcoin a initialement été conçu comme un système de paiement électronique décentralisé reposant sur une blockchain publique et fonctionnant sans intermédiaire financier (Nakamoto, 2008). Son évolution progressive l'a conduit à être davantage appréhendé comme un actif financier que comme une monnaie au sens traditionnel.

La littérature souligne en effet que le Bitcoin remplit difficilement les fonctions classiques d'une monnaie en raison de sa forte volatilité et de l'instabilité de sa valeur. La volatilité du Bitcoin apparaît notamment supérieure à celle des principales devises traditionnelles, ce qui contribue à renforcer son caractère spéculatif (Baur & Dimpf, 2018).

Cette évolution s'inscrit dans le développement du marché des crypto-actifs comme classe d'investissement à part entière. Le marché du Bitcoin reste fortement influencé par le comportement des investisseurs et par l'incertitude entourant les fondamentaux des crypto-actifs. L'hétérogénéité des anticipations contribue également à alimenter des dynamiques spéculatives et une forte variabilité des prix (Almeida & Gonçalves, 2023).

Le Bitcoin s'est donc imposé comme un actif spéculatif davantage que comme une monnaie au sens fonctionnel du terme.

4.1.2 Structure du marché du Bitcoin, microstructure et liquidité

Le marché du Bitcoin se distingue des marchés financiers traditionnels par une structure largement fragmentée. Le Bitcoin est négocié sur une pluralité de plateformes fonctionnant avec un carnet d'ordres ouvert, sans lieu unique de cotation, et en continu, 24 heures sur 24 et 7 jours sur 7 (Dimpfl, 2017). Cette organisation rend la structure du marché plus dispersée que celle observée sur les marchés boursiers traditionnels.

Cette fragmentation s'accompagne également de différences importantes entre plateformes en matière de liquidité, de volumes échangés ou encore de coûts de transaction. Les niveaux de liquidité, les volumes échangés, les spreads ainsi que la fréquence des transactions peuvent varier sensiblement d'une plateforme à l'autre, ce qui implique que la formation des prix dépend non seulement de l'information disponible, mais également des coûts de transaction et des déséquilibres de liquidité observés sur les différents marchés (Dimpfl, 2017).

La littérature met également en évidence une variation intrajournalière de la liquidité. Malgré une négociation continue, l'activité du marché tend à être plus soutenue durant les heures correspondant aux principales places financières européennes et américaines, ce qui suggère que la liquidité du Bitcoin ne peut pas être considérée comme uniforme dans le temps (Dimpfl, 2017).

Plus récemment, plusieurs travaux soulignent une présence croissante des investisseurs institutionnels au sein de l'écosystème crypto ainsi qu'un recours accru à des instruments financiers régulés tels que les futures, les options et les ETF (Mungo, Bartolucci & Alessandretti, 2024).

4.1.3 Intégration financière du Bitcoin et rôle des ETF spot

Au-delà de ses spécificités microstructurelles, le marché du Bitcoin s'inscrit progressivement dans une logique d'intégration aux marchés financiers traditionnels. Le développement du marché des crypto-actifs a été soutenu par la montée des investissements institutionnels ainsi que par l'intérêt croissant d'acteurs financiers traditionnels pour différentes formes d'exposition aux crypto-actifs (Mungo, Bartolucci & Alessandretti, 2024).

Cette tendance s'est toutefois longtemps heurtée à plusieurs limites, parmi lesquelles la forte volatilité des crypto-actifs, l'incertitude réglementaire et l'absence d'instruments d'investissement jugés suffisamment encadrés par une partie des investisseurs institutionnels.

L'approbation par la Securities and Exchange Commission en janvier 2024 de plusieurs ETF adossés au Bitcoin spot constitue une étape importante dans l'évolution du marché. Ces produits permettent aux investisseurs d'obtenir une exposition au Bitcoin à travers un véhicule coté et réglementé, sans nécessité de détenir directement l'actif sous-jacent.

Les ETF spot Bitcoin facilitent ainsi l'accès au marché du Bitcoin pour des investisseurs qui ne souhaitent pas passer par des plateformes spécialisées, tout en renforçant les liens entre marchés financiers traditionnels et univers des crypto-actifs (Babalos, Bouri & Gupta, 2024 ; Wu, 2024).

Les conséquences économiques de cette intégration financière restent débattues dans la littérature. Certains travaux mettent en évidence une baisse de la volatilité de plusieurs grandes cryptomonnaies après l'introduction des ETF spot Bitcoin, Ethereum, Ripple et Litecoin, ce qui va dans le sens d'une hypothèse de stabilisation partielle du marché. En revanche, ces effets ne semblent pas significatifs pour le marché spot du Bitcoin lui-même, suggérant que l'impact des ETF peut différer selon les actifs considérés (Babalos, Bouri & Gupta, 2024).

Plusieurs travaux montrent également que les ETF Bitcoin présentent des écarts de prime ou de décote plus instables que les ETF indiciels traditionnels. Cette instabilité pourrait refléter certaines spécificités du mécanisme de création-rachat ainsi que le rôle des *authorized participants* dans la transmission des tensions de liquidité au marché sous-jacent (Wu, 2024).

4.2 Les Exchange-Traded Funds (ETF) : mécanismes, cadre institutionnel et effets potentiels sur les marchés

4.2.1 Définition, structure et rôle des ETF dans le fonctionnement des marchés

Les Exchange-Traded Funds (ETF) sont des véhicules d'investissement cotés conçus pour répliquer la performance d'un indice, d'un panier d'actifs ou d'une exposition donnée. Leur structure se situe à l'intersection du fonds d'investissement traditionnel et du titre coté, dans la mesure où ils permettent d'obtenir une exposition diversifiée tout en étant négociés en continu sur le marché secondaire (Hill, Nadig & Houghan, 2015).

Depuis les années 1990, les ETF ont pris une place croissante dans l'industrie de la gestion d'actifs. Initialement concentrés sur les grands indices actions, ils couvrent désormais un univers beaucoup plus large incluant les obligations, les matières premières, les devises ainsi que des expositions plus spécialisées. Le développement rapide des ETF s'explique en partie par la facilité avec laquelle ils permettent d'obtenir une exposition diversifiée à différentes classes d'actifs, à un coût généralement réduit (Hill, Nadig & Houghan, 2015). Les ETF sont ainsi devenus des instruments centraux du développement de l'investissement passif moderne (Ben-David, Franzoni & Moussawi, 2017).

Le fonctionnement des ETF repose principalement sur un mécanisme de création et de rachat de parts assuré par des intermédiaires spécialisés appelés Authorized Participants (AP). Lorsque le prix de marché de l'ETF s'écarte de la valeur du portefeuille sous-jacent, les AP peuvent créer de nouvelles parts

en apportant au fonds un panier d'actifs ou, inversement, racheter des parts existantes en échange des actifs détenus par le fonds. Ce mécanisme de création-rédemption constitue un élément central de l'architecture des ETF dans la mesure où il contribue à limiter les écarts entre le prix de marché du fonds et sa valeur nette d'inventaire (Gastineau, 2010 ; Ben-David, Franzoni & Moussawi, 2017).

La littérature distingue généralement les ETF physiques, qui détiennent directement les actifs sous-jacents ou un échantillon représentatif de ceux-ci, et les ETF synthétiques, qui reproduisent l'exposition recherchée au moyen de produits dérivés. Cette distinction renvoie non seulement à des modalités de réplique différentes, mais également à des formes de risque spécifiques (Ben-David, Franzoni & Moussawi, 2017).

L'efficacité du mécanisme d'arbitrage dépend étroitement de la liquidité des actifs sous-jacents. Lorsque ces actifs sont peu liquides ou difficiles à négocier, l'ajustement entre le prix de marché de l'ETF et sa valeur nette d'inventaire peut devenir moins précis, en particulier durant les périodes de tension sur les marchés (Hill, Nadig & Houghan, 2015).

Les ETF ne constituent pas de simples instruments de réplique passive. À travers le mécanisme de création-rédemption et l'activité des Authorized Participants, ils peuvent également influencer les conditions de liquidité et la dynamique de formation des prix des actifs sous-jacents (Ben-David, Franzoni & Moussawi, 2017). Ces mécanismes apparaissent particulièrement importants dans le cas des ETF spot Bitcoin, compte tenu des spécificités microstructurelles du marché du Bitcoin.

4.2.2 Cadre institutionnel, arbitrage et limites des ETF en période de tension

Le développement des ETF s'est accompagné d'un encadrement réglementaire destiné à améliorer l'information des investisseurs et à encadrer les risques propres à ces instruments. Aux États-Unis, le cadre réglementaire des ETF est toutefois longtemps resté fragmenté, les ETF ayant été progressivement intégrés dans des dispositifs juridiques initialement conçus pour d'autres véhicules d'investissement, avec une place importante laissée à l'examen discrétionnaire de la Securities and Exchange Commission (Hu & Morley, 2018).

En Europe, les ETF relevant du cadre UCITS s'inscrivent dans un ensemble plus harmonisé de règles. Les lignes directrices de l'ESMA précisent les exigences relatives à l'identification des UCITS ETF, à la transparence du portefeuille, à l'information sur l'Indicative Net Asset Value ainsi qu'à la gestion des risques liés aux dérivés, au collatéral et aux techniques de gestion efficace du portefeuille (ESMA, 2014).

La littérature souligne également que le mécanisme d'arbitrage constitue l'élément central du fonctionnement des ETF. L'objectif de ce mécanisme est de maintenir un écart limité entre le prix de marché de l'ETF et la valeur nette des actifs sous-jacents (Hu & Morley, 2018). L'enjeu réglementaire ne concerne donc pas uniquement l'autorisation du produit lui-même, mais également la qualité de l'information disponible sur les écarts de prix, les frictions de marché et le bon fonctionnement du processus d'arbitrage.

Cette dimension institutionnelle ressort particulièrement importante dans le cas des crypto-actifs. Selon Liu et Yang (2024), l'approbation par la SEC des ETF spot sur cryptomonnaies en janvier 2024 a contribué à renforcer la légitimité perçue de ces actifs en leur offrant un cadre d'investissement régulé et plus accepté par les investisseurs traditionnels. Les auteurs mettent également en évidence une hausse du prix et de la liquidité du Bitcoin après l'introduction des ETF spot, sans considérer cette progression comme un tournant clair vers une tokenisation généralisée des actifs financiers.

Plusieurs travaux mettent également en avant les avantages traditionnellement associés aux ETF, parmi lesquels leur liquidité de négociation, leurs coûts relativement faibles et la simplicité avec laquelle ils permettent d'obtenir une exposition diversifiée (Gastineau, 2010 ; Liebi, 2020). Le mécanisme de création-rédemption en nature permet de limiter le transfert des coûts de transaction entre investisseurs entrants et investisseurs déjà présents dans le fonds (Gastineau, 2010).

Ces avantages ne sont pas systématiques. Le rôle des Authorized Participants demeure essentiel dans la limitation des écarts entre le prix de marché de l'ETF et sa valeur nette d'inventaire. En période normale, ce mécanisme soutient la liquidité du produit et contribue à maintenir des écarts relativement faibles entre le prix de marché et la valeur du sous-jacent. À l'inverse, lorsque les conditions de marché se dégradent ou lorsque les actifs sous-jacents deviennent moins liquides, la capacité d'arbitrage peut s'affaiblir significativement.

Dans le cas des ETF obligataires, Pan et Zeng (2017) montrent que le *liquidity mismatch* réduit l'efficacité du mécanisme d'arbitrage et peut fragiliser le rôle des AP. Dans certaines situations de stress, les Authorized Participants peuvent privilégier la gestion de leurs propres contraintes de bilan plutôt que l'ajustement des écarts de prix entre l'ETF et les actifs sous-jacents. Hu et Morley (2018) soulignent également que le mécanisme d'arbitrage peut connaître des défaillances importantes, même pour des ETF simples et fortement liquides, lors des périodes de tension sur les marchés.

Les travaux empiriques consacrés aux ETF aboutissent ainsi à des résultats contrastés. Si certains auteurs mettent en évidence une amélioration de la liquidité et du processus de découverte des prix, d'autres soulignent au contraire un renforcement potentiel de la volatilité, du co-mouvement entre actifs ou de la transmission de chocs de marché (Liebi, 2020).

Ces enjeux apparaissent particulièrement importants dans le cas des ETF spot Bitcoin en raison des spécificités du marché des crypto-actifs, sa fragmentation, l'hétérogénéité de sa liquidité et sa forte sensibilité aux flux d'investissement. Ces résultats contrastés rendent nécessaire une analyse plus approfondie des effets des ETF sur les marchés sous-jacents.

4.3 Effets des ETF sur les marchés sous-jacents : enseignements issus des marchés traditionnels

4.3.1 Effets des ETF sur la liquidité des marchés sous-jacents

Les travaux consacrés aux marchés traditionnels montrent que les ETF peuvent affecter la liquidité des actifs sous-jacents à travers plusieurs mécanismes. Une partie des travaux met en avant des effets favorables sur la liquidité agrégée des marchés, notamment à travers une réduction des spreads, une amélioration de la profondeur de marché et une diminution de l'impact-prix des transactions (Liebi, 2020).

Les ETF offrent en effet un support de négociation supplémentaire permettant aux investisseurs d'échanger une exposition à un panier de titres sans intervenir directement sur chacune des composantes du portefeuille (Lettau & Madhavan, 2018). Cette structure facilite les échanges et peut améliorer l'accessibilité de certains marchés

Les effets observés ne sont pas homogènes selon les actifs considérés. Plusieurs travaux suggèrent qu'une hausse de la détention par les ETF peut également s'accompagner d'une dégradation des conditions de négociation de certains sous-jacents. Israeli, Lee et Sridharan (2017) mettent en évidence un élargissement du *bid-ask spread* et une hausse de l'illiquidité pour certains titres fortement détenus par les ETF. Les auteurs interprètent ce résultat comme la conséquence d'un déplacement d'une partie des investisseurs non informés vers le marché des ETF, au détriment de la liquidité des titres individuels.

L'ampleur de ces effets dépend également des caractéristiques du marché considéré. Dans le cas des ETF obligataires, plusieurs travaux mettent en évidence des effets plus favorables sur la liquidité des obligations d'entreprise, via l'activité d'arbitrage, le volume de négociation des fonds et la réallocation du risque entre intermédiaires (Marta, 2025). La littérature ne conduit donc pas à une lecture uniforme des effets des ETF sur la liquidité, mais souligne au contraire l'importance des caractéristiques du sous-jacent et du rôle joué par les intermédiaires de marché.

Cette question devient particulièrement importante lors des périodes de tension financière. En période normale, la liquidité apparente de l'ETF peut donner l'impression d'un accès simple et fluide au portefeuille sous-jacent. Lorsque les actifs détenus deviennent eux-mêmes difficiles à négocier, cet équilibre peut se fragiliser.

Dans le cas des ETF obligataires, Pan et Zeng (2017) montrent qu'un écart peut apparaître entre la liquidité du fonds sur le marché secondaire et celle des actifs effectivement détenus par le fonds. Cette situation réduit la capacité des Authorized Participants à arbitrer efficacement les écarts de prix. Les auteurs montrent également que, lorsque les déséquilibres d'inventaire deviennent importants, les AP peuvent utiliser les créations et rachats de parts pour gérer leurs propres contraintes de bilan plutôt que pour corriger les désalignements de prix.

Les épisodes du *Flash Crash* de 2010 et du 24 août 2015 illustrent également cette fragilité. Plusieurs travaux montrent que la liquidité des ETF peut alors se dégrader rapidement et s'accompagner d'écarts significatifs entre prix de marché et valeur nette d'inventaire (Hu & Morley, 2018; Liebi, 2020).

Dans l'ensemble, la littérature montre que les ETF ne créent pas mécaniquement de la liquidité. Les ETF peuvent améliorer la négociabilité en période normale. Ces effets dépendent fortement de la structure du marché, de la liquidité du sous-jacent et du bon fonctionnement du mécanisme d'arbitrage.

4.3.2 Effets des ETF sur la volatilité et la formation des prix

Les travaux consacrés aux effets des ETF sur la volatilité et la formation des prix aboutissent à des résultats souvent divergents. Les ETF peuvent en effet soit améliorer l'intégration de l'information dans les prix, soit renforcer la transmission de chocs de marché vers les actifs sous-jacents. L'enjeu n'est donc pas uniquement de déterminer si les ETF augmentent ou réduisent la volatilité, mais également de comprendre par quels mécanismes ils modifient la dynamique des prix.

Une première série de travaux met en avant des effets potentiellement déstabilisateurs, en particulier sur les marchés actions. Ben-David, Franzoni et Moussawi (2015) montrent que les titres davantage détenus par les ETF tendent à présenter une volatilité plus élevée. Les auteurs relient ce résultat à la propagation de chocs de liquidité depuis le marché des ETF vers les actifs sous-jacents via le mécanisme d'arbitrage.

L'ETF ne constitue donc pas uniquement un véhicule de réplique passive ; il peut également agir comme un canal de transmission de flux susceptibles d'amplifier certaines fluctuations de prix.

Plusieurs travaux montrent également que les ETF peuvent modifier la structure informationnelle des rendements. Les actifs fortement détenus par les ETF tendent à devenir plus sensibles aux facteurs agrégés et moins dépendants de l'information spécifique aux entreprises, ce qui contribue à renforcer le co-mouvement entre titres (Israeli, Lee & Sridharan, 2017).

À l'inverse, d'autres travaux soulignent que les ETF peuvent améliorer certains aspects de la formation des prix. Glosten, Nallareddy et Zou (2019) montrent que l'activité des ETF peut accélérer l'incorporation d'une information systématique dans les prix, en particulier lorsque l'environnement informationnel des titres apparaît plus faible.

Les ETF peuvent ainsi à la fois renforcer la sensibilité des actifs aux flux agrégés et améliorer l'incorporation de certaines informations dans les prix. Les effets des ETF sur la volatilité apparaissent donc difficiles à interpréter de manière univoque.

Ben-David, Franzoni et Moussawi (2015) montrent qu'une partie de la volatilité supplémentaire associée aux ETF s'accompagne d'écarts à une dynamique de marche aléatoire ainsi que d'une réversibilité partielle des effets de flux. Une partie de cette volatilité supplémentaire semble ainsi liée à des ajustements de court terme et à des besoins de liquidité plutôt qu'à une modification durable des fondamentaux.

Les résultats apparaissent moins homogènes lorsque l'analyse porte sur des marchés moins liquides ou sur des actifs différents des grandes actions cotées. Dans le cas des ETF obligataires, plusieurs travaux mettent en évidence des effets plus favorables sur la qualité de marché, à travers le volume de négociation des fonds, la réallocation du risque et l'activité d'arbitrage (Marta, 2025). Cette lecture plus positive reste néanmoins conditionnelle à la capacité des intermédiaires à assurer efficacement le mécanisme d'arbitrage.

Lorsque les sous-jacents deviennent moins liquides et que les contraintes de bilan des intermédiaires augmentent, les limites à l'arbitrage apparaissent plus importantes et les désajustements de prix peuvent persister davantage (Pan & Zeng, 2017).

Le marché de l'or constitue enfin un cas intermédiaire souvent étudié dans la littérature. Les ETF aurifères ont contribué à rendre l'accès à l'or plus liquide, plus standardisé et plus accessible, tout en modifiant les volumes négociés et certaines dynamiques de volatilité du métal, à des horizons plus longs (Baur, 2013 ; Cheng, Chen & Lai, 2020).

Pour autant, la littérature ne conclut pas systématiquement à un déplacement de la découverte des prix vers les ETF. Dans le cas du marché indien, Mallika et Sulphrey (2018) montrent par exemple que le marché spot continue de jouer un rôle dominant dans le processus de formation des prix des ETF aurifères.

Les travaux consacrés aux marchés traditionnels ne mettent donc pas en évidence un effet univoque des ETF sur la volatilité et la formation des prix. Les résultats varient selon les caractéristiques du sous-jacent, la structure du marché et l'efficacité du mécanisme d'arbitrage. Les ETF peuvent à la fois améliorer certains aspects de la découverte des prix et renforcer la transmission de chocs de liquidité ou de flux de marché.

4.4 Le cas des ETF spot Bitcoin : liquidité, volatilité et spécificités de marché

4.4.1 Effets des ETF spot Bitcoin sur la liquidité du marché

Les premiers travaux consacrés aux ETF spot Bitcoin mettent en avant une amélioration de l'accès au marché du Bitcoin en permettant aux investisseurs d'obtenir une exposition au BTC à travers des infrastructures financières traditionnelles, sans recourir à la détention directe de crypto-actifs (Liu & Yang, 2024). Plusieurs travaux mettent également en évidence une hausse du prix du Bitcoin ainsi qu'une amélioration de certaines mesures de liquidité après l'approbation et le lancement des ETF spot.

Ces évolutions s'inscrivent dans le processus d'intégration progressive du Bitcoin aux marchés financiers traditionnels. Plusieurs auteurs soulignent que les ETF spot permettent d'atténuer certaines frictions historiquement associées au marché des crypto-actifs, les contraintes liées à la conservation des actifs (*custody*), la fragmentation des plateformes d'échange, les contraintes réglementaires ainsi que les difficultés opérationnelles rencontrées par les investisseurs institutionnels (Krause, 2026).¹ Les ETF spot offriraient ainsi un cadre d'investissement plus standardisé et davantage compatible avec les infrastructures financières traditionnelles.

L'amélioration potentielle de la liquidité doit toutefois être nuancée. La liquidité d'un ETF Bitcoin dépend non seulement de celle du marché spot du BTC, mais également de celle du fonds sur sa propre place de cotation. Lorsque le volume de négociation de l'ETF demeure insuffisant, les spreads peuvent s'élargir, les coûts de transaction augmenter et les écarts à la valeur nette d'inventaire devenir plus importants (Wu, 2024).

Cette spécificité est renforcée par le décalage temporel entre un actif sous-jacent négocié en continu, 24 heures sur 24 et 7 jours sur 7, et un produit coté uniquement durant les heures d'ouverture des marchés boursiers traditionnels. Wu (2024) souligne que cette désynchronisation peut favoriser l'apparition de gaps de liquidité ainsi que des ajustements plus brusques des primes et décotes lors de la réouverture des marchés.

Les travaux de Mazur et Polyzos (2024) vont également dans ce sens. Les auteurs montrent que l'essentiel de la formation du prix du Bitcoin après le lancement des ETF spot continue de se produire en dehors des heures de cotation des ETF. Une part importante de la performance du Bitcoin est générée hors des heures de négociation des fonds, ce qui suggère que l'arbitrage entre l'ETF et son sous-jacent s'effectue dans un environnement temporel partiellement désynchronisé.

L'analyse des primes et décotes renforce cette idée. Les ETF Bitcoin présentent des fluctuations de prime ou de décote plus importantes que celles observées pour les ETF indiciels traditionnels, avec une relation plus instable à la valeur nette d'inventaire (Wu, 2024). Cette instabilité semble particulièrement marquée pour les fonds de plus petite taille, suggérant des conditions de liquidité plus fragiles que pour les ETF dominants du marché.

Plusieurs travaux suggèrent que l'arrivée des ETF spot a également soutenu la liquidité du marché du Bitcoin lui-même. Liu et Yang (2024) mettent en évidence une baisse de l'illiquidité du Bitcoin après l'approbation des ETF spot, tandis que Mazur et Polyzos (2024) montrent que les flux vers les ETF ont rapidement atteint des niveaux très élevés au cours des premières semaines suivant leur lancement.

1. Plusieurs travaux mobilisés dans cette revue de littérature sont des preprints (Krause, 2026 ; Hong et al., 2025) non encore publiés dans une revue à comité de lecture. Ils sont cités en raison de leur pertinence directe pour le sujet étudié.

Les études récentes indiquent que les ETF spot Bitcoin ont contribué à améliorer l'accessibilité du marché et certaines dimensions de sa liquidité. Ces effets restent fortement dépendants des spécificités microstructurelles du marché des crypto-actifs. La désynchronisation entre le marché spot et les horaires de cotation des ETF, de même que l'efficacité du mécanisme d'arbitrage, apparaissent comme des éléments centraux.

4.4.2 Effets des ETF spot Bitcoin sur la volatilité du marché

Les travaux consacrés aux effets des ETF spot Bitcoin sur la volatilité du Bitcoin restent encore récents et aboutissent à des résultats parfois divergents. Plusieurs travaux suggèrent néanmoins que l'introduction des ETF spot ne s'est pas accompagnée d'une hausse systématique de la volatilité du Bitcoin.

L'analyse de ces effets intervient dans un contexte où le marché du Bitcoin demeure historiquement caractérisé par une forte volatilité et une sensibilité élevée aux chocs informationnels et réglementaires.

À partir d'une modélisation de type GARCH-X, Babalos, Bouri et Gupta (2024) ne mettent pas en évidence d'effet statistiquement significatif des ETF spot Bitcoin sur la volatilité du marché spot du Bitcoin lui-même. Les auteurs observent en revanche une baisse de volatilité pour plusieurs autres grandes cryptomonnaies, Ethereum, Ripple et Litecoin. Ces résultats suggèrent que les effets potentiels des ETF peuvent différer selon les actifs considérés et invitent à la prudence dans l'interprétation d'un éventuel effet stabilisateur sur le Bitcoin.

D'autres travaux mettent en évidence une évolution plus favorable lorsque l'analyse est conduite sur une fenêtre temporelle plus large. Krause (2026) observe notamment une baisse marquée de la volatilité annualisée du Bitcoin après l'introduction des ETF spot, accompagnée d'une diminution du risque extrême et d'une réduction de la kurtosis des rendements. Ces résultats vont dans le sens d'une atténuation relative des mouvements les plus violents du marché.

Le Bitcoin conserve néanmoins une forte dimension spéculative après l'introduction des ETF. Krause (2026) montre au contraire que le Bitcoin demeure fortement exposé à plusieurs facteurs de marché après l'approbation des ETF, aux facteurs actions et au momentum. Les ETF semblent ainsi avoir modifié certaines caractéristiques du fonctionnement du marché du Bitcoin sans pour autant transformer fondamentalement sa nature spéculative.

Plusieurs travaux soulignent également que les ETF spot Bitcoin peuvent créer de nouveaux canaux de transmission de la volatilité. Wu (2024) insiste sur le rôle des Authorized Participants et du mécanisme d'arbitrage entre marché primaire et marché secondaire. Les ajustements de primes et décotes peuvent devenir plus instables lorsque le marché spot et le marché des ETF évoluent dans des temporalités différentes.

Cette dimension microstructurelle est renforcée par le fait que le Bitcoin se négocie en continu alors que les ETF restent soumis aux horaires des marchés boursiers traditionnels. Cette désynchronisation peut compliquer l'alignement entre le prix du fonds et celui du sous-jacent et favoriser des ajustements plus brusques lors de l'ouverture des séances de marché (Wu, 2024).

Les travaux consacrés à la découverte des prix suggèrent également que les ETF ne remplacent pas le marché spot comme principal centre d'incorporation de l'information. Gemayel, Franus et Bowden (2023) montrent que la découverte des prix demeure principalement dominée par le marché spot du Bitcoin, les produits cotés jouant un rôle plus limité dans l'intégration de l'information nouvelle. Les ETF semblent donc surtout ajouter un canal de négociation supplémentaire plutôt que remplacer le marché spot dans le processus d'incorporation de l'information.

L'un des effets les plus fréquemment mis en évidence dans la littérature concerne plutôt l'intégration croissante du Bitcoin aux marchés financiers traditionnels. Hong, Feng, Wang et Li (2025) montrent que la corrélation du Bitcoin avec le S&P 500 augmente après l'approbation des ETF spot, tandis que Krause (2026) met également en évidence une exposition plus lisible du Bitcoin aux facteurs actions après l'in-

troduction des ETF.

Ce phénomène ne signifie pas nécessairement une hausse automatique de la volatilité. Il suggère plutôt que le Bitcoin devient davantage sensible aux conditions générales des marchés financiers et aux flux institutionnels.

Les travaux récents ne mettent donc pas en évidence un effet homogène des ETF spot Bitcoin sur la volatilité du BTC. Certaines études ne trouvent pas d'effet statistiquement significatif sur la volatilité du marché spot, tandis que d'autres observent une diminution de certaines mesures de risque après l'introduction des ETF.

La littérature suggère que les ETF modifient progressivement l'environnement de marché du Bitcoin. Les mécanismes d'arbitrage, le décalage temporel entre marché spot et marché coté ainsi que l'intégration croissante du Bitcoin aux marchés financiers traditionnels semblent jouer un rôle important dans la transmission des flux et de la volatilité.

4.5 Approches méthodologiques dans la littérature sur la volatilité

4.5.1 Les modèles GARCH et la modélisation de la volatilité financière

La modélisation de la volatilité occupe une place importante en finance, dans les domaines de la gestion des risques, de l'allocation d'actifs et de la valorisation financière. Les rendements des actifs financiers présentent généralement plusieurs faits stylisés difficilement compatibles avec les modèles linéaires classiques à variance constante. Les rendements financiers présentent des phénomènes de volatility clustering, une forte persistance de volatilité mais aussi des distributions à queues épaisses.

Dans ce contexte, Engle (1982) introduit les modèles ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) afin de permettre à la variance conditionnelle de dépendre des innovations passées. Bollerslev (1986) étend ensuite cette approche avec les modèles GARCH (*Generalized ARCH*), qui intègrent à la fois les chocs passés et les variances conditionnelles passées dans la dynamique de volatilité.

Ces modèles sont aujourd'hui largement utilisés dans la littérature financière car ils permettent de capturer l'hétéroscédasticité conditionnelle et la forte persistance de volatilité observées dans les marchés financiers. La littérature souligne également que les rendements financiers présentent fréquemment des distributions non normales caractérisées par une kurtosis élevée et des queues épaisses, ce qui justifie le recours à des distributions alternatives telles que les distributions Student-t ou GED dans les modèles de volatilité.

Par ailleurs, plusieurs travaux mettent en évidence une réaction asymétrique de la volatilité aux chocs de marché. Les chocs négatifs tendent souvent à générer des augmentations de volatilité plus importantes que les chocs positifs de même amplitude. Afin de tenir compte de cette asymétrie, Nelson (1991) développe le modèle EGARCH (*Exponential GARCH*), qui permet de modéliser explicitement des effets asymétriques dans la variance conditionnelle.

4.5.2 Application des modèles GARCH au marché du Bitcoin

La littérature consacrée à la volatilité du Bitcoin mobilise principalement des modèles issus de la famille ARCH/GARCH afin de tenir compte des caractéristiques particulières des rendements des crypto-actifs. Plusieurs travaux mettent en évidence la présence de volatilité conditionnelle, de regroupements de volatilité, de distributions leptokurtiques ainsi que de queues épaisses dans les rendements du Bitcoin (Gyamerah, 2019 ; Barjašić & Antulov-Fantulin, 2021).

Les modèles GARCH sont utilisés afin de modéliser la dynamique de volatilité du Bitcoin. Ces modèles permettent de capturer la persistance de la volatilité et l'hétéroscédasticité conditionnelle observée dans les séries financières. Barjašić et Antulov-Fantulin (2021) rappellent que les modèles GARCH sont particulièrement adaptés aux marchés caractérisés par une forte sensibilité aux flux informationnels et aux changements rapides de régime, caractéristiques fréquemment observées sur le marché du Bitcoin.

Plusieurs travaux soulignent que les modèles GARCH standards apparaissent parfois insuffisants pour représenter certaines spécificités des rendements du Bitcoin, l'asymétrie des réactions du marché face aux chocs positifs et négatifs. Dans cette perspective, les modèles asymétriques offrent généralement de meilleures performances empiriques. Gyamerah (2019) montre par exemple que les modèles TGARCH permettent de mieux capter l'asymétrie des chocs sur le marché du Bitcoin. Sözen (2025) souligne également que les modèles asymétriques jouent un rôle important dans l'analyse des marchés de crypto-actifs en raison de leur forte sensibilité aux événements informationnels et aux chocs de marché. Plusieurs travaux récents concluent que les modèles EGARCH ou TGARCH offrent souvent de meilleures performances que les modèles GARCH standards dans le cas du Bitcoin (Katsiampa, 2017 ; Sözen, 2025 ; Mohamed et al., 2025).

La question de la distribution des innovations occupe également une place importante dans cette littérature. Les rendements du Bitcoin présentent fréquemment une kurtosis élevée et des queues épaisses, ce qui remet en cause l'hypothèse de normalité des résidus. Plusieurs auteurs privilégient dès lors l'utilisation de distributions alternatives, telles que la distribution Student-t ou la distribution GED, afin de mieux représenter les mouvements extrêmes observés sur les marchés des crypto-actifs (Gyamerah, 2019 ; Mohamed et al., 2025).

Au-delà du choix de la spécification GARCH et de la distribution conditionnelle retenue, la littérature récente insiste également sur l'intérêt d'intégrer des variables exogènes dans les modèles de volatilité. Plusieurs études utilisent ainsi des extensions de type GARCH-X afin d'introduire des variables susceptibles d'influencer la dynamique de volatilité du Bitcoin, le volume de transaction, les flux informationnels, les bid-ask spread ou certains événements réglementaires. Barjašić et Antulov-Fantulin (2021) montrent par exemple que l'ajout de variables liées aux flux d'information et au volume permet d'améliorer la modélisation de la volatilité du Bitcoin à haute fréquence.

Dans cette logique, plusieurs travaux récents mobilisent directement des modèles de type GARCH-X afin d'évaluer l'impact d'événements institutionnels ou réglementaires sur la volatilité des crypto-actifs. Babalos, Bouri et Gupta (2024) étudient l'introduction des ETF spot Bitcoin américains à l'aide de modèles GJR-GARCH-X intégrant des variables indicatrices liées à l'approbation de la SEC ainsi que des variables exogènes de volatilité. Les auteurs montrent que l'approbation des ETF spot Bitcoin s'accompagne d'une diminution de la volatilité de plusieurs crypto-actifs majeurs tels qu'Ethereum, Ripple et Litecoin, ce qui soutient l'hypothèse d'un effet stabilisateur lié à l'arrivée d'investisseurs institutionnels et à une amélioration du processus de formation des prix. À contrario, aucun effet significatif n'est observé sur la volatilité du Bitcoin lui-même. Ces travaux montrent l'intérêt des modèles GARCH-X pour analyser l'impact d'événements exogènes sur la volatilité des crypto-actifs.

Enfin, plusieurs auteurs soulignent l'importance des ruptures structurelles et des changements de régime sur les marchés crypto. Mohamed et al. (2025) montrent que la volatilité du Bitcoin dépend des chocs réglementaires, du sentiment de marché et d'événements institutionnels majeurs. Ces résultats suggèrent que les ruptures structurelles et les périodes de stress jouent un rôle important dans la dynamique de volatilité du Bitcoin et peuvent affecter la stabilité des modèles économétriques.

4.6 Synthèse critique de la littérature et implications pour l'analyse empirique

Les travaux recensés ne permettent pas d'identifier un effet homogène des ETF sur les marchés sous-jacents. Les résultats dépendent fortement du type d'actif étudié, des conditions de liquidité et du fonctionnement du mécanisme d'arbitrage. Cette hétérogénéité apparaît particulièrement importante dans le cas du Bitcoin, dont la structure de marché reste atypique.

Dans les marchés traditionnels, les ETF sont souvent associés à une amélioration de la négociabilité des actifs et du processus de découverte des prix. Plusieurs travaux montrent qu'ils peuvent également renforcer le co-mouvement entre actifs et favoriser la transmission de certains chocs de liquidité, lorsque les mécanismes d'arbitrage deviennent moins efficaces.

Ces résultats suggèrent que les effets des ETF dépendent étroitement des caractéristiques du sous-jacent, de la structure du marché et du rôle joué par les intermédiaires. Cette dimension semble particulièrement importante dans le cas du Bitcoin, dont le fonctionnement diffère sensiblement de celui des actifs financiers traditionnels. Le marché du Bitcoin se caractérise par une négociation continue, une fragmentation importante entre plateformes, une forte sensibilité aux flux informationnels de même qu'une volatilité historiquement élevée.

La littérature récente souligne également que les rendements du Bitcoin présentent plusieurs faits stylisés typiques des séries financières, des phénomènes de volatility clustering, des distributions leptokurtiques, des queues épaisses tout comme une forte persistance de volatilité. Plusieurs travaux mettent en évidence la présence d'effets asymétriques dans la dynamique des rendements du Bitcoin, les chocs négatifs pouvant affecter la volatilité différemment des chocs positifs. Ces caractéristiques apparaissent particulièrement importantes dans le cas du Bitcoin, dont les rendements présentent fréquemment des réactions asymétriques aux épisodes de stress. Le recours à un modèle asymétrique de type EGARCH semble plus adapté qu'une spécification GARCH standard pour analyser la dynamique de volatilité du BTC.

Dans le cas des ETF spot Bitcoin, les enseignements issus de la littérature sur les ETF traditionnels ne peuvent être transposés mécaniquement. Si certains travaux suggèrent une amélioration de certaines dimensions de la liquidité ainsi qu'une intégration plus poussée du Bitcoin aux marchés financiers traditionnels, plusieurs spécificités de microstructure demeurent susceptibles de générer des frictions. Les fluctuations de primes et décotes, le rôle des Authorized Participants mais aussi la désynchronisation entre un marché spot fonctionnant en continu et des ETF cotés à horaires limités peuvent affecter les mécanismes de transmission de liquidité et de volatilité.

La littérature récente consacrée aux ETF spot Bitcoin demeure relativement limitée et les résultats restent encore peu consensuels. Certaines études ne mettent pas en évidence d'effet statistiquement significatif sur la volatilité du Bitcoin spot, tandis que d'autres suggèrent une atténuation relative de certaines mesures de risque après l'introduction des ETF.

Les résultats associés à la liquidité apparaissent globalement plus cohérents dans la littérature que ceux portant directement sur la volatilité du Bitcoin, ces derniers demeurant fortement sensibles aux spécifications retenues et aux fenêtres d'analyse considérées.

Les travaux disponibles suggèrent que les ETF spot Bitcoin modifient progressivement l'environnement de marché du Bitcoin sans en transformer fondamentalement la nature.

Cette littérature reste encore récente et doit être interprétée avec prudence, d'autant plus que la période étudiée coïncide avec plusieurs autres événements majeurs susceptibles d'avoir influencé la dynamique du marché du Bitcoin.

L'absence de consensus dans la littérature renforce l'intérêt d'une analyse empirique appliquée au cas des ETF spot Bitcoin.

La revue de littérature fait également apparaître plusieurs difficultés d'identification. D'une part, une partie de l'information liée aux ETF a vraisemblablement été anticipée par le marché avant l'approbation officielle de janvier 2024, à la suite du dépôt du dossier BlackRock en juin 2023. D'autre part, cette période coïncide avec d'autres évolutions importantes, parmi lesquelles le halving de 2024, l'évolution du contexte macrofinancier ainsi que l'intégration progressive du Bitcoin aux marchés financiers traditionnels. Ces éléments imposent une lecture prudente des éventuelles ruptures observées dans les séries de volatilité et de liquidité.

En outre, plusieurs travaux récents soulignent l'importance des ruptures structurelles et des changements de régime dans la modélisation de la volatilité du Bitcoin. Les épisodes de stress, les événements réglementaires et les modifications de sentiment de marché peuvent entraîner des ajustements rapides de volatilité et affecter la stabilité des paramètres des modèles économétriques.

À partir de ces enseignements, trois implications principales peuvent être retenues pour l'analyse empirique.

Premièrement, la dynamique de volatilité du Bitcoin se révèle compatible avec une modélisation de volatilité conditionnelle intégrant des effets d'asymétrie, dans la mesure où les épisodes de stress et les chocs négatifs peuvent affecter la volatilité différemment des chocs positifs.

Deuxièmement, les conditions de liquidité apparaissent comme un déterminant important de la dynamique du marché, ce qui justifie l'introduction d'un proxy d'illiquidité dans l'analyse économétrique.

Troisièmement, l'évaluation des effets associés aux ETF doit intégrer explicitement la possibilité d'un effet d'anticipation et l'existence potentielle de ruptures structurelles, afin de distinguer, dans la mesure du possible, l'effet de l'approbation officielle des ETF d'une révision plus progressive des anticipations de marché.

C'est pourquoi l'analyse empirique combine une analyse descriptive des rendements et des conditions de liquidité avec une modélisation asymétrique de la volatilité conditionnelle de type GARCH. L'utilisation d'une distribution conditionnelle non normale, telle que la GED ou la Student-t, ressort également cohérente avec les caractéristiques des rendements du Bitcoin mises en évidence dans la littérature, notamment la présence de queues épaisses et de mouvements extrêmes.

5 Méthodologie empirique et données

5.1 Données, traitement et choix de l'échantillon

L'analyse repose sur des données journalières du Bitcoin, identifié par le ticker BTC-USD. Les prix de clôture proviennent d'Eikon. Les volumes quotidiens du Bitcoin sont extraits de la plateforme CoinGecko, utilisée comme source agrégée de données de marché sur les crypto-actifs. Ces volumes servent à construire le proxy d'illiquidité inspiré du ratio d'Amihud.

Les volumes agrégés issus de CoinGecko doivent toutefois être interprétés avec prudence. Le marché du Bitcoin demeure fragmenté entre de nombreuses plateformes d'échange présentant des niveaux de transparence hétérogènes, et certains volumes peuvent être affectés par des pratiques de *wash trading* documentées dans la littérature sur les crypto-actifs. Le proxy d'illiquidité retenu doit être interprété comme une approximation agrégée des conditions de liquidité du marché plutôt que comme une mesure microstructurelle parfaitement précise.

Après construction des rendements et appariement avec les données de volume, l'échantillon descriptif exploitable comprend 3 620 observations couvrant la période allant de janvier 2016 à décembre 2025. Cette période permet d'observer le Bitcoin sur un horizon suffisamment long pour couvrir plusieurs cycles de marché, différents régimes de volatilité tout comme plusieurs événements institutionnels majeurs, l'introduction des ETF spot Bitcoin.

Les données utilisées comprennent principalement les prix de clôture et les volumes journaliers échangés. Le traitement des données a été réalisé sous *RStudio*. Les principales étapes ont consisté à harmoniser les formats de dates, vérifier l'absence d'anomalies manifestes dans les séries de prix, traiter les observations non exploitables, puis construire les variables nécessaires à l'analyse descriptive et économétrique.

La différence entre le nombre initial d'observations et l'échantillon final exploitable s'explique principalement par le calcul des rendements, l'appariement des données de prix et de volume ainsi que l'exclusion des observations incomplètes.

L'étude distingue deux périodes d'analyse. La première couvre l'ensemble de la période 2016–2025 et sert principalement à l'analyse descriptive. Elle permet de replacer les évolutions récentes du Bitcoin dans une perspective plus longue, en tenant compte de plusieurs cycles de marché et de différents régimes de volatilité.

La seconde période, allant de 2020 à 2025, est retenue pour l'estimation économétrique. Ce choix répond à deux objectifs. D'une part, il permet de disposer d'une période pré-ETF suffisamment longue avant l'approbation de janvier 2024, tout en conservant une fenêtre post-événement exploitable. D'autre part, il évite de faire porter l'estimation principale sur les premières années du Bitcoin, qui correspondent à un marché moins profond, moins institutionnalisé et difficilement comparable à la période récente.

L'échantillon 2020–2025 constitue alors un compromis entre longueur statistique et cohérence économique. Avec 2 192 observations journalières, il reste suffisamment large pour permettre l'estimation d'un modèle de volatilité conditionnelle, tout en limitant l'hétérogénéité liée aux premières phases de développement du marché du Bitcoin.

5.2 Construction des variables

La variable dépendante du modèle est le rendement logarithmique journalier du Bitcoin, calculé à partir des prix de clôture quotidiens selon la formule suivante :

$$r_t = \ln(Close_t) - \ln(Close_{t-1})$$

où $Close_t$ désigne le prix de clôture du Bitcoin au jour t . Le premier rendement de la série est mécaniquement manquant puisqu'il nécessite une observation antérieure.

Les rendements logarithmiques sont retenus pour l'ensemble de l'analyse économétrique. Ce choix est standard dans la littérature financière, en raison de leurs propriétés statistiques et de leur compatibilité avec les modèles de volatilité conditionnelle. Les rendements simples ne sont utilisés qu'à titre comparatif dans l'analyse descriptive, afin de vérifier que les principaux constats ne dépendent pas uniquement du choix de transformation retenu.

Un proxy d'illiquidité inspiré du ratio d'Amihud est construit en rapportant la valeur absolue du rendement logarithmique journalier au volume échangé :

$$ILLIQ_t = \frac{|r_t|}{Volume_t^{Mds}}$$

où $Volume_t^{Mds}$ désigne le volume journalier exprimé en milliards de dollars. Cette mise à l'échelle permet d'éviter des valeurs numériquement trop faibles et facilite l'interprétation de l'indicateur.

Une valeur plus élevée du proxy indique qu'un mouvement de prix important est associé à un volume relativement plus faible, ce qui peut être interprété comme un signe d'illiquidité plus élevée. Dans l'estimation économétrique, cette variable est standardisée afin de faciliter la convergence numérique et la lecture des coefficients.

Les événements étudiés sont introduits à l'aide de variables indicatrices. Dans le modèle principal, la variable *post-ETF* prend la valeur 1 à partir du 10 janvier 2024, date d'approbation des ETF spot Bitcoin aux États-Unis, et 0 avant cette date. La variable *post-halving* prend la valeur 1 à partir du 20 avril 2024, date du quatrième halving du Bitcoin, et 0 avant cette date.

Les variables alternatives de même que les modifications d'échantillon utilisées dans les exercices de robustesse sont présentées dans la section consacrée aux analyses de robustesse.

5.3 Statistiques préliminaires et propriétés distributionnelles

Avant de spécifier le modèle économétrique, il est nécessaire d'examiner les principales propriétés des rendements journaliers du Bitcoin. Cette étape permet de vérifier si les données présentent des caractéristiques compatibles avec une modélisation de la volatilité conditionnelle.

Les analyses préliminaires portent sur la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle, l'asymétrie des rendements et l'existence de queues épaisses dans la distribution.

5.3.1 Test ARCH-LM : détection d'hétéroscédasticité conditionnelle

Le test ARCH-LM appliqué aux rendements logarithmiques journaliers du Bitcoin conduit au résultat suivant :

$$\chi^2 = 201.11, \quad df = 12, \quad p\text{-value} < 2.2 \times 10^{-16}.$$

L'hypothèse nulle d'absence d'effets ARCH est nettement rejetée. Ce résultat indique la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle et suggère une dynamique de volatilité persistante compatible avec une modélisation de type GARCH.

5.3.2 Asymétrie de la distribution : skewness

La skewness empirique des rendements journaliers du Bitcoin est égale à :

$$\text{Skewness} = -0.295.$$

Cette valeur montre une asymétrie négative modérée des rendements, suggérant une présence plus marquée des mouvements extrêmes négatifs dans la distribution.

5.3.3 Épaisseur des queues : kurtosis

La kurtosis empirique des rendements est la suivante :

$$\text{Kurtosis} = 10.47.$$

Cette valeur, largement supérieure à celle d'une distribution normale, indique la présence de queues épaisses et une fréquence élevée d'observations extrêmes dans les rendements du Bitcoin.

5.3.4 Test de normalité : Jarque–Bera

Le test de Jarque–Bera appliqué aux rendements journaliers du Bitcoin donne le résultat suivant :

$$\chi^2 = 8468.82, \quad df = 2, \quad p\text{-value} < 2.2 \times 10^{-16}.$$

L'hypothèse de normalité est nettement rejetée. Ce résultat est cohérent avec la présence simultanée d'asymétrie et de queues épaisses dans la distribution des rendements.

Pris ensemble, ces résultats confirment que les rendements du Bitcoin présentent plusieurs propriétés classiques des séries financières : hétéroscédasticité conditionnelle, non-normalité et leptokurtose. Ces caractéristiques justifient le recours à une modélisation de volatilité conditionnelle avec une distribution des innovations suffisamment flexible pour tenir compte des mouvements extrêmes observés sur le marché.

5.4 Analyse graphique des rendements et de la volatilité

5.4.1 Série temporelle des rendements journaliers

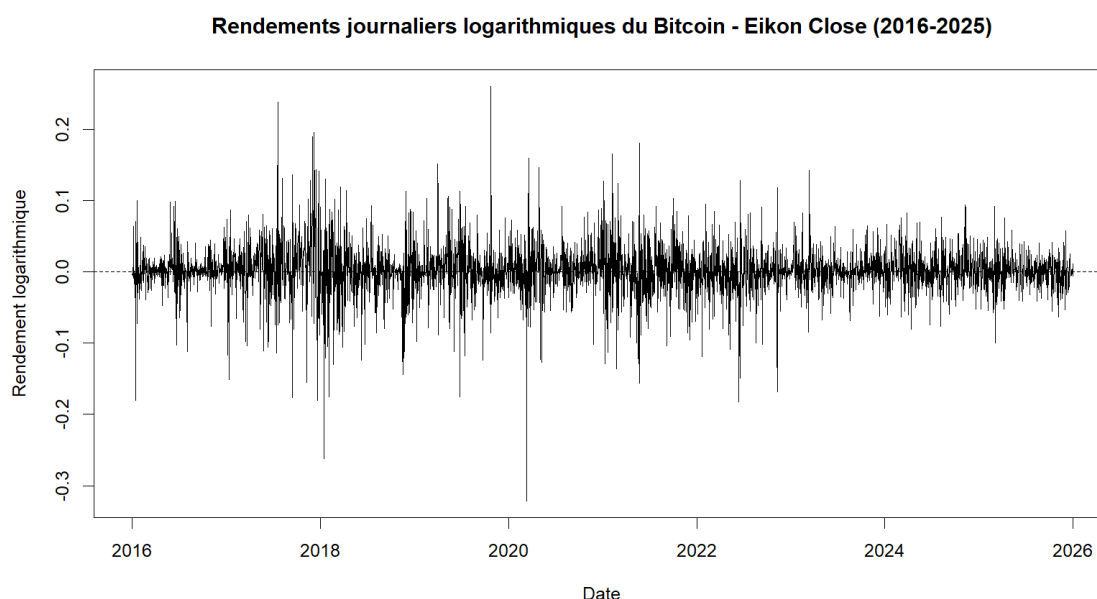


FIGURE 1 – Rendements journaliers logarithmiques du Bitcoin sur la période 2016–2025.

La figure met en évidence plusieurs faits stylisés classiques des séries financières :

- D’abord, les rendements oscillent autour de zéro, sans tendance visible persistante, ce qui correspond au comportement généralement attendu pour des rendements journaliers.
- Ensuite, la caractéristique la plus marquante est la présence d’un *volatility clustering* : les épisodes de forte volatilité apparaissent regroupés dans le temps et alternent avec des phases plus calmes. Ce phénomène est particulièrement visible autour du cycle 2017–2018, lors du choc de marché lié au COVID-19 en 2020, ainsi qu’au cours des épisodes de tensions observés en 2021–2022.
- Enfin, le graphique révèle la présence de chocs extrêmes ponctuels, en particulier du côté des rendements négatifs, ce qui corrobore avec l’asymétrie et les queues épaisses mises en évidence par les statistiques descriptives précédentes.

Ce graphique suggère donc que la dynamique des rendements du Bitcoin présente plusieurs caractéristiques typiquement associées aux séries financières, et renforce l’intérêt d’une modélisation de la volatilité conditionnelle.

5.4.2 Distribution empirique des rendements : histogramme et densité

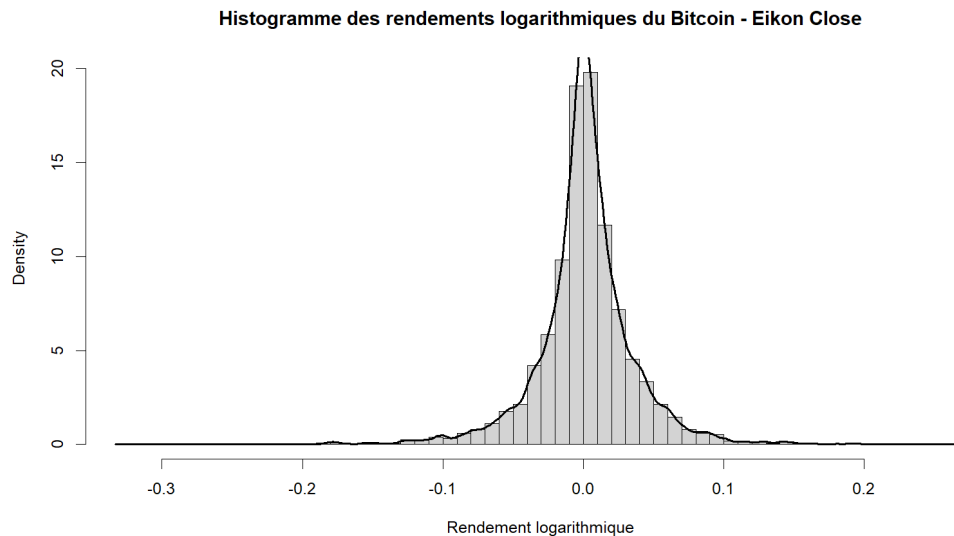


FIGURE 2 – Histogramme et densité des rendements journaliers logarithmiques du Bitcoin.

La Figure 2 complète les résultats statistiques précédents en montrant directement la forme empirique de la distribution des rendements.

- La majorité des observations est concentrée autour de zéro. Cela indique que les variations quotidiennes modérées sont les plus fréquentes, tandis que les mouvements de forte amplitude restent plus rares.
- La distribution présente néanmoins des queues longues, en particulier du côté négatif. Certains rendements journaliers atteignent des niveaux très éloignés du centre de la distribution, ce qui s'accorde avec la forte kurtosis observée précédemment.
- La queue gauche apparaît plus étendue que la queue droite. Cette forme est cohérente avec la skewness négative estimée précédemment et suggère que les chocs négatifs extrêmes sont plus marqués que les chocs positifs extrêmes.

Dans l'ensemble, l'histogramme montre visuellement que les rendements du Bitcoin ne suivent pas une distribution normale simple. La distribution est fortement concentrée autour de zéro, mais reste marquée par des événements extrêmes et une asymétrie négative.

5.4.3 Autocorrélation des rendements au carré

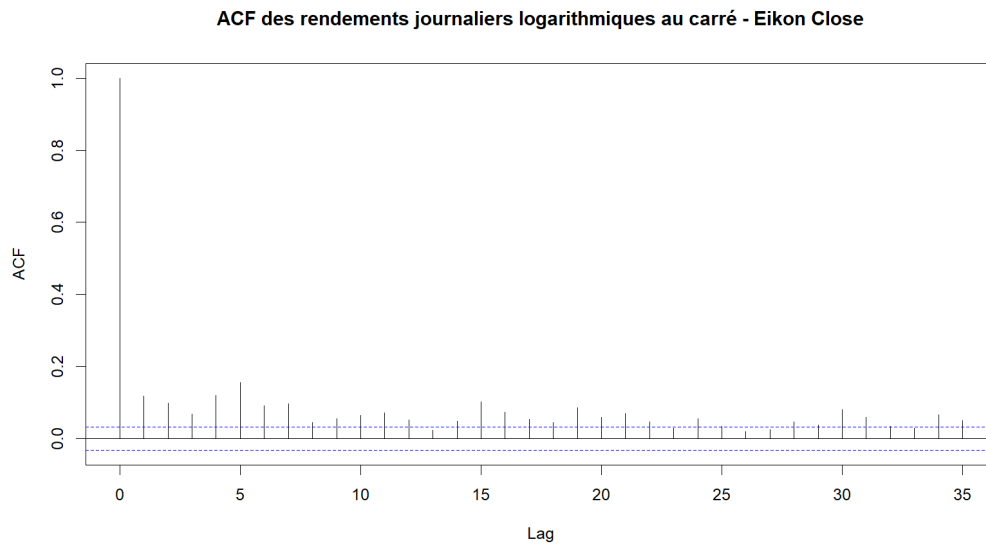


FIGURE 3 – Fonction d'autocorrélation (ACF) des rendements journaliers logarithmiques au carré.

La Figure 3 présente l'autocorrélation des rendements journaliers logarithmiques au carré. Contrairement à l'ACF des rendements bruts, plusieurs coefficients sont positifs et dépassent les bandes de confiance, en particulier sur les premiers retards.

Ce résultat indique que la dépendance temporelle est plus marquée dans l'amplitude des rendements que dans les rendements eux-mêmes. Autrement dit, les périodes de forte variation tendent à être suivies par d'autres périodes de forte variation, tandis que les phases plus calmes tendent également à se prolonger.

L'autocorrélation semble ensuite décroître avec le nombre de retards, sans disparaître immédiatement. Ce profil est cohérent avec une certaine persistance de la volatilité dans le temps.

Cette analyse rejoint donc les résultats du test ARCH-LM et renforce l'intérêt d'une modélisation de la volatilité conditionnelle.

5.4.4 Analyse de la volatilité annualisée à 30 jours

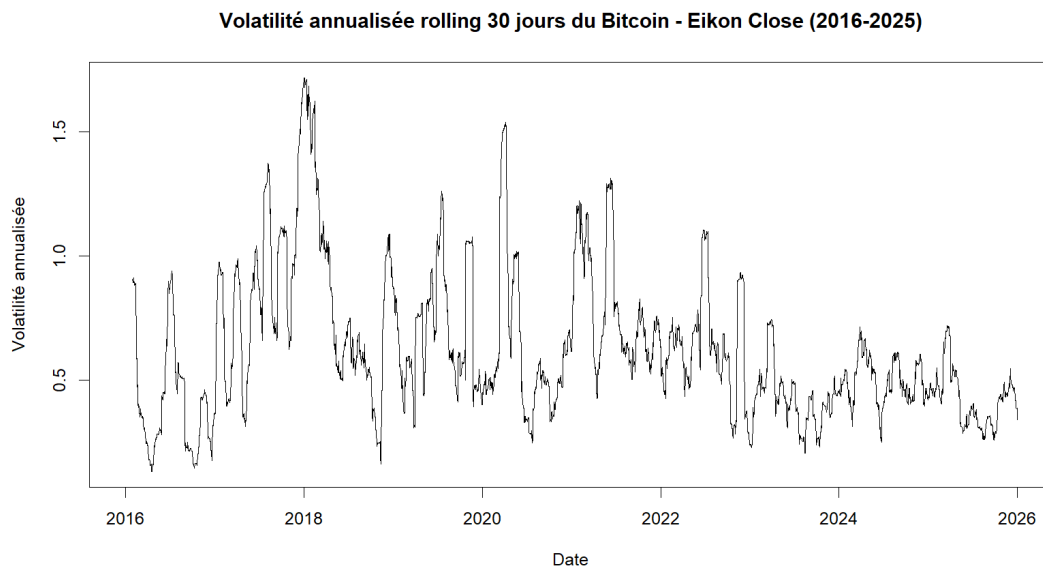


FIGURE 4 – Volatilité annualisée rolling 30 jours du Bitcoin (2016–2025)

La Figure 4 présente la volatilité annualisée calculée sur une fenêtre glissante de 30 jours. Cette mesure permet d’observer les variations de court terme de la volatilité et réagit fortement aux chocs ponctuels.

Le graphique met en évidence plusieurs épisodes de forte volatilité. Les périodes 2017–2018 et 2020 ressortent particulièrement, avec des pics nettement supérieurs au niveau moyen observé sur l’ensemble de la période. Le pic de 2020 correspond au choc de marché lié à la crise du Covid-19, qui a affecté l’ensemble des marchés financiers.

La volatilité à 30 jours semble également sensible aux grandes phases de marché du Bitcoin. Les périodes de hausse rapide ou de correction importante s’accompagnent souvent d’une instabilité accrue, ce qui confirme que la volatilité du Bitcoin varie fortement selon les régimes de marché.

À partir de 2022, les pics semblent moins extrêmes que durant certaines phases antérieures, même si la volatilité reste élevée par rapport à des actifs financiers plus traditionnels. Cette observation suggère une volatilité plus contenue sur la période récente, sans permettre à elle seule de conclure à un changement structurel durable.

Cette lecture reste donc descriptive. Le graphique permet d’identifier des phases de tension et de calmer relatif, mais il ne permet pas d’établir une relation causale entre un événement particulier et l’évolution de la volatilité.

5.4.5 Analyse de la volatilité annualisée à 180 jours

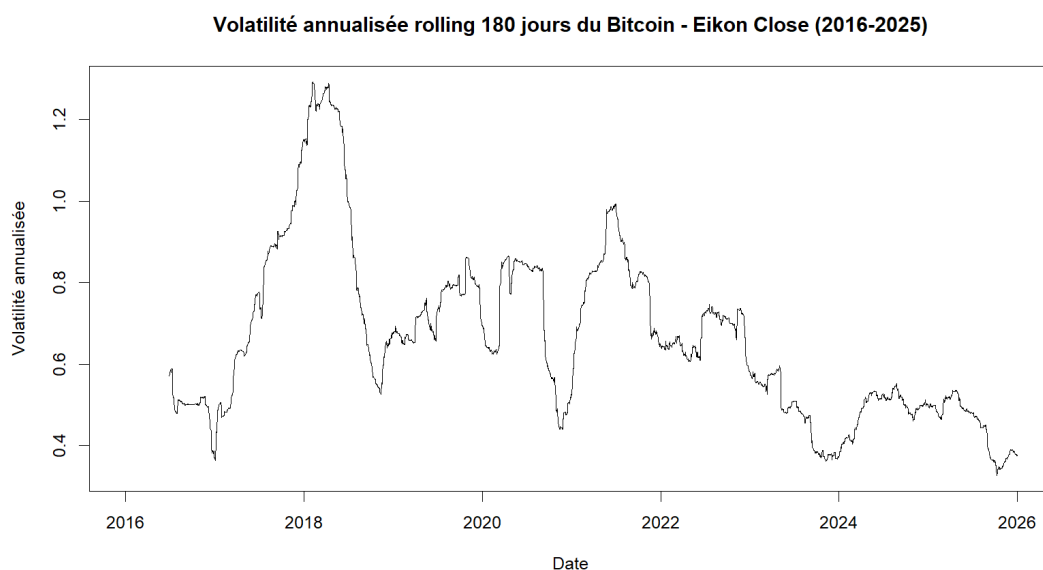


FIGURE 5 – Volatilité annualisée rolling 180 jours du Bitcoin (2016–2025)

La Figure 5 présente la volatilité annualisée calculée sur une fenêtre glissante de 180 jours. Par rapport à la volatilité à 30 jours, cette mesure est plus lissée et permet d’observer des tendances de moyen terme plutôt que des chocs ponctuels.

Le graphique fait apparaître plusieurs phases de volatilité depuis 2016. La période 2017–2018 ressort nettement, avec un niveau de volatilité annualisée particulièrement élevé. Cette phase correspond au cycle haussier de 2017, suivi d’une correction importante du marché.

Le choc de mars 2020 lié à la crise du Covid-19 apparaît également, mais de manière moins brutale que dans la mesure à 30 jours. Cela s’explique par la taille de la fenêtre utilisée : un choc ponctuel est progressivement intégré dans la moyenne mobile, ce qui en atténue l’effet immédiat.

À partir de 2022, la volatilité à 180 jours semble s’inscrire à des niveaux plus contenus que ceux observés lors des phases les plus instables de 2017–2021. Les pics apparaissent moins élevés, même si la volatilité du Bitcoin demeure importante sur l’ensemble de la période.

Cette évolution peut être interprétée comme le signe d’un marché relativement moins instable sur la période récente, mais cette lecture reste descriptive. Le graphique ne permet pas, à lui seul, de conclure à une rupture structurelle ou à une maturation durable du marché. Il justifie surtout l’intérêt de compléter l’analyse graphique par une modélisation économétrique de la volatilité conditionnelle.

5.5 Dynamique du marché et asymétrie des rendements

Avant de passer à la modélisation de la volatilité conditionnelle, il est utile d'examiner plus directement si les rendements du Bitcoin se comportent différemment lors des phases de hausse et de baisse. Cette étape permet de préciser les asymétries observées précédemment et d'éclairer le choix d'une spécification asymétrique.

L'analyse repose sur les rendements journaliers logarithmiques calculés à partir des prix de clôture issus d'Eikon. L'échantillon couvre la période du 1er janvier 2016 au 31 décembre 2025. Après calcul des rendements et fusion avec les données de volume issues de CoinGecko, il comprend 3 620 observations, réparties entre 1 919 rendements positifs, 1 694 rendements négatifs et 7 rendements nuls.

5.5.1 Analyse de l'évolution du prix du Bitcoin depuis 2016

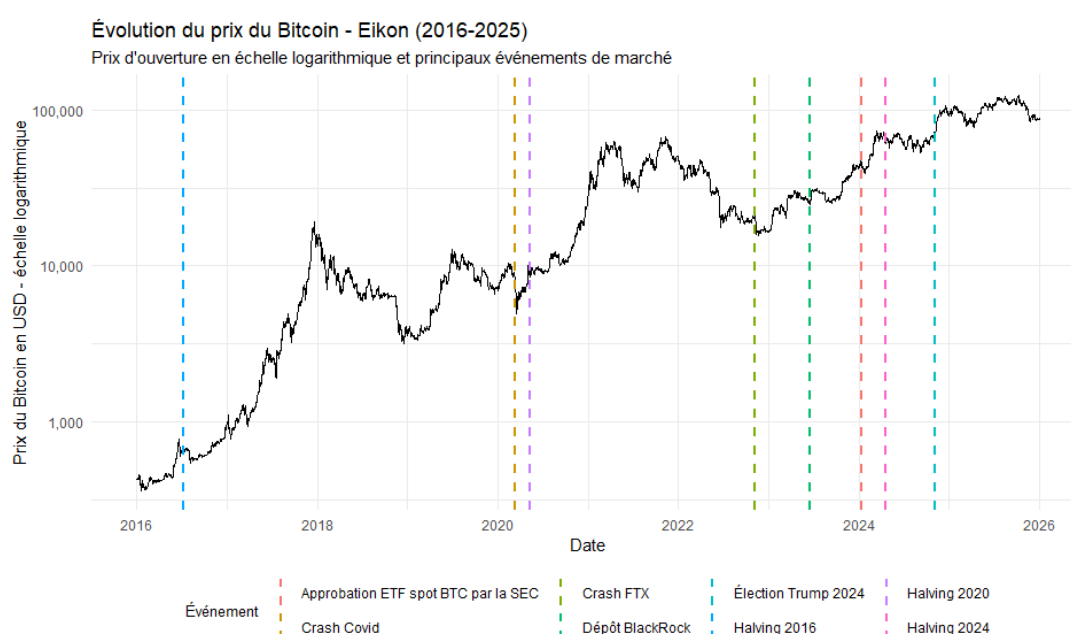


FIGURE 6 – Évolution du prix du Bitcoin depuis 2016 (échelle logarithmique)

La Figure 6 présente l'évolution du prix du Bitcoin depuis 2016 en échelle logarithmique. Ce choix d'échelle permet de mieux comparer les variations proportionnelles du prix et de rendre plus lisibles les premiers cycles du marché, qui seraient fortement compressés sur une échelle linéaire.

Le graphique illustre une dynamique cyclique marquée, alternant phases de forte appréciation et corrections importantes. Plusieurs événements majeurs du marché y sont indiqués, notamment les halvings de 2016, 2020 et 2024, le choc lié à la crise du Covid-19 en mars 2020, l'effondrement de FTX en novembre 2022, le dépôt de la demande d'ETF spot Bitcoin par BlackRock en juin 2023, l'approbation des ETF spot Bitcoin par la SEC en janvier 2024 ainsi que l'élection présidentielle américaine de 2024.

Certains de ces événements coïncident avec des changements importants dans la dynamique du marché. Le choc du Covid-19 correspond à une correction rapide et brutale du prix du Bitcoin, tandis que l'effondrement de FTX intervient dans une phase déjà baissière du marché crypto. À l'inverse, la période suivant le dépôt de BlackRock puis l'approbation des ETF spot Bitcoin s'accompagne d'une nouvelle phase haussière particulièrement marquée.

Les halvings apparaissent également comme des repères temporels importants dans l'évolution du marché du Bitcoin. Toutefois, le graphique ne permet pas à lui seul d'établir une relation causale entre ces événements et les mouvements de prix observés. La dynamique du Bitcoin reste influencée par de nom-

breux facteurs, les conditions macroéconomiques globales, les taux d'intérêt, la liquidité disponible sur les marchés financiers ou encore le sentiment des investisseurs.

5.5.2 Comparaison descriptive des rendements positifs et négatifs

Le tableau 2 présente les principales statistiques descriptives des rendements logarithmiques, distinguées selon leur signe. Les observations nulles ne sont pas reportées dans le tableau.

TABLE 2 – Statistiques descriptives des rendements logarithmiques selon le signe

Groupe	<i>N</i>	Moyenne	Médiane	Écart-type	Minimum	Maximum	Skewness	Kurtosis
Positifs	1 919	0.0234	0.0149	0.0260	0.00001	0.2600	2.63	14.5
Négatifs	1 694	-0.0234	-0.0134	0.0284	-0.3220	-0.00001	-3.00	18.2

Les rendements positifs et négatifs présentent des moyennes relativement proches en valeur absolue. La moyenne des rendements positifs est de 2,34 %, tandis que celle des rendements négatifs est de -2,34 %. Les médianes sont également proches en valeur absolue, ce qui suggère que l'asymétrie ne provient pas principalement du comportement moyen des rendements.

L'écart-type est légèrement plus élevé pour les rendements négatifs, ce qui indique une dispersion plus importante lors des jours de baisse. Cette différence reste modérée, mais elle va dans le sens d'une réaction plus marquée du marché lors des corrections.

L'asymétrie ressort surtout dans les extrêmes. Le rendement négatif le plus marqué atteint -32,20 %, contre un maximum de 26,00 % du côté positif. La kurtosis des rendements négatifs est également plus élevée que celle des rendements positifs, ce qui suggère que les épisodes extrêmes sont davantage concentrés du côté des baisses. La skewness, plus prononcée en valeur absolue pour les rendements négatifs, confirme cette lecture.

Ces résultats indiquent que l'asymétrie observée sur le marché du Bitcoin ne prend pas principalement la forme d'un déséquilibre moyen entre jours de hausse et jours de baisse. Elle semble plutôt se manifester dans l'ampleur des épisodes extrêmes, en particulier lors des corrections les plus fortes. Cette lecture constitue un premier élément en faveur d'une spécification capable de tenir compte d'une dynamique potentiellement asymétrique de la volatilité.

5.5.3 Volume d'échange selon le signe des rendements

Après avoir comparé les rendements positifs et négatifs, il est utile d'examiner si ces deux groupes se distinguent aussi par leur volume d'échange. L'objectif est de voir si les jours de baisse sont associés à une intensité d'échange différente de celle observée lors des jours de hausse.

Le tableau 3 présente les principales statistiques descriptives du volume d'échange, issu de CoinGecko, selon le signe du rendement journalier logarithmique calculé à partir des prix de clôture Eikon.

TABLE 3 – Statistiques descriptives du volume selon le signe du rendement

Signe	<i>N</i>	Volume moyen	Volume médian	Écart-type	Minimum	Maximum
Négatif	1 694	24 089 662 171	21 269 982 449	22 170 380 111	20 288 321	178 894 068 361
Positif	1 919	23 277 096 319	20 060 293 835	22 317 927 297	21 882 209	190 460 293 532

Les jours de rendement négatif sont associés à un volume moyen légèrement plus élevé que les jours de rendement positif. Le volume moyen atteint 24 089 662 171 lors des jours négatifs, contre 23 277 096 319 lors des jours positifs. Le même écart apparaît pour le volume médian, qui est également plus élevé lors des jours de baisse.

L'écart reste toutefois modéré. Le volume semble donc accompagner certains épisodes baissiers, mais il ne suffit pas, à lui seul, à expliquer l'asymétrie observée précédemment dans les rendements extrêmes. Ces résultats suggèrent plutôt que l'activité de marché tend à être un peu plus intense lors des phases négatives, sans que cette différence soit dominante dans la dynamique des rendements.

5.5.4 Illiquidité et signe des rendements

Le volume seul ne permet pas de saisir pleinement la notion de liquidité. Un marché peut enregistrer un volume élevé tout en restant relativement peu liquide si les variations de prix sont importantes au regard des volumes échangés. Afin de relier mouvement des prix et intensité des échanges, une mesure simple d'illiquidité inspirée du ratio d'Amihud est construite :

$$ILLIQ_t = \frac{|r_t|}{Volume_t^{Mds}},$$

où $|r_t|$ désigne la valeur absolue du rendement logarithmique journalier et $Volume_t^{Mds}$ le volume journalier exprimé en milliards de dollars. Les volumes sont exprimés en milliards afin d'éviter des valeurs numériquement trop faibles et de faciliter l'interprétation de l'indicateur.

Cet indicateur mesure l'ampleur de la variation de prix rapportée au volume échangé. Plus sa valeur est élevée, plus le mouvement de prix est important relativement au volume, ce qui peut être interprété comme un signe d'illiquidité plus élevée.

Le tableau 4 présente les statistiques descriptives de cet indicateur selon le signe du rendement.

TABLE 4 – Statistiques descriptives de l'illiquidité selon le signe du rendement

Signe	<i>N</i>	Illiquidité moyenne	Illiquidité médiane	Écart-type	Minimum	Maximum
Négatif	1 694	0.00899	0.000803	0.0367	0.000000830	0.642
Positif	1 919	0.0135	0.000949	0.0485	0.000000520	0.575

Les résultats indiquent que l'illiquidité moyenne est légèrement plus élevée lors des jours de rendement positif que lors des jours de rendement négatif. L'illiquidité moyenne atteint 0.0135 pour les rendements

positifs, contre 0.00899 pour les rendements négatifs. La médiane suit la même logique, avec une valeur légèrement supérieure pour les jours positifs.

Cette différence moyenne doit être interprétée avec prudence. Le maximum observé est plus élevé lors des jours de rendement négatif, atteignant 0.642 contre 0.575 pour les rendements positifs. Cela suggère que, même si l'illiquidité moyenne n'est pas plus forte lors des baisses, certains épisodes négatifs extrêmes peuvent s'accompagner d'un impact de prix particulièrement important relativement au volume échangé.

Cette lecture complète les résultats obtenus sur le volume. Les jours de baisse sont associés à un volume moyen légèrement plus élevé, mais l'indicateur d'illiquidité montre que la relation entre volume, rendement et liquidité n'est pas mécanique. La fragilité du marché semble donc apparaître davantage lors de certains épisodes extrêmes que dans la moyenne des observations.

5.5.5 Comparaison entre rendements simples et rendements logarithmiques

Avant de retenir les rendements logarithmiques pour la modélisation économétrique, il est utile de les comparer aux rendements simples. L'objectif est de vérifier que le choix de transformation ne modifie pas substantiellement les principaux constats descriptifs. Les rendements simples offrent une lecture plus directe des variations journalières, tandis que les rendements logarithmiques sont plus couramment utilisés dans l'analyse économétrique des séries financières.

TABLE 5 – Comparaison des rendements simples et logarithmiques

Type	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum	Skewness	Kurtosis
Simple	0.002107	0.035778	-0.275271	0.297425	0.198915	10.22641
Logarithmique	0.001466	0.035783	-0.321958	0.260382	-0.295182	10.46983

Les deux séries présentent des propriétés globalement proches, en particulier pour l'écart-type, qui est presque identique dans les deux cas. Les différences apparaissent surtout dans les extrêmes. Le rendement logarithmique minimum est plus faible que le rendement simple minimum, tandis que le rendement simple maximum est plus élevé que le rendement logarithmique maximum.

Cette différence est cohérente avec la relation mécanique entre les deux mesures. Pour des variations journalières modérées, les rendements simples et logarithmiques sont très proches. En revanche, lorsque les variations deviennent plus fortes, les rendements logarithmiques accentuent davantage les mouvements négatifs et compriment légèrement les mouvements positifs.

La proximité générale entre les deux séries est confirmée par leur corrélation, qui atteint 0,998 527 7. Les rendements simples et logarithmiques évoluent donc presque parfaitement de concert sur l'ensemble de la période étudiée. Le choix des rendements logarithmiques peut être considéré comme cohérent avec les pratiques usuelles en économétrie financière, tout en conservant les principaux constats descriptifs observés à partir des rendements simples.

5.6 Stratégie empirique et cadre économétrique

La stratégie empirique repose sur une modélisation de la volatilité conditionnelle des rendements du Bitcoin. Les analyses descriptives et les tests préliminaires réalisés précédemment mettent en évidence plusieurs caractéristiques typiques des séries financières, notamment la présence d'hétéroscédasticité conditionnelle, de queues épaisses et une asymétrie dans la dynamique des rendements. Ces éléments justifient le recours à des modèles issus de la famille GARCH.

L'objectif de l'analyse économétrique est d'examiner si les événements liés aux ETF spot Bitcoin sont associés à une modification de la volatilité conditionnelle du Bitcoin, tout en tenant compte des conditions de liquidité du marché et du halving de 2024. Dans ce cadre, des variables exogènes sont introduites dans l'équation de variance afin de capter ces différents effets.

L'approche retenue ne permet pas d'établir une relation causale stricte entre l'introduction des ETF spot Bitcoin et l'évolution de la volatilité du marché. Elle vise plutôt à déterminer si les périodes associées aux ETF coïncident avec une modification statistiquement identifiable de la dynamique de volatilité, une fois prises en compte la persistance propre du processus de variance, les conditions de liquidité et les autres événements susceptibles d'avoir affecté le marché.

Conformément aux recommandations de la littérature sur la volatilité financière, plusieurs spécifications issues de la famille GARCH sont comparées avant de retenir le modèle principal. La sélection repose principalement sur les critères d'information d'Akaike (AIC) et de Schwarz-Bayesian (BIC), ce dernier étant privilégié en raison de sa pénalisation plus forte des modèles excessivement paramétrés.

Plusieurs distributions conditionnelles des innovations sont également testées, la loi normale, la Student-t, la GED et la Student-t asymétrique, afin d'évaluer la robustesse des résultats au choix de l'hypothèse distributionnelle.

Les analyses descriptives mettent également en évidence que les rendements du Bitcoin présentent une forte persistance de volatilité, des queues épaisses de même qu'une asymétrie plus marquée lors des épisodes extrêmes négatifs. Les résultats indiquent également que certains épisodes de tension du marché s'accompagnent de mouvements de prix importants relativement au volume échangé, ce qui justifie l'introduction d'un proxy d'illiquidité dans l'équation de variance.

Les modèles GARCH asymétriques apparaissent donc particulièrement adaptés pour tenir compte à la fois de la persistance de la volatilité, d'une éventuelle asymétrie dans la réaction de la volatilité aux chocs de marché et du rôle des conditions de liquidité dans la dynamique du Bitcoin.

Enfin, plusieurs exercices de robustesse complémentaires sont mobilisés afin d'évaluer si les résultats dépendent du choix de la date d'événement, de la fenêtre d'estimation ou de la spécification économétrique retenue. Ces analyses sont présentées dans la section consacrée aux tests de robustesse.

6 Résultats empiriques

6.1 Sélection de la spécification économétrique

6.1.1 Choix de la spécification GARCH

Avant d'introduire les variables explicatives dans l'équation de variance, plusieurs spécifications de la famille GARCH sont comparées sur un modèle de base sans variables externes. L'objectif est d'identifier la structure de volatilité conditionnelle la plus adaptée aux rendements du Bitcoin avant d'analyser l'effet des variables d'intérêt.

Trois modèles asymétriques sont estimés : EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1) et APARCH(1,1). Les trois modèles sont comparés sur le même échantillon 2020–2025, à partir des rendements logarithmiques close-to-close. Une distribution Student-t commune est utilisée à cette étape afin de comparer les structures de volatilité dans un cadre tenant compte des queues épaisses observées dans les rendements.

TABLE 6 – Comparaison des spécifications GARCH sans variables exogènes

Modèle	LogLik	AIC	BIC	Conv.	LB ² p-val.	ARCH-LM p-val.
EGARCH(1,1)	-5311.874	4.8521	4.8677	0	0.1650	0.2202
GJR-GARCH(1,1)	-5314.725	4.8547	4.8703	0	0.1909	0.2492
APARCH(1,1)	-5312.953	4.8540	4.8722	0	0.5274	0.6056

Les trois modèles convergent correctement et ne présentent pas d'effets ARCH résiduels significatifs au seuil de 5 %. Les écarts entre spécifications demeurent limités, ce qui suggère que les trois modèles captent globalement la dynamique conditionnelle des rendements. Le modèle EGARCH(1,1) présente toutefois la meilleure log-vraisemblance mais aussi le critère BIC le plus faible. Il est donc retenu comme spécification de référence pour la suite de l'analyse.

Ce choix est également cohérent avec l'objectif du mémoire, dans la mesure où l'EGARCH permet de modéliser la persistance de la volatilité tout en autorisant une réaction asymétrique de celle-ci aux chocs de marché. Cette propriété est particulièrement pertinente dans le cas du Bitcoin, dont les rendements présentent une forte volatilité et des réactions potentiellement différenciées entre chocs positifs et négatifs.

6.1.2 Choix de la distribution conditionnelle

Une fois la structure EGARCH retenue, plusieurs distributions conditionnelles sont comparées sur le modèle complet incluant les variables ETF, halving, illiquidité et Economic Policy Uncertainty (EPU). L'objectif est de vérifier si les résultats dépendent du choix distributionnel et de retenir la distribution la plus adaptée aux résidus conditionnels du modèle.

TABLE 7 – Comparaison des distributions conditionnelles du modèle EGARCH complet

Distribution	LogLik	AIC	BIC	LB résidus p-val.	ARCH-LM p-val.
GED	-4537.683	4.1493	4.1753	0.0465	<0.001
Normale	-4546.171	4.1562	4.1796	0.0487	<0.001
Student-t	-4547.158	4.1580	4.1840	0.0496	<0.001
Student-t asymétrique	-4546.604	4.1584	4.1870	0.0512	<0.001

La distribution GED présente la meilleure log-vraisemblance, ainsi que les critères AIC et BIC les plus faibles parmi les distributions testées. Elle est donc retenue pour l'analyse principale. Ce résultat suggère que la distribution GED constitue le meilleur compromis statistique pour modéliser les innovations conditionnelles du modèle EGARCH complet.

Les résultats associés aux autres distributions demeurent relativement proches, mais aucune ne dépasse la GED selon les critères d'information. Les distributions Student-t et Student-t asymétrique ne permettent pas d'améliorer l'ajustement du modèle, malgré leur capacité théorique à tenir compte de queues épaisses et d'une éventuelle asymétrie distributionnelle.

Les diagnostics résiduels restent imparfaits, quelle que soit la distribution retenue. En particulier, les tests ARCH-LM demeurent significatifs, ce qui indique la persistance d'une dépendance résiduelle dans la variance conditionnelle. Le choix de la GED doit dès lors être interprété comme le meilleur compromis parmi les distributions testées, et non comme une correction complète de l'ensemble des dépendances résiduelles.

Par ailleurs, cette comparaison est réalisée sur le modèle complet intégrant les variables ETF, halving, illiquidité et EPU. Le choix de la distribution conditionnelle est donc effectué directement dans le cadre de la spécification économétrique finale retenue pour l'analyse principale.

6.1.3 Spécification du modèle retenu

Le modèle retenu est donc un EGARCH(1,1) avec innovations GED, estimé sur les rendements logarithmiques journaliers *close-to-close* du Bitcoin, exprimés en pourcentage, entre le 1^{er} janvier 2020 et le 31 décembre 2025.

Compte tenu de l'objectif principal, l'analyse porte sur la dynamique de variance conditionnelle. L'équation de moyenne est donc spécifiée de manière parcimonieuse :

$$r_t = \mu + \varepsilon_t,$$

où r_t désigne le rendement logarithmique journalier du Bitcoin, exprimé en pourcentage. Le terme d'erreur s'écrit :

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t,$$

où z_t suit une distribution GED standardisée. La GED permet de mieux tenir compte des queues épaisses observées dans la distribution conditionnelle des rendements du Bitcoin.

Une structure EGARCH(1,1) est retenue afin de conserver une spécification parcimonieuse tout en capturant les principales caractéristiques de la volatilité des rendements financiers, notamment la persistance conditionnelle et les effets asymétriques. Cette structure constitue également la spécification la plus fréquemment utilisée dans la littérature empirique sur les marchés financiers et les crypto-actifs.

L'équation de variance conditionnelle suit une spécification EGARCH(1,1) :

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \beta_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 (|z_{t-1}| - \mathbb{E}[|z_{t-1}|]) + \gamma_1 z_{t-1} + \delta' \mathbf{X}_t.$$

Dans cette équation, β_1 mesure la persistance de la volatilité conditionnelle, α_1 capte la réaction de la volatilité à l'ampleur des chocs passés, tandis que γ_1 permet de tenir compte d'une éventuelle réponse asymétrique selon le signe du choc. Le vecteur $\mathbf{X}_t$ regroupe les variables exogènes introduites dans l'équation de variance.

Dans le modèle complet, ce vecteur est défini comme suit :

$$\mathbf{X}_t = (ETF_t, Halving_t, Illiq_t, EPU_t),$$

où ETF_t est une variable indicatrice prenant la valeur 1 après l’approbation des ETF spot Bitcoin, $Halving_t$ une variable indicatrice prenant la valeur 1 après le halving de 2024, $Illiq_t$ le proxy d’illiquidité standardisé, construit à partir du ratio entre la valeur absolue du rendement logarithmique et le volume quotidien exprimé en milliards de dollars, et EPU_t l’indice Economic Policy Uncertainty standardisé utilisé comme variable de contrôle macro-informationnelle.

6.2 Résultats du modèle principal

6.2.1 Corrélations entre les variables explicatives

Avant l’estimation des différentes spécifications EGARCH, une matrice de corrélation des principales variables explicatives est calculée afin d’évaluer la proximité statistique entre les variables événementielles, les conditions de liquidité et le contrôle macro-informationnel introduit dans le modèle principal.

Cette étape permet d’examiner si l’introduction de l’Economic Policy Uncertainty Index (EPU) peut être justifiée comme variable de contrôle complémentaire, ou si cette variable risque de capter mécaniquement l’effet associé aux événements étudiés.

TABLE 8 – Matrice de corrélation des variables explicatives

	ETF	BlackRock	Halving	Election US	Illiquidité	EPU
ETF	1.000	0.816	0.897	0.696	-0.174	0.195
BlackRock	0.816	1.000	0.732	0.567	-0.114	0.041
Halving	0.897	0.732	1.000	0.775	-0.182	0.261
Election US	0.696	0.567	0.775	1.000	-0.206	0.489
Illiquidité	-0.174	-0.114	-0.182	-0.206	1.000	-0.065
EPU	0.195	0.041	0.261	0.489	-0.065	1.000

La matrice de corrélation met en évidence une forte corrélation entre plusieurs variables événementielles, entre les variables ETF et halving, ETF et BlackRock, ainsi qu’entre halving et Election US. Cette proximité s’explique principalement par la construction des variables sous forme de dummies temporelles cumulatives et par la concentration des événements étudiés sur une période relativement courte.

En revanche, l’EPU présente une corrélation faible avec la variable BlackRock et limitée avec la variable ETF. Sa corrélation apparaît plus élevée avec la variable Election US, ce qui suggère qu’elle capte davantage une dimension macro-informationnelle liée au contexte politique et économique général qu’un effet directement confondu avec l’approbation des ETF spot Bitcoin ou le dépôt du dossier BlackRock.

Ces résultats ne suggèrent donc pas que l’EPU absorbe mécaniquement l’effet des variables ETF ou BlackRock. Son introduction dans le modèle principal ressort plutôt comme un contrôle macro-informationnel complémentaire destiné à limiter un possible biais de variable omise.

La forte corrélation observée entre certaines variables événementielles renforce toutefois la nécessité d’interpréter leurs coefficients avec prudence. Cette proximité statistique complique l’identification d’un effet propre strictement attribuable à chaque événement et soutient une lecture plus globale des transformations récentes du marché du Bitcoin, marquées par une institutionnalisation progressive et plusieurs changements simultanés de régime.

6.2.2 Introduction progressive des variables explicatives

Afin d'évaluer la contribution marginale des différentes variables explicatives, les variables liées aux ETF spot Bitcoin, au halving, aux conditions de liquidité de même qu'à l'incertitude macro-informationnelle sont introduites progressivement dans l'équation de variance du modèle EGARCH(1,1) avec innovations GED.

- M0 : modèle sans variable exogène ;
- M1 : variable ETF uniquement ;
- M2 : variable halving uniquement ;
- M3 : variable d'illiquidité standardisée uniquement ;
- M4 : ETF + halving ;
- M5 : ETF + illiquidité ;
- M6 : halving + illiquidité ;
- M7 : ETF + halving + illiquidité ;
- M8 : modèle complet intégrant l'ETF, le halving, l'illiquidité standardisée et l'EPU.

TABLE 9 – Introduction progressive des variables dans le modèle EGARCH(1,1) avec innovations GED

	M0	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
μ	0.0784*** (0.0056)	0.0784*** (0.0068)	0.0761*** (0.0007)	0.0197 (0.2233)	0.0761*** (0.0007)	0.0233 (0.3863)	0.0236 (0.3806)	0.0234 (0.3844)	0.0166 (0.5344)
ω	0.0666*** (<0.001)	0.0823*** (<0.001)	0.0854*** (<0.001)	1.2260*** (<0.001)	0.0844*** (<0.001)	1.0659*** (<0.001)	1.0766*** (<0.001)	1.0639*** (<0.001)	1.0722*** (<0.001)
α_1	-0.0181 (0.2578)	-0.0221 (0.1825)	-0.0247 (0.1394)	-0.0468* (0.0712)	-0.0250 (0.1350)	-0.0384 (0.1521)	-0.0404 (0.1316)	-0.0391 (0.1440)	-0.0423 (0.1139)
β_1	0.9691*** (<0.001)	0.9642*** (<0.001)	0.9630*** (<0.001)	0.0670*** (<0.001)	0.9632*** (<0.001)	0.0774*** (<0.001)	0.0791*** (<0.001)	0.0789*** (<0.001)	0.0808*** (<0.001)
γ_1	0.1898*** (<0.001)	0.1927*** (<0.001)	0.1914*** (<0.001)	0.6710*** (<0.001)	0.1906*** (<0.001)	0.6760*** (<0.001)	0.6804*** (<0.001)	0.6785*** (<0.001)	0.6764*** (<0.001)
ETF	—	-0.0159 (0.1014)	—	—	0.0069 (0.7606)	0.4045*** (<0.001)	—	0.1886 (0.2350)	0.2272 (0.1527)
Halving	—	—	-0.0204** (0.0477)	—	-0.0268 (0.2569)	—	0.4242*** (<0.001)	0.2486 (0.1342)	0.1587 (0.3494)
Illiquidité standardisée	—	—	—	1.8548*** (<0.001)	—	1.9285*** (<0.001)	1.9336*** (<0.001)	1.9351*** (<0.001)	1.9399*** (<0.001)
EPU	—	—	—	—	—	—	—	—	0.0752** (0.0234)
Shape	0.9457*** (<0.001)	0.9530*** (<0.001)	0.9550*** (<0.001)	2.2985*** (<0.001)	0.9548*** (<0.001)	2.3704*** (<0.001)	2.3757*** (<0.001)	2.3774*** (<0.001)	2.3834*** (<0.001)
Observations	2192	2192	2192	2192	2192	2192	2192	2192	2192
Log-vraisemblance	-5294.013	-5292.753	-5292.184	-4557.682	-5292.138	-4541.272	-4540.942	-4540.205	-4537.683
AIC	4.8358	4.8355	4.8350	4.1649	4.8359	4.1508	4.1505	4.1507	4.1493
BIC	4.8514	4.8537	4.8532	4.1830	4.8567	4.1716	4.1713	4.1741	4.1753

Note : Les p-values sont reportées entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. L'illiquidité et l'EPU sont introduites sous forme standardisée.

L'introduction progressive des variables met en évidence une différence nette entre les variables événementielles et les variables liées aux conditions de marché. La variable associée à l'approbation des ETF spot Bitcoin n'est pas significative lorsqu'elle est introduite seule, ni lorsqu'elle est combinée au halving. Dans la spécification M7, qui combine l'ETF, le halving et l'illiquidité, son coefficient demeure non significatif. Ce résultat reste stable dans le modèle complet M8, après introduction de l'indice Economic Policy Uncertainty (EPU).

La variable halving présente une significativité relativement sensible aux spécifications retenues. Elle apparaît significative lorsqu'elle est introduite seule ou conjointement avec l'illiquidité, mais devient non significative dans le modèle complet M8 après introduction de l'EPU. Ce résultat suggère qu'une

partie de l'information captée par cette variable pouvait également refléter l'environnement macroéconomique ou les conditions générales d'incertitude observées sur la période étudiée.

À l'inverse, l'illiquidité standardisée ressort comme le déterminant le plus robuste de la variance conditionnelle. Son coefficient est positif, fortement significatif et stable dans l'ensemble des spécifications intégrant cette variable. Cette stabilité demeure dans le modèle complet M8, où le coefficient associé à l'illiquidité reste très proche de celui observé dans la spécification M7.

L'introduction de l'illiquidité s'accompagne également d'une forte diminution du coefficient de persistance β_1 . Dans les modèles sans variable de liquidité, la persistance estimée demeure très élevée, proche de 0.96. En revanche, dès que l'illiquidité est introduite dans l'équation de variance, β_1 diminue nettement. Ce résultat suggère que le proxy d'illiquidité capte une part importante de la dynamique persistante de la volatilité du Bitcoin, auparavant absorbée par la composante autorégressive de la variance conditionnelle.

L'introduction de l'EPU met également en évidence un rôle significatif de l'environnement macroéconomique dans la dynamique de volatilité du Bitcoin. Le coefficient positif et significatif associé à cette variable suggère qu'une hausse de l'incertitude économique est associée à une augmentation de la volatilité conditionnelle du Bitcoin.

Par ailleurs, les critères d'information s'améliorent fortement dès l'introduction de l'illiquidité dans les spécifications M3, M5, M6 et M7. Le modèle complet M8 présente une légère amélioration supplémentaire du critère AIC après introduction de l'EPU, tandis que le BIC augmente très légèrement par rapport à M7. Cette différence suggère que l'EPU apporte une information complémentaire pertinente, mais que le gain d'ajustement associé à cette variable demeure relativement limité au regard de la pénalisation supplémentaire imposée par le BIC.

Le choix de retenir M8 comme spécification principale repose donc sur une logique économétrique plutôt que sur une minimisation mécanique d'un seul critère d'information. L'intégration de l'EPU vise à limiter un possible biais de variable omise lié à l'environnement macroéconomique et informationnel. Les corrélations relativement faibles entre l'EPU et les variables ETF ou BlackRock suggèrent de plus que cette variable apporte une information complémentaire plutôt qu'un simple effet redondant.

Ces résultats suggèrent donc que les variations de volatilité observées sur la période étudiée semblent davantage liées aux conditions de liquidité et à l'environnement macro-informationnel qu'à une rupture directement associée à la date officielle d'approbation des ETF spot Bitcoin. Les tests de robustesse présentés dans la section suivante permettent d'examiner plus précisément la sensibilité de ces résultats au choix de la date événementielle et de la fenêtre d'estimation.

6.3 Robustesses et sensibilité des résultats

Afin d'évaluer la stabilité des résultats obtenus dans le modèle principal, plusieurs spécifications alternatives sont estimées à partir du modèle de référence M8. Ces tests de robustesse visent à examiner la sensibilité des résultats au choix de la date événementielle retenue, à la présence d'événements concurrents ainsi qu'à la fenêtre temporelle d'estimation.

Les tests de robustesse portent sur quatre modifications principales de la spécification initiale : le remplacement de la date d'approbation officielle des ETF par la date du dépôt du dossier BlackRock, l'exclusion d'une fenêtre de 30 jours autour du halving, l'ajout d'un contrôle lié à l'élection présidentielle américaine de 2024 et l'extension de l'échantillon à la période 2019–2025.

TABLE 10 – Tests de robustesse du modèle EGARCH(1,1)-GED avec contrôle EPU

	Principal	BlackRock	Excl. halving	Election US	2019–2025
μ	0.0166 (0.5344)	0.0217 (0.4055)	0.0164 (0.5422)	0.0207 (0.2727)	0.0145 (0.5965)
ω	1.0722*** (<0.001)	1.1796*** (<0.001)	1.0625*** (<0.001)	1.0572*** (<0.001)	1.3299*** (<0.001)
α_1	-0.0423 (0.1139)	-0.0463* (0.0830)	-0.0409 (0.1348)	-0.0432* (0.0900)	-0.0459* (0.0518)
β_1	0.0808*** (<0.001)	0.0892*** (<0.001)	0.0826*** (<0.001)	0.0852*** (<0.001)	0.0269** (0.0308)
γ_1	0.6764*** (<0.001)	0.6779*** (<0.001)	0.6851*** (<0.001)	0.6662*** (<0.001)	0.6674*** (<0.001)
ETF	0.2272 (0.1527)	– –	0.1677 (0.3786)	0.1891 (0.2252)	0.3387** (0.0417)
BlackRock	– –	-0.7169*** (<0.001)	– –	– –	– –
Halving	0.1587 (0.3494)	1.0066*** (<0.001)	0.2567 (0.2008)	-0.2506 (0.1692)	0.0100 (0.9550)
Election US	– –	– –	– –	0.6798*** (<0.001)	– –
Illiquidité standardisée	1.9399*** (<0.001)	1.9410*** (<0.001)	1.9548*** (<0.001)	1.9606*** (<0.001)	2.6116*** (<0.001)
EPU	0.0752** (0.0234)	0.0350 (0.2910)	0.0655* (0.0543)	0.0072 (0.8416)	0.1047*** (<0.001)
Shape	2.3834*** (<0.001)	2.3731*** (<0.001)	2.3628*** (<0.001)	2.4605*** (<0.001)	2.3166*** (<0.001)
Observations	2192	2192	2131	2192	2557
Log-vraisemblance	-4537.683	-4514.802	-4406.828	-4526.872	-5502.178
AIC	4.1493	4.1285	4.1453	4.1404	4.3114
BIC	4.1753	4.1544	4.1719	4.1690	4.3343

Note : Les p-values sont reportées entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. L'illiquidité et l'EPU sont introduites sous forme standardisée. La colonne *BlackRock* remplace la date d'approbation des ETF par celle du dépôt BlackRock. La colonne *Excl. halving* exclut une fenêtre de 30 jours autour du halving de 2024. La colonne *Election US* ajoute un contrôle lié à l'élection présidentielle américaine de 2024. La colonne *2019–2025* étend la fenêtre d'estimation à partir de 2019.

6.3.1 Interprétation des tests de robustesse

Les tests de robustesse confirment la stabilité du rôle joué par l'illiquidité, tout en soulignant la sensibilité des variables événementielles au choix de la date retenue, de la fenêtre d'estimation et des événements concurrents intégrés au modèle. L'EPU est maintenu dans l'ensemble des spécifications comme variable de contrôle macro-informationnelle afin de limiter un possible biais de variable omise lié à l'environnement économique et au sentiment de marché.

Premièrement, la variable associée à l'approbation officielle des ETF spot Bitcoin ne ressort pas comme un déterminant robuste de la volatilité conditionnelle. Elle demeure non significative dans le modèle principal, dans la spécification excluant la fenêtre autour du halving et dans le modèle intégrant l'élection américaine de 2024. Elle devient significative uniquement lorsque l'échantillon est étendu à la période 2019–2025. Cette sensibilité à la fenêtre temporelle invite à interpréter prudemment l'effet associé à la date d'approbation officielle des ETF.

Deuxièmement, le remplacement de la date d'approbation par le dépôt du dossier BlackRock conduit à un coefficient négatif et fortement significatif. Cette spécification présente également les critères AIC et BIC les plus faibles parmi les modèles estimés. Ce coefficient négatif indique que la volatilité conditionnelle du Bitcoin apparaît structurellement plus basse à partir de mi-2023, ce qui peut être interprété comme le signe d'une normalisation progressive du marché associée à l'entrée d'un acteur institutionnel crédible, plutôt que comme une amplification des fluctuations.

Dans cette perspective, le dépôt du dossier BlackRock peut être interprété comme un signal de légitimation institutionnelle du Bitcoin, susceptible d'avoir modifié progressivement la perception du marché auprès des investisseurs et des intermédiaires financiers. L'effet observé semble ainsi davantage refléter un processus d'institutionnalisation progressive du marché qu'un simple phénomène d'anticipation informationnelle au sens traditionnel du terme. L'approbation réglementaire officielle pourrait dès lors apparaître comme l'officialisation d'une dynamique déjà engagée à partir de mi-2023, plutôt que comme une rupture totalement nouvelle pour le marché.

Une analyse complémentaire de sensibilité autour de la date BlackRock confirme cette lecture. Des variables indicatrices alternatives ont été construites autour du 15 juin 2023, en faisant débuter la période BlackRock 30 jours avant, 10 jours avant, le jour même, 10 jours après et 30 jours après le dépôt officiel. Le coefficient associé à cette variable décroît de manière monotone à mesure que la date de départ est retardée, passant de -0.817 lorsque la fenêtre débute 30 jours avant le dépôt à -0.612 lorsqu'elle débute 30 jours après. Les résultats détaillés de cette analyse de sensibilité sont présentés en annexe.

Ce profil décroissant semble cohérent avec une intégration progressive de l'information par le marché, dont l'effet sur la volatilité semble maximal autour de la période précédant immédiatement l'annonce officielle avant de s'atténuer graduellement. Dans l'ensemble des spécifications, le coefficient associé à cette variable demeure négatif et fortement significatif.

Les critères d'information sont toutefois les plus favorables lorsque la variable indicatrice débute 30 jours avant le dépôt officiel. Ce résultat ne doit pas être interprété comme la preuve d'une anticipation parfaitement informée du marché avant l'annonce. Il suggère plutôt que le dépôt BlackRock s'inscrit dans une phase plus large de réévaluation progressive du Bitcoin par les investisseurs, déjà amorcée autour de mi-2023.

Ces résultats suggèrent que le signal réellement pertinent pour le marché n'est pas nécessairement la date réglementaire officielle elle-même, mais plutôt le moment où un acteur institutionnel crédible signale publiquement son intention d'entrer sur le marché du Bitcoin.

Troisièmement, l'illiquidité demeure positive et fortement significative dans l'ensemble des spécifications. Ce résultat constitue l'élément le plus robuste de l'analyse empirique. Il indique que les conditions de liquidité jouent un rôle central dans la dynamique de volatilité conditionnelle du Bitcoin, indépendamment des variantes retenues et du contrôle de l'incertitude économique.

Quatrièmement, l'élection américaine de 2024 ressort comme significative dans la spécification correspondante, tandis que le halving devient non significatif dans ce même modèle. Ce résultat renforce l'idée que les variables événementielles doivent être interprétées comme des indicateurs de périodes ou de régimes de marché plutôt que comme des effets causaux isolés.

Enfin, l'extension de l'échantillon à la période 2019–2025 modifie partiellement certains résultats associés aux variables événementielles. Dans cette spécification, la variable ETF devient significative au seuil de 5 %, tandis que le halving perd sa significativité.

L'année 2019 correspond à une phase de reprise consécutive au bear market de 2018, caractérisée par des volumes structurellement plus faibles, une présence institutionnelle encore limitée et un régime de volatilité sensiblement différent de celui observé sur la période 2020–2025. L'introduction de cette période dans l'échantillon conduit donc à comparer des régimes de marché plus contrastés, ce qui peut mécaniquement renforcer l'identification statistique d'un changement de régime autour de la période ETF.

Dans cette perspective, la significativité observée pourrait refléter en partie la transition entre deux phases structurellement différentes du marché du Bitcoin, plutôt qu'un effet propre directement attribuable à l'approbation des ETF spot Bitcoin.

Par ailleurs, les critères d'information associés à cette spécification (AIC : 4.311 ; BIC : 4.334) demeurent nettement supérieurs à ceux du modèle principal estimé sur la période 2020–2025 (AIC : 4.149 ; BIC : 4.175). L'extension de la fenêtre temporelle dégrade nettement l'ajustement global du modèle, malgré la significativité retrouvée de la variable ETF.

Ces éléments confortent le choix de retenir la période 2020–2025 comme fenêtre d'estimation principale, tout en soulignant que les effets associés aux variables événementielles restent sensibles à la structure temporelle de l'échantillon et au régime de marché retenu comme référence.

Dans l'ensemble, ces tests de robustesse renforcent l'interprétation prudente retenue dans ce mémoire. La volatilité du Bitcoin ne semble pas pouvoir être attribuée à un effet direct et isolé de l'approbation officielle des ETF spot. Elle se révèle davantage liée à une combinaison de facteurs : conditions de liquidité, environnement macro-informationnel, événements concurrents et institutionnalisation progressive du Bitcoin.

6.4 Analyses descriptives complémentaires autour des ETF spot Bitcoin

6.4.1 Flux ETF et activité du marché

Cette sous-section propose une analyse descriptive complémentaire des flux nets associés aux ETF spot Bitcoin après leur lancement. L'objectif n'est pas d'identifier un effet causal des flux ETF sur la volatilité du Bitcoin, ni d'intégrer directement ces flux dans le modèle EGARCH principal, mais plutôt d'examiner si les journées caractérisées par des flux ETF importants correspondent également à des journées de marché plus actives, plus volatiles ou plus illiquides.

L'intégration directe des flux ETF dans le modèle EGARCH principal n'a pas été retenue. Les données de flux ne sont disponibles qu'à partir du lancement effectif des ETF spot Bitcoin en janvier 2024, ce qui réduirait fortement la taille de l'échantillon utilisé pour l'estimation des modèles de volatilité conditionnelle. Or, les modèles GARCH nécessitent généralement des séries temporelles relativement longues afin d'estimer correctement la dynamique persistante de la variance conditionnelle.

De même, la période post-lancement des ETF correspond également à une phase particulière du marché du Bitcoin, marquée par le halving de 2024, le retour des flux vers les crypto-actifs tout comme une transformation plus large du régime de marché. Dans ce contexte, l'introduction directe des flux ETF dans l'équation de variance risquerait de capter simultanément plusieurs dynamiques fortement imbriquées.

Les flux ETF sont donc mobilisés ici dans une perspective descriptive complémentaire visant principalement à examiner leur association avec l'activité de marché, les volumes échangés et les conditions de liquidité, sans interprétation causale directe.

Analyse des flux des ETF Bitcoin

Les flux nets journaliers agrégés des ETF spot Bitcoin sont exprimés en millions de dollars américains. Une valeur positive correspond à une entrée nette de capitaux dans les ETF, tandis qu'une valeur négative correspond à une sortie nette.

Les flux cumulés sont calculés comme la somme des flux nets journaliers depuis le lancement des ETF. Ils permettent de suivre la dynamique agrégée des souscriptions nettes au cours du temps.

Enfin, un indicateur simple d'absorption des flux ETF est construit afin de rapporter la taille absolue des flux ETF au volume quotidien du Bitcoin :

$$Absorption_t = \frac{|NetFlowsETF_t| \times 10^6}{VolumeBTC_t}.$$

Les flux ETF étant exprimés en millions de dollars, ils sont multipliés par 10^6 afin d'être comparés au volume du Bitcoin exprimé en dollars. Cet indicateur ne constitue pas une mesure de profondeur de marché au sens microstructurel. Il vise plutôt à approcher l'importance relative des flux ETF par rapport à l'activité quotidienne du marché du Bitcoin.

Statistiques descriptives des flux ETF

L'échantillon post-lancement comprend 511 observations, du 11 janvier 2024 au 31 décembre 2025. Les flux nets journaliers des ETF spot Bitcoin présentent une forte variabilité, avec des épisodes importants d'entrées et de sorties nettes de capitaux. Les flux cumulés atteignent environ 56.6 milliards de dollars à la fin de l'échantillon, ce qui suggère que les ETF spot Bitcoin ont constitué un canal important d'exposition au Bitcoin depuis leur lancement. Cette dynamique est cohérente avec l'idée d'une institutionnalisation progressive de l'exposition au Bitcoin à travers des véhicules réglementés intégrés aux infrastructures financières traditionnelles.

Le ratio d’absorption reste relativement limité en moyenne par rapport au volume quotidien du marché du Bitcoin. Les flux ETF représentent donc généralement une fraction modérée de l’activité globale du marché, même si certaines journées de flux extrêmes peuvent temporairement accroître leur importance relative.

TABLE 11 – Statistiques descriptives des flux ETF spot Bitcoin

Statistique	Valeur
Nombre d’observations	511
Flux moyen journalier	110.75 M\$
Flux médian journalier	62.20 M\$
Écart-type des flux	340.15 M\$
Minimum	-1 113.70 M\$
Maximum	1 373.80 M\$
Flux cumulés finaux	56 594.20 M\$
Absorption moyenne	0.674 %
Absorption médiane	0.479 %
Absorption maximale	4.878 %

Évolution des flux journaliers et cumulés

La figure 7 présente les flux nets journaliers agrégés des ETF spot Bitcoin. Elle met en évidence une alternance entre journées d’entrées nettes et journées de sorties nettes, avec plusieurs épisodes de forte amplitude. Les flux ETF apparaissent fortement variables au cours de la période post-lancement, avec plusieurs épisodes d’entrées et de sorties nettes importantes.

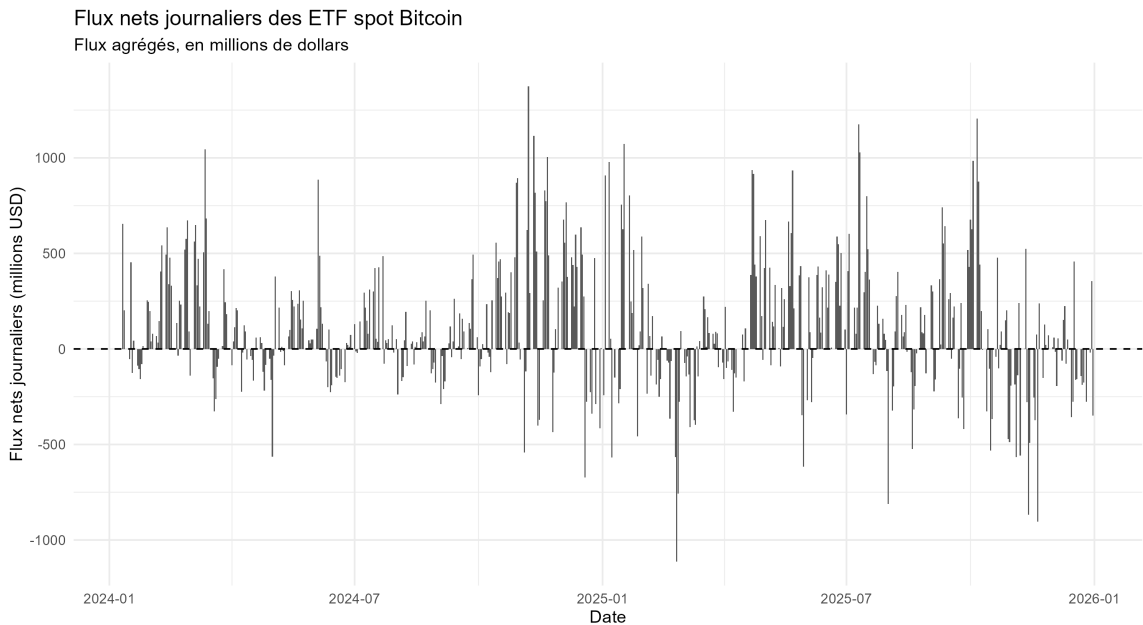


FIGURE 7 – Flux nets journaliers agrégés des ETF spot Bitcoin

La figure 8 présente les flux cumulés. Malgré la volatilité des flux journaliers, la trajectoire cumulée reste positive sur l’ensemble de la période étudiée. Cette dynamique suggère que les ETF spot Bitcoin ont constitué un canal net d’entrée de capitaux vers le Bitcoin, même si cette évolution n’a pas été linéaire.

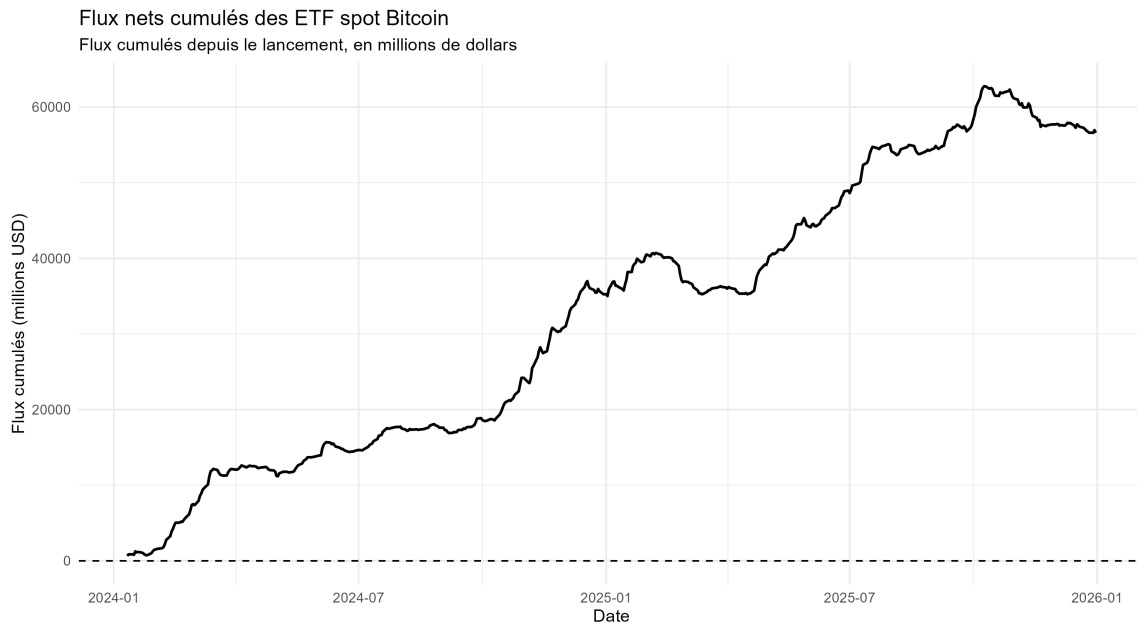


FIGURE 8 – Flux nets cumulés des ETF spot Bitcoin

Flux ETF et activité du marché du Bitcoin

Afin d'examiner la relation entre les flux ETF et l'activité du marché du Bitcoin, les journées post-lancement sont regroupées en trois catégories à partir des terciles des flux nets journaliers : forts outflows, journées normales et forts inflows.

Les résultats sont présentés dans le tableau 12. Les journées de forts inflows et de forts outflows sont associées à des volumes moyens plus élevés que les journées normales. Le volume moyen atteint 49.6 milliards de dollars lors des journées de forts inflows, 45.7 milliards lors des journées de forts outflows, contre 38.1 milliards lors des journées normales. Cette différence suggère que les épisodes de flux ETF importants coïncident avec des phases d'activité plus intense sur le marché du Bitcoin.

TABLE 12 – Comparaison des journées selon l'intensité des flux ETF

Groupe	<i>N</i>	Flux moyen	Volume BTC moyen	Rendement absolu	Absorption moyenne
Fort outflow	171	-221.0 M\$	45.7 Md\$	0.0228	0.642 %
Normal	169	72.3 M\$	38.1 Md\$	0.0192	0.609 %
Fort inflow	171	481.0 M\$	49.6 Md\$	0.0220	0.634 %

Les rendements absolus moyens sont également légèrement plus élevés lors des journées de flux extrêmes, qu'il s'agisse d'entrées ou de sorties. En revanche, les différences d'illiquidité moyenne restent très faibles entre les groupes. Cela suggère que les journées de flux ETF importants correspondent davantage à des épisodes d'intensification de l'activité de marché qu'à des modifications structurelles de la liquidité.

Tests descriptifs de comparaison entre groupes

Le tableau 13 présente les tests de Kruskal–Wallis réalisés sur les trois groupes de flux. Ces tests restent descriptifs : ils permettent de comparer les distributions entre groupes, sans établir de relation causale. Le volume du Bitcoin et le proxy d’illiquidité sont introduits sous forme logarithmique afin de limiter l’influence des observations extrêmes et de réduire l’asymétrie des distributions.

TABLE 13 – Tests descriptifs de comparaison entre groupes de flux ETF

Variable testée	Statistique de Kruskal–Wallis	p-value
Log-volume BTC	14.718	<0.001
Log-illiquidité	0.463	0.7934
Rendement absolu	4.671	0.0967
Absorption des flux ETF	250.856	<0.001

Les tests confirment que les groupes de flux se distinguent significativement par le volume de marché et par le ratio d’absorption des flux ETF. À l’inverse, les différences ne sont pas significatives pour le proxy d’illiquidité. Les rendements absolus présentent une différence seulement marginale au seuil de 10 %.

Cette lecture est cohérente avec les corrélations simples. Les flux ETF absolus sont positivement corrélés au volume du Bitcoin, avec une corrélation de 0.3092. Leur corrélation avec l’illiquidité est très faible, à -0.0255. Le ratio d’absorption est davantage corrélé à l’illiquidité, avec une corrélation de 0.3057, ce qui s’explique en partie par le fait que cet indicateur rapporte les flux ETF au volume de marché.

6.4.2 L'évolution de l'illiquidité du Bitcoin

Cette section propose une analyse descriptive complémentaire de l'évolution de l'illiquidité du marché du Bitcoin autour des principaux événements liés aux ETF spot Bitcoin. L'objectif n'est pas d'identifier un effet causal direct des ETF sur la liquidité du marché, mais d'examiner si les conditions de liquidité semblent évoluer au cours de la période marquée par le dépôt du dossier BlackRock en juin 2023 puis par l'approbation officielle des ETF spot Bitcoin en janvier 2024.

L'analyse repose sur un proxy d'illiquidité inspiré du ratio d'Amihud, présenté précédemment. Afin de limiter le bruit des données journalières, le ratio est agrégé à fréquence hebdomadaire et mensuelle. Les évolutions de moyenne, de moyenne mobile et de distribution sont ensuite comparées entre différentes périodes du marché.

Évolution hebdomadaire de l'illiquidité

La figure 9 présente l'évolution hebdomadaire moyenne de l'illiquidité du Bitcoin ainsi qu'une moyenne mobile sur huit semaines.

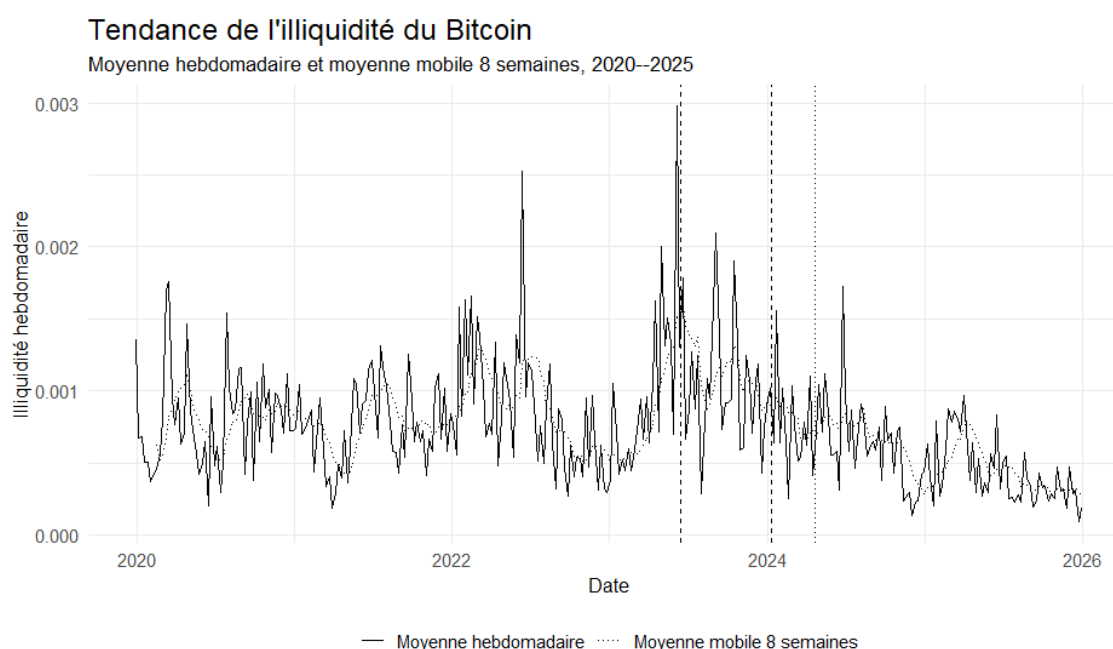


FIGURE 9 – Tendance hebdomadaire de l'illiquidité du Bitcoin

L'analyse hebdomadaire met en évidence une forte volatilité des conditions de liquidité avant l'approbation des ETF spot Bitcoin. La période comprise entre le dépôt du dossier BlackRock et janvier 2024 apparaît marquée par plusieurs épisodes de forte illiquidité et par une dispersion importante des observations.

À partir de 2024, la moyenne mobile sur huit semaines devient progressivement décroissante. Cette évolution suggère une amélioration graduelle des conditions de liquidité du marché du Bitcoin au cours de la période postérieure à l'introduction des ETF spot Bitcoin.

Évolution mensuelle et tendance de long terme

La figure 10 présente l'évolution mensuelle de l'illiquidité ainsi qu'une moyenne mobile sur trois mois.

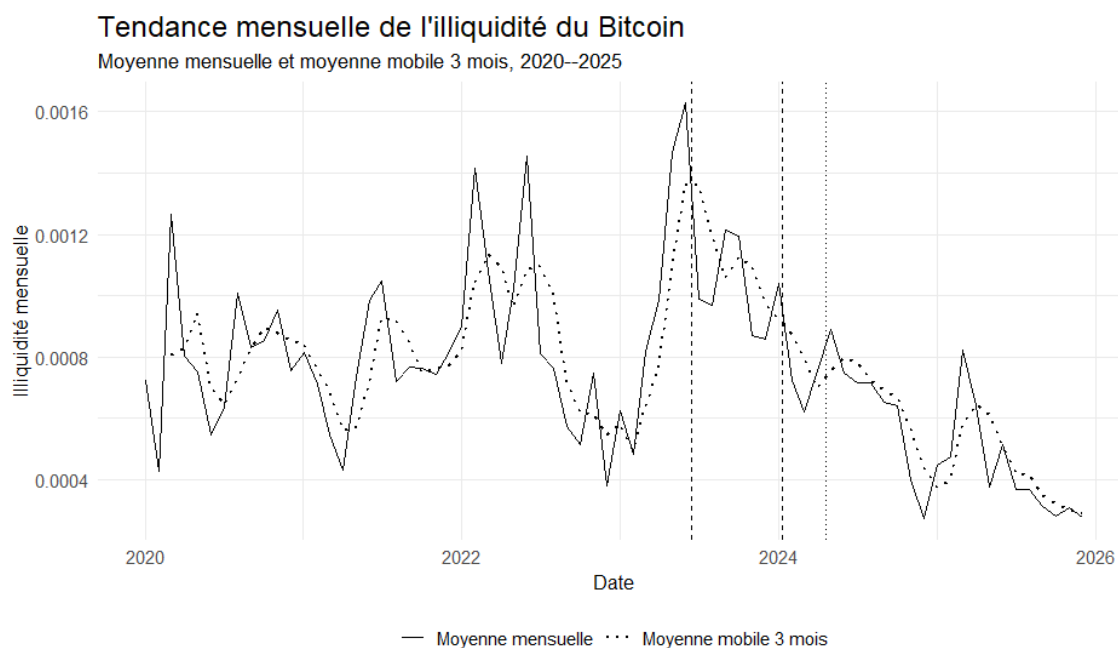


FIGURE 10 – Tendance mensuelle de l'illiquidité du Bitcoin

Les résultats mensuels confirment les observations obtenues à fréquence hebdomadaire. L'année 2023 ressort comme une phase de transition relativement instable, caractérisée par des niveaux d'illiquidité élevés et fluctuants.

D'un autre côté, la période postérieure à janvier 2024 présente une baisse progressive et relativement persistante de l'illiquidité moyenne. La moyenne mobile sur trois mois met clairement en évidence cette tendance de normalisation des conditions de marché.

Cette tendance peut refléter une institutionnalisation progressive du marché du Bitcoin et d'une amélioration graduelle de sa profondeur de marché.

6.4.3 Lecture d'ensemble

Dans l'ensemble, les analyses descriptives menées autour des flux ETF et de l'évolution de l'illiquidité du Bitcoin convergent vers une lecture cohérente. Les ETF spot Bitcoin apparaissent non seulement comme un événement réglementaire majeur, mais également comme un nouveau canal d'exposition au Bitcoin ayant contribué à renforcer l'activité du marché.

Les flux cumulés fortement positifs observés depuis janvier 2024 confirment que ces produits ont constitué un vecteur net d'entrée de capitaux vers le Bitcoin. Les journées caractérisées par des flux ETF importants coïncident généralement avec des volumes de marché plus élevés et une activité de trading plus intense. En revanche, les analyses descriptives ne mettent pas en évidence de modification structurelle immédiate de l'illiquidité lors des journées de flux extrêmes.

L'analyse de l'évolution temporelle du ratio d'illiquidité suggère néanmoins une amélioration progressive des conditions de liquidité du marché du Bitcoin à partir de 2024. Les tendances hebdomadaires et mensuelles indiquent une diminution graduelle de l'illiquidité moyenne de même qu'une réduction relative de certains épisodes extrêmes observés durant les années précédentes.

Ces résultats demeurent descriptifs et ne permettent pas d'attribuer causalement cette transformation aux seuls ETF spot Bitcoin. D'autres facteurs concomitants, tels que le cycle de marché, le halving de 2024 ou l'évolution plus générale de l'environnement macrofinancier, ont également pu influencer les conditions de liquidité observées sur la période étudiée.

L'ensemble de ces éléments reste toutefois cohérent avec l'idée d'une intégration progressive du Bitcoin dans des infrastructures financières plus institutionnalisées. Cette lecture rejoint les résultats économétriques du modèle EGARCH, dans lesquels l'illiquidité ressort comme un déterminant positif et robuste de la volatilité conditionnelle du Bitcoin.

7 Discussion

7.1 Interprétation générale des résultats

L'analyse empirique met principalement en évidence le rôle central des conditions de liquidité dans la dynamique de volatilité du Bitcoin sur la période étudiée. Dans l'ensemble des spécifications estimées, le proxy d'illiquidité demeure positif et fortement significatif, y compris dans les tests de robustesse. L'introduction de cette variable améliore également sensiblement les critères d'information des modèles, ce qui suggère qu'une part importante de la volatilité du Bitcoin est davantage liée aux conditions de liquidité du marché qu'à un événement réglementaire isolé.

Ce résultat rejoint l'intuition économique sous-jacente au ratio d'Amihud : lorsque les variations de prix deviennent importantes relativement au volume échangé, le marché est perçu comme plus sensible aux déséquilibres d'offre et de demande. Dans le cas du Bitcoin, cette fragilité peut être renforcée par la fragmentation du marché, la présence d'investisseurs spéculatifs et la rapidité des changements de régime observés sur les marchés crypto-actifs.

À l'inverse, l'approbation officielle des ETF spot Bitcoin ne ressort pas comme un déterminant robuste de la volatilité conditionnelle. La variable post-ETF perd généralement sa significativité dans les spécifications complètes intégrant les contrôles de liquidité et les autres événements de marché. Ce résultat suggère que la date réglementaire du 10 janvier 2024 ne constitue pas, à elle seule, une rupture clairement identifiable dans la dynamique de volatilité du Bitcoin.

Les résultats obtenus avec la variable BlackRock diffèrent sensiblement de ceux fondés sur la date d'approbation officielle des ETF. Lorsque la date du dépôt du dossier BlackRock est utilisée à la place de la date d'approbation officielle, le coefficient associé devient significatif et améliore les critères d'ajustement du modèle. Une interprétation possible est que le dépôt du dossier BlackRock ait constitué un signal crédible de légitimation institutionnelle du Bitcoin, susceptible d'avoir modifié progressivement la perception du marché auprès des investisseurs et des intermédiaires financiers.

Une analyse de sensibilité relative à cette date, présentée en annexe, confirme et précise cette lecture. Le coefficient associé à la variable BlackRock décroît de manière monotone à mesure que la date de départ est retardée, passant de -0.817 lorsque la fenêtre débute 30 jours avant le dépôt à -0.612 lorsqu'elle débute 30 jours après. Ce profil suggère que l'effet de normalisation de la volatilité est maximal autour de la période précédant l'annonce officielle et s'atténue ensuite graduellement, ce qui corrobore davantage avec un processus d'intégration progressive de l'information qu'avec un choc ponctuel concentré sur une date unique.

L'effet observé semble dépasser un simple phénomène d'anticipation. Il pourrait également refléter le début d'un rapprochement plus marqué entre le marché du Bitcoin et les infrastructures financières traditionnelles. Les analyses descriptives relatives aux flux ETF et à l'illiquidité vont dans le même sens. Les flux cumulés enregistrés après le lancement des ETF témoignent de l'arrivée de nouveaux capitaux sur le marché, tandis que les mesures d'illiquidité suggèrent une amélioration graduelle des conditions de liquidité à partir de 2024. Cette évolution apparaît toutefois progressive et ne révèle pas de rupture nette à la date d'approbation officielle des ETF.

Ces résultats suggèrent ainsi que les ETF spot Bitcoin ont davantage accompagné une transformation progressive de l'environnement de marché qu'ils n'ont provoqué une rupture immédiate de la volatilité.

Cette interprétation doit néanmoins rester prudente. La période ouverte à partir de mi-2023 correspond également à une phase plus large de transformation du marché du Bitcoin, marquée par une amélioration du sentiment des investisseurs, un retour progressif des flux vers les crypto-actifs et des anticipations plus favorables concernant l'intégration institutionnelle du Bitcoin. La variable BlackRock peut donc difficilement être interprétée comme la mesure d'un effet causal pur.

Les résultats confirment également l'existence d'une dynamique asymétrique de volatilité, dont l'inter-

prétation mérite d'être précisée. Le paramètre γ_1 demeure positif et fortement significatif dans l'ensemble des spécifications retenues, ce qui soutient l'utilisation d'une spécification EGARCH pour modéliser les rendements du Bitcoin. Ce résultat suggère que les chocs positifs tendent à accroître davantage la volatilité conditionnelle du Bitcoin que les chocs négatifs d'amplitude similaire

Cette dynamique diffère partiellement des marchés actions traditionnels, dans lesquels les effets d'asymétrie sont souvent associés à un effet levier négatif. Dans le cas du Bitcoin, ce résultat peut refléter certaines spécificités comportementales et microstructurelles du marché des crypto-actifs.

Les phases de hausse du Bitcoin s'accompagnent fréquemment d'une intensification des comportements spéculatifs, d'un afflux de nouveaux investisseurs mais aussi d'une augmentation rapide de l'activité sur les marchés dérivés. Les épisodes de forte appréciation du prix peuvent générer des dynamiques de type *FOMO* (Fear Of Missing Out), susceptibles d'alimenter une volatilité supplémentaire plutôt que de la réduire.

Par ailleurs, l'introduction d'un contrôle d'incertitude macro-financière via l'Economic Policy Uncertainty Index conduit à un coefficient positif et significatif. Ce résultat suggère qu'une hausse de l'incertitude économique et politique américaine peut contribuer à renforcer la volatilité conditionnelle du Bitcoin. Le Bitcoin reste donc sensible à l'environnement macro-financier global, ce qui complique son positionnement comme actif de diversification.

7.2 ETF spot Bitcoin, intégration progressive du marché et difficulté d'identification

L'un des principaux enseignements du mémoire concerne la difficulté d'isoler un effet propre attribuable exclusivement aux ETF spot Bitcoin. La période étudiée concentre plusieurs événements majeurs : dépôt du dossier BlackRock en juin 2023, approbation réglementaire des ETF en janvier 2024, lancement effectif des produits, halving d'avril 2024 et élection présidentielle américaine de novembre 2024. Ces événements ne constituent pas des chocs indépendants et s'inscrivent davantage dans une séquence globale de transformation du marché du Bitcoin.

Cette difficulté se manifeste directement dans les modèles progressifs de même que dans les tests de robustesse. Les variables associées aux ETF et au halving changent parfois de significativité selon les variables de contrôle introduites, alors que le proxy d'illiquidité demeure stable dans toutes les spécifications. Ce contraste suggère qu'une partie de l'information captée par les variables événementielles peut être commune ou partiellement imbriquée.

La non-significativité de la variable post-ETF ne signifie pas nécessairement que les ETF n'ont exercé aucun effet sur le marché du Bitcoin. Elle suggère plutôt que les transformations associées aux ETF spot Bitcoin se sont matérialisées progressivement avant l'approbation réglementaire officielle.

Les résultats associés à la variable BlackRock apparaissent cohérents avec l'idée qu'une partie importante des anticipations liées aux ETF a pu être intégrée progressivement par le marché dès mi-2023. Dans cette perspective, l'approbation des ETF spot Bitcoin pourrait davantage apparaître comme l'officialisation d'une dynamique déjà engagée que comme une rupture totalement nouvelle pour le marché.

Cette lecture semble globalement cohérente avec une partie récente de la littérature, qui souligne que les effets des ETF spot Bitcoin semblent davantage se matérialiser via les anticipations de marché et les flux que sous la forme d'un choc instantané à la date réglementaire officielle.

L'analyse descriptive des flux ETF va également dans ce sens. Les flux cumulés observés après le lancement des ETF suggèrent que ces produits ont constitué un canal significatif d'entrée de capitaux vers une exposition Bitcoin. Les journées caractérisées par des flux ETF importants apparaissent principalement associées à une intensification de l'activité de marché et des volumes échangés, sans modification statistiquement significative du proxy d'illiquidité retenu dans ce mémoire.

Ces résultats suggèrent donc que l'identification économétrique d'un effet ETF dépend davantage du

choix de la fenêtre événementielle que de la spécification du modèle, ce qui constitue en soi un enseignement méthodologique pour les futures études d'événement sur les marchés de crypto-actifs.

Cette distinction ressort importante dans l'interprétation économique des résultats. Une augmentation durable des flux et de l'activité de marché ne se traduit pas nécessairement par une rupture immédiate dans la dynamique de volatilité conditionnelle. Les mécanismes de liquidité, de profondeur de marché et de participation institutionnelle peuvent évoluer de manière graduelle, ce qui complique l'identification économétrique d'un effet ponctuel associé à une seule date réglementaire.

7.3 Mise en perspective avec la littérature

Les résultats obtenus s'inscrivent dans une littérature qui ne met pas en évidence d'effet univoque des ETF sur les marchés sous-jacents. Dans les marchés financiers traditionnels, les ETF peuvent améliorer l'accessibilité et la négociabilité des actifs tout en renforçant certains mécanismes de transmission des chocs financiers. Leur impact dépend généralement de la structure du marché, de la profondeur de liquidité du sous-jacent mais également du comportement des investisseurs.

Dans le cas du Bitcoin, cette ambiguïté apparaît encore plus marquée. Le marché demeure fragmenté, négocié en continu et caractérisé par des épisodes de volatilité extrême. Les ETF spot Bitcoin constituent un canal d'accès plus institutionnalisé au marché, sans pour autant modifier fondamentalement les caractéristiques du sous-jacent.

Les estimations réalisées dans ce mémoire rejoignent globalement cette littérature nuancée. À l'image des résultats obtenus par Babalos, Bouri et Gupta (2024), les spécifications complètes ne mettent pas en évidence d'effet robuste et systématique des ETF spot Bitcoin sur la volatilité conditionnelle du Bitcoin. En revanche, les analyses descriptives relatives aux flux ETF et à l'évolution de l'illiquidité suggèrent une transformation plus progressive des conditions de marché à partir de 2023.

Ces résultats apparaissent cohérents avec les travaux récents soulignant l'intégration institutionnelle croissante du Bitcoin mais aussi d'une amélioration partielle de certaines dimensions de la liquidité après l'introduction des ETF spot. Les transformations observées semblent toutefois davantage correspondre à une évolution graduelle de l'environnement de marché qu'à une rupture immédiate de la dynamique de volatilité du Bitcoin.

7.4 Limites et portée des résultats

Les résultats doivent être interprétés avec prudence. Le mémoire ne permet pas d'identifier une relation causale stricte entre l'introduction des ETF spot Bitcoin et la volatilité du Bitcoin. Plusieurs facteurs peuvent interagir simultanément sur la période étudiée : cycle de marché, halving, conditions macro-financières, évolution du sentiment des investisseurs ou encore transformation progressive du cadre institutionnel entourant le marché des crypto-actifs.

De plus, les diagnostics résiduels indiquent que les spécifications estimées ne capturent pas entièrement toute la dynamique conditionnelle des rendements du Bitcoin. Malgré l'utilisation d'une spécification asymétrique EGARCH avec innovations GED, une dépendance résiduelle demeure présente dans les résidus standardisés au carré.

Afin d'évaluer cette limite, des spécifications EGARCH d'ordre supérieur, notamment EGARCH(1,2), EGARCH(2,1) et EGARCH(2,2), ont également été estimées en conservant les mêmes variables exogènes que le modèle principal. Ces modèles, présentés en annexes, améliorent certains critères d'information, en particulier l'AIC et le BIC pour les spécifications EGARCH(2,1) et EGARCH(2,2). Les tests appliqués aux résidus standardisés au carré ainsi que les tests ARCH-LM demeurent significatifs, ce qui indique que l'augmentation de l'ordre du modèle ne suffit pas à éliminer entièrement la dépendance conditionnelle résiduelle.

Ces résultats montrent que les dynamiques de volatilité du Bitcoin peuvent être plus complexes que celles capturées par une structure EGARCH standard, même enrichie par des ordres supplémentaires. Ils rappellent la nécessité d'interpréter les coefficients estimés comme des associations conditionnelles dans le cadre d'une spécification donnée, plutôt que comme des effets structurels parfaitement identifiés. Dans une logique de parcimonie et de comparabilité avec la littérature, le modèle EGARCH(1,1)-GED reste retenu comme spécification principale, tout en reconnaissant cette limite économétrique.

Certaines dynamiques non linéaires ou certains changements de régime peuvent rester imparfaitement capturés par les modèles retenus. Des spécifications plus flexibles, telles que des modèles à changements de régime ou des structures GARCH d'ordre supérieur, pourraient être envisagées dans de futurs travaux afin d'approfondir l'analyse de la volatilité du Bitcoin.

Enfin, le proxy d'illiquidité retenu demeure volontairement simple. Bien qu'il permette de relier les variations de prix au volume échangé, il ne remplace pas des mesures microstructurelles plus fines, telles que les bid-ask spread, la profondeur du carnet d'ordres ou certaines mesures d'impact-prix.

La robustesse des résultats associés à l'illiquidité a néanmoins été vérifiée à partir de deux constructions alternatives du proxy d'Amihud : une version logarithmique, destinée à réduire l'influence des observations extrêmes et une version calculée à partir d'un volume médian glissant sur 30 jours afin de limiter l'effet des journées de volume atypique. Les résultats détaillés de ces tests de robustesse sont présentés en annexe.

Dans l'ensemble des spécifications alternatives, l'illiquidité demeure positive et fortement significative, tandis que la variable ETF reste non significative. Ces résultats renforcent donc la robustesse des conclusions principales du mémoire concernant le rôle des conditions de liquidité dans la dynamique de volatilité du Bitcoin.

D'un autre côté, la variable halving devient significative dans les deux spécifications alternatives. Ce résultat suggère qu'une partie de son effet peut être partiellement absorbée par le proxy d'illiquidité standard, possiblement en raison de dynamiques de marché spécifiques autour de cet événement. Cette sensibilité conduit à nuancer l'interprétation de la non-significativité du halving dans le modèle principal, sans remettre en cause les conclusions relatives aux ETF et aux conditions de liquidité.

Par ailleurs, l'incertitude macro-financière est approchée à travers l'Economic Policy Uncertainty Index américain. Bien que cet indicateur permette de capter une partie de l'environnement informationnel et réglementaire entourant les marchés financiers, il ne reflète pas nécessairement l'ensemble des sources d'incertitude susceptibles d'affecter un actif mondial et négocié en continu comme le Bitcoin. De futures recherches pourraient mobiliser des indicateurs alternatifs d'incertitude globale, tels qu'un indice EPU mondial ou le VIX, afin d'examiner plus finement la sensibilité du Bitcoin aux différents régimes d'incertitude macro-financière internationale.

Malgré ces limites, une hiérarchie relativement claire se dégage des résultats empiriques. L'effet associé à la date officielle d'approbation des ETF peut être considéré comme faible et non robuste. Les analyses descriptives complémentaires suggèrent davantage une évolution progressive de l'environnement de marché qu'une rupture immédiate liée à un événement unique. Toutefois, le lien entre illiquidité et volatilité conditionnelle constitue le résultat le plus robuste de l'analyse.

La contribution principale du mémoire réside dans une lecture prudente et intégrée des transformations récentes du marché du Bitcoin, en articulant l'analyse de la volatilité conditionnelle, les conditions de liquidité et les dynamiques d'intégration institutionnelle associées au développement des ETF spot Bitcoin.

8 Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif d'examiner dans quelle mesure les événements liés aux ETF spot Bitcoin aux États-Unis sont associés à une modification de la volatilité et des conditions de liquidité du marché du Bitcoin. À partir de modèles de volatilité conditionnelle estimés sur des données journalières couvrant la période 2020–2025, l'analyse cherchait plus précisément à distinguer un éventuel effet propre de l'approbation des ETF d'une dynamique plus progressive d'anticipation et de transformation du marché.

Les résultats obtenus ne mettent pas en évidence de rupture robuste de la volatilité conditionnelle à la date officielle d'approbation des ETF spot Bitcoin. La variable associée à cet événement perd généralement sa significativité dans les spécifications complètes intégrant les variables de contrôle et les conditions de liquidité. Ces résultats suggèrent que l'approbation réglementaire de janvier 2024 ne constitue pas, à elle seule, un choc clairement identifiable dans la dynamique de volatilité du Bitcoin.

À contrario, les estimations fondées sur la date du dépôt du dossier BlackRock conduisent à des résultats plus marqués, ce qui suggère que le marché a pu intégrer progressivement une partie de l'information liée aux ETF avant leur approbation officielle. Cette interprétation demeure néanmoins indissociable du contexte plus favorable observé sur le marché des crypto-actifs à partir de mi-2023.

Le résultat le plus robuste du mémoire concerne le rôle des conditions de liquidité. Dans l'ensemble des spécifications estimées, une hausse de l'illiquidité est systématiquement associée à une hausse de la volatilité conditionnelle du Bitcoin. Ce résultat suggère que les fragilités liées à la liquidité du marché demeurent un déterminant central de la dynamique de volatilité du Bitcoin, malgré l'intégration progressive de produits financiers plus institutionnalisés comme les ETF spot.

L'analyse descriptive complémentaire des flux ETF va dans le même sens. Les ETF spot Bitcoin semblent principalement associés à une intensification de l'activité de marché et des volumes échangés, davantage qu'à une transformation immédiate des conditions de liquidité retenues dans l'analyse. Les résultats suggèrent que les ETF spot Bitcoin s'inscrivent dans un processus plus large d'évolution du marché plutôt que dans une rupture identifiable à une date unique.

Dans l'ensemble, les résultats soulignent surtout la difficulté d'identifier un effet propre et isolé des ETF spot Bitcoin sur le marché du Bitcoin. La période étudiée concentre plusieurs événements simultanés, l'anticipation réglementaire, le halving de 2024, l'évolution des conditions macro-financières ainsi que différents changements de régime de marché, ce qui complique fortement l'identification économétrique. Les résultats doivent donc être interprétés comme des associations conditionnelles dans un contexte de marché particulièrement évolutif, plutôt que comme des relations causales strictement établies.

Le mémoire met principalement en évidence les transformations progressives du marché du Bitcoin en articulant les dynamiques de volatilité conditionnelle, les conditions de liquidité et l'intégration croissante aux infrastructures financières traditionnelles.

Plusieurs prolongements peuvent être envisagés. De futures recherches pourraient mobiliser des données intrajournalières, intégrer directement les flux ETF dans des modèles dynamiques de volatilité ou utiliser des mesures microstructurelles plus fines de liquidité, telles que les spreads bid-ask ou la profondeur du carnet d'ordres.

L'allongement de l'horizon post-ETF permettra également d'évaluer si les transformations observées se confirment à mesure que le marché des ETF spot Bitcoin continue de se développer.

L'analyse pourrait également être étendue à d'autres crypto-actifs susceptibles de faire l'objet d'ETF spot, afin d'évaluer dans quelle mesure les mécanismes observés pour le Bitcoin peuvent être généralisés à d'autres actifs numériques.

A Annexes

A.1 Comparaison des spécifications GARCH

```
1
2 # =====
3 # COMPARAISON DES SPECIFICATIONS GARCH
4 # EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), APARCH(1,1)
5 # Distribution commune : Student-t
6 # =====
7
8 library(readxl)
9 library(dplyr)
10 library(lubridate)
11 library(rugarch)
12 library(FinTS)
13 library(tseries)
14
15 # -----
16 # 1. Import des prix Bitcoin
17 # -----
18
19 btc_price <- read_excel("Eikon_Datas.xlsx") %>%
20   rename(
21     date = `Exchange Date`,
22     close = Close
23   ) %>%
24   mutate(
25     date = as.Date(date),
26     close = as.numeric(close)
27   ) %>%
28   filter(
29     date >= as.Date("2016-01-01"),
30     date <= as.Date("2025-12-31"),
31     !is.na(close),
32     close > 0
33   ) %>%
34   arrange(date) %>%
35   mutate(
36     r_log = log(close) - log(lag(close)),
37     r_log_pct = 100 * r_log
38   ) %>%
39   filter(
40     !is.na(r_log_pct),
41     is.finite(r_log_pct)
42   )
43
44 # -----
45 # 2. Echantillon principal : 2020-2025
46 # -----
47
48 data_main <- btc_price %>%
49   filter(
50     date >= as.Date("2020-01-01"),
51     date <= as.Date("2025-12-31")
52   )
53
54 cat("Nombre d'observations :", nrow(data_main), "\n")
55
56 # -----
57 # 3. Fonction d'estimation
58 # -----
59
60 run_garch_model <- function(model_type, model_name) {
61
62   spec <- ugarchspec(
63     variance.model = list(
64       model = model_type,
65       garchOrder = c(1, 1)
66     ),
67     mean.model = list(
68       armaOrder = c(0, 0),
69       include.mean = TRUE
70     ),
71     distribution.model = "std"
```

```

72 )
73
74 fit <- ugarchfit(
75   spec = spec,
76   data = data_main$r_log_pct,
77   solver = "hybrid"
78 )
79
80 resid_std <- residuals(fit, standardize = TRUE)
81 resid_std <- as.numeric(resid_std)
82 resid_std <- resid_std[is.finite(resid_std)]
83
84 lb_res <- Box.test(
85   resid_std,
86   lag = 20,
87   type = "Ljung-Box"
88 )
89
90 lb_sq <- Box.test(
91   resid_std^2,
92   lag = 20,
93   type = "Ljung-Box"
94 )
95
96 arch <- ArchTest(
97   resid_std,
98   lags = 12
99 )
100
101 jb <- jarque.bera.test(resid_std)
102
103 metrics <- data.frame(
104   Model = model_name,
105   Observations = nrow(data_main),
106   LogLik = likelihood(fit),
107   AIC = infocriteria(fit)[1],
108   BIC = infocriteria(fit)[2],
109   Convergence = fit@fit$convergence,
110   LB_res_pvalue = lb_res$p.value,
111   LB_sq_pvalue = lb_sq$p.value,
112   ARCH_LM_pvalue = arch$p.value,
113   Jarque_Bera_pvalue = jb$p.value
114 )
115
116 coefs <- data.frame(
117   Model = model_name,
118   Variable = rownames(fit@fit$matcoef),
119   Estimate = fit@fit$matcoef[, 1],
120   Std_Error = fit@fit$matcoef[, 2],
121   T_Value = fit@fit$matcoef[, 3],
122   P_Value = fit@fit$matcoef[, 4],
123   row.names = NULL
124 )
125
126 return(list(
127   fit = fit,
128   metrics = metrics,
129   coefs = coefs
130 ))
131 }
132
133 # -----
134 # 4. Estimation des trois modèles
135 # -----
136
137 egarch <- run_garch_model(
138   model_type = "eGARCH",
139   model_name = "EGARCH(1,1)"
140 )
141
142 gjr_garch <- run_garch_model(
143   model_type = "gjrGARCH",
144   model_name = "GJR-GARCH(1,1)"
145 )
146
147 aparch <- run_garch_model(
148   model_type = "apARCH",

```

```

149   model_name = "APARCH(1,1)"
150 )
151
152 # -----
153 # 5. Compilation des résultats
154 # -----
155
156 comparison_garch <- bind_rows(
157   egarch$metrics,
158   gjr_garch$metrics,
159   aparch$metrics
160 ) %>%
161   arrange(BIC)
162
163 coef_garch <- bind_rows(
164   egarch$coefs,
165   gjr_garch$coefs,
166   aparch$coefs
167 )
168
169 # -----
170 # 6. Affichage
171 # -----
172
173 cat("\n==== COMPARAISON DES SPECIFICATIONS GARCH =====\n")
174 print(comparison_garch)
175
176 cat("\n==== COEFFICIENTS DES MODELES =====\n")
177 print(coef_garch)
178
179 # -----
180 # 7. Export optionnel
181 # -----
182
183 write.csv(
184   comparison_garch,
185   "comparison_garch_models.csv",
186   row.names = FALSE
187 )
188
189 write.csv(
190   coef_garch,
191   "coefficients_garch_models.csv",
192   row.names = FALSE
193 )

```

Listing 1 – Comparaison des modèles EGARCH, GJR-GARCH et APARCH

A.2 Comparaison des distributions conditionnelles

```

1
2 # =====
3 # COMPARAISON DES DISTRIBUTIONS CONDITIONNELLES
4 # Modele : EGARCH(1,1)
5 # Variables exogenes : ETF + Halving + Illiquidite + EPU
6 # Distributions : normale, Student-t, GED, Student-t asymetrique
7 # =====
8
9 library(readxl)
10 library(dplyr)
11 library(lubridate)
12 library(rugarch)
13 library(FinTS)
14 library(tseries)
15
16 # -----
17 # 1. Dates clés
18 # -----
19
20 date_etf_approval <- as.Date("2024-01-10")
21 date_halving      <- as.Date("2024-04-20")
22
23 # -----
24 # 2. Import des prix Bitcoin

```

```

25 # -----
26
27 btc_price <- read_excel("Eikon_Datas.xlsx") %>%
28   rename(
29     date = `Exchange Date`,
30     close = Close
31   ) %>%
32   mutate(
33     date = as.Date(date),
34     close = as.numeric(close)
35   ) %>%
36   filter(
37     date >= as.Date("2016-01-01"),
38     date <= as.Date("2025-12-31"),
39     !is.na(close),
40     close > 0
41   ) %>%
42   arrange(date) %>%
43   mutate(
44     r_log = log(close) - log(lag(close)),
45     r_log_pct = 100 * r_log
46   )
47
48 # -----
49 # 3. Import du volume Bitcoin
50 # -----
51
52 btc_volume <- read_excel("btc_volume_2016_2025_clean.xlsx") %>%
53   mutate(
54     date = as.Date(date),
55     volume = as.numeric(volume),
56     volume_billion = volume / 1e9
57   ) %>%
58   filter(
59     date >= as.Date("2016-01-01"),
60     date <= as.Date("2025-12-31"),
61     !is.na(volume_billion),
62     volume_billion > 0
63   ) %>%
64   select(date, volume_billion)
65
66 # -----
67 # 4. Import EPU
68 # -----
69
70 epu <- read_excel("EPU_US_Daily_2016_2025.xlsx") %>%
71   rename(
72     date = Date,
73     EPU = EPU
74   ) %>%
75   mutate(
76     date = as.Date(date),
77     EPU = as.numeric(EPU)
78   ) %>%
79   filter(
80     date >= as.Date("2016-01-01"),
81     date <= as.Date("2025-12-31"),
82     !is.na(EPU),
83     EPU > 0
84   ) %>%
85   select(date, EPU)
86
87 # -----
88 # 5. Construction de la base principale
89 # -----
90
91 btc <- btc_price %>%
92   inner_join(btc_volume, by = "date") %>%
93   inner_join(epu, by = "date") %>%
94   mutate(
95     illiq = abs(r_log) / volume_billion,
96     log_EPU = log(EPU),
97
98     post_etf = ifelse(date >= date_etf_approval, 1, 0),
99     post_halving = ifelse(date >= date_halving, 1, 0)
100   ) %>%
101   filter(

```

```

102     !is.na(r_log_pct),
103     !is.na(illiq),
104     !is.na(log_EPU),
105     is.finite(r_log_pct),
106     is.finite(illiq),
107     is.finite(log_EPU)
108   )
109
110 data_main <- btc %>%
111   filter(
112     date >= as.Date("2020-01-01"),
113     date <= as.Date("2025-12-31")
114   ) %>%
115   mutate(
116     illiq_scaled = as.numeric(scale(illiq)),
117     epu_scaled = as.numeric(scale(log_EPU))
118   ) %>%
119   filter(
120     is.finite(illiq_scaled),
121     is.finite(epu_scaled)
122   )
123
124 cat("Nombre d'observations :", nrow(data_main), "\n")
125
126 # -----
127 # 6. Matrice des variables exogènes
128 # -----
129
130 vx <- as.matrix(
131   data_main[, c(
132     "post_etf",
133     "post_halving",
134     "illiq_scaled",
135     "epu_scaled"
136   )]
137 )
138
139 # -----
140 # 7. Fonction d'estimation par distribution
141 # -----
142
143 run_distribution_model <- function(distribution_name) {
144
145   spec <- ugarchspec(
146     variance.model = list(
147       model = "eGARCH",
148       garchOrder = c(1, 1),
149       external.regressors = vx
150     ),
151     mean.model = list(
152       armaOrder = c(0, 0),
153       include.mean = TRUE
154     ),
155     distribution.model = distribution_name
156   )
157
158   fit <- ugarchfit(
159     spec = spec,
160     data = data_main$r_log_pct,
161     solver = "hybrid"
162   )
163
164   resid_std <- residuals(fit, standardize = TRUE)
165   resid_std <- as.numeric(resid_std)
166   resid_std <- resid_std[is.finite(resid_std)]
167
168   lb_res <- Box.test(
169     resid_std,
170     lag = 20,
171     type = "Ljung-Box"
172   )
173
174   lb_sq <- Box.test(
175     resid_std^2,
176     lag = 20,
177     type = "Ljung-Box"
178   )

```

```

179
180 arch <- ArchTest(
181   resid_std,
182   lags = 12
183 )
184
185 jb <- jarque.bera.test(resid_std)
186
187 metrics <- data.frame(
188   Distribution = distribution_name,
189   Observations = nrow(data_main),
190   LogLik = likelihood(fit),
191   AIC = infocriteria(fit)[1],
192   BIC = infocriteria(fit)[2],
193   Convergence = fit@fit$convergence,
194   LB_res_pvalue = lb_res$p.value,
195   LB_sq_pvalue = lb_sq$p.value,
196   ARCH_LM_pvalue = arch$p.value,
197   Jarque_Bera_pvalue = jb$p.value
198 )
199
200 coefs <- data.frame(
201   Distribution = distribution_name,
202   Variable = rownames(fit@fit$matcoef),
203   Estimate = fit@fit$matcoef[, 1],
204   Std_Error = fit@fit$matcoef[, 2],
205   T_Value = fit@fit$matcoef[, 3],
206   P_Value = fit@fit$matcoef[, 4],
207   row.names = NULL
208 )
209
210 return(list(
211   fit = fit,
212   metrics = metrics,
213   coefs = coefs
214 ))
215 }
216
217 # -----
218 # 8. Estimation des distributions
219 # -----
220
221 dist_norm <- run_distribution_model("norm")
222 dist_std <- run_distribution_model("std")
223 dist_ged <- run_distribution_model("ged")
224 dist_sstd <- run_distribution_model("sstd")
225
226 # -----
227 # 9. Compilation des résultats
228 # -----
229
230 metrics_dist <- bind_rows(
231   dist_norm$metrics,
232   dist_std$metrics,
233   dist_ged$metrics,
234   dist_sstd$metrics
235 ) %>%
236   arrange(BIC)
237
238 coef_dist <- bind_rows(
239   dist_norm$coefs,
240   dist_std$coefs,
241   dist_ged$coefs,
242   dist_sstd$coefs
243 )
244
245 # -----
246 # 10. Affichage
247 # -----
248
249 cat("\n==== COMPARAISON DES DISTRIBUTIONS CONDITIONNELLES =====\n")
250 print(metrics_dist)
251
252 cat("\n==== COEFFICIENTS PAR DISTRIBUTION =====\n")
253 print(coef_dist)
254
255 cat("\nMeilleure distribution selon AIC :",

```

```

256     metrics_dist$Distribution[which.min(metrics_dist$AIC)], "\n")
257
258   cat("Meilleure distribution selon BIC :",
259       metrics_dist$Distribution[which.min(metrics_dist$BIC)], "\n")
260
261   cat("Meilleure distribution selon LogLik :",
262       metrics_dist$Distribution[which.max(metrics_dist$LogLik)], "\n")
263
264   # -----
265   # 11. Export optionnel
266   # -----
267
268   write.csv(
269     metrics_dist,
270     "comparison_distributions_egarch_epu.csv",
271     row.names = FALSE
272   )
273
274   write.csv(
275     coef_dist,
276     "coefficients_distributions_egarch_epu.csv",
277     row.names = FALSE
278   )

```

Listing 2 – Comparaison des distributions conditionnelles du modèle EGARCH

A.3 Spécification du modèle principal EGARCH

```

1
2   # =====
3   # MODELES EGARCH(1,1)-GED : MO A M8
4   # Variables : ETF, Halving, Illiquidite, EPU
5   # Echantillon principal : 2020-2025
6   # =====
7
8   library(readxl)
9   library(dplyr)
10  library(lubridate)
11  library(rugarch)
12  library(FinTS)
13  library(tseries)
14
15  # -----
16  # 1. Dates clés
17  # -----
18
19  date_etf_approval <- as.Date("2024-01-10")
20  date_blackrock    <- as.Date("2023-06-15")
21  date_halving       <- as.Date("2024-04-20")
22  date_trump         <- as.Date("2024-11-06")
23
24  # -----
25  # 2. Import des prix Bitcoin
26  # -----
27
28  btc_price <- read_excel("Eikon_Datas.xlsx") %>%
29    rename(
30      date = `Exchange Date`,
31      close = Close
32    ) %>%
33    mutate(
34      date = as.Date(date),
35      close = as.numeric(close)
36    ) %>%
37    filter(
38      date >= as.Date("2016-01-01"),
39      date <= as.Date("2025-12-31"),
40      !is.na(close),
41      close > 0
42    ) %>%
43    arrange(date) %>%
44    mutate(
45      r_log = log(close) - log(lag(close)),
46      r_log_pct = 100 * r_log

```

```

47   )
48
49   # -----
50   # 3. Import du volume Bitcoin
51   # -----
52
53   btc_volume <- read_excel("btc_volume_2016_2025_clean.xlsx") %>%
54     mutate(
55       date = as.Date(date),
56       volume = as.numeric(volume),
57       volume_billion = volume / 1e9
58     ) %>%
59     filter(
60       date >= as.Date("2016-01-01"),
61       date <= as.Date("2025-12-31"),
62       !is.na(volume_billion),
63       volume_billion > 0
64     ) %>%
65     select(date, volume, volume_billion)
66
67   # -----
68   # 4. Import EPU
69   # -----
70
71   epu <- read_excel("EPU_US_Daily_2016_2025.xlsx") %>%
72     rename(
73       date = Date,
74       EPU = EPU
75     ) %>%
76     mutate(
77       date = as.Date(date),
78       EPU = as.numeric(EPU)
79     ) %>%
80     filter(
81       date >= as.Date("2016-01-01"),
82       date <= as.Date("2025-12-31"),
83       !is.na(EPU),
84       EPU > 0
85     ) %>%
86     select(date, EPU)
87
88   # -----
89   # 5. Construction de la base complète
90   # -----
91
92   btc <- btc_price %>%
93     inner_join(btc_volume, by = "date") %>%
94     inner_join(epu, by = "date") %>%
95     mutate(
96       illiq = abs(r_log) / volume_billion,
97       log_EPU = log(EPU),
98
99       post_etf = ifelse(date >= date_etf_approval, 1, 0),
100      post_blackrock = ifelse(date >= date_blackrock, 1, 0),
101      post_halving = ifelse(date >= date_halving, 1, 0),
102      post_trump = ifelse(date >= date_trump, 1, 0)
103    ) %>%
104    filter(
105      !is.na(r_log_pct),
106      !is.na(illiq),
107      !is.na(log_EPU),
108      is.finite(r_log_pct),
109      is.finite(illiq),
110      is.finite(log_EPU)
111    )
112
113   # -----
114   # 6. Echantillon principal : 2020-2025
115   # -----
116
117   data_main <- btc %>%
118     filter(
119       date >= as.Date("2020-01-01"),
120       date <= as.Date("2025-12-31")
121     ) %>%
122     mutate(
123       illiq_scaled = as.numeric(scale(illiq)),

```

```

124     epu_scaled = as.numeric(scale(log_EPU))
125   ) %>%
126   filter(
127     is.finite(r_log_pct),
128     is.finite(illiq_scaled),
129     is.finite(epu_scaled)
130   )
131
132   cat("Nombre d'observations data_main :", nrow(data_main), "\n")
133
134   # -----
135   # 7. Fonction d'estimation EGARCH(1,1)-GED
136   # -----
137
138   run_egarch_ged <- function(data, regressors = NULL, model_name) {
139
140     if (is.null(regressors)) {
141
142       variance_spec <- list(
143         model = "eGARCH",
144         garchOrder = c(1, 1)
145       )
146
147     } else {
148
149       vx <- as.matrix(data[, regressors])
150
151       variance_spec <- list(
152         model = "eGARCH",
153         garchOrder = c(1, 1),
154         external.regressors = vx
155       )
156     }
157
158     spec <- ugarchspec(
159       variance.model = variance_spec,
160       mean.model = list(
161         armaOrder = c(0, 0),
162         include.mean = TRUE
163       ),
164       distribution.model = "ged"
165     )
166
167     fit <- ugarchfit(
168       spec = spec,
169       data = data$r_log_pct,
170       solver = "hybrid"
171     )
172
173     resid_std <- residuals(fit, standardize = TRUE)
174     resid_std <- as.numeric(resid_std)
175     resid_std <- resid_std[is.finite(resid_std)]
176
177     lb_res <- Box.test(
178       resid_std,
179       lag = 20,
180       type = "Ljung-Box"
181     )
182
183     lb_sq <- Box.test(
184       resid_std^2,
185       lag = 20,
186       type = "Ljung-Box"
187     )
188
189     arch <- ArchTest(
190       resid_std,
191       lags = 12
192     )
193
194     jb <- jarque.bera.test(resid_std)
195
196     coef_table <- data.frame(
197       model = model_name,
198       variable = rownames(fit@fit$matcoef),
199       estimate = fit@fit$matcoef[, 1],
200       std_error = fit@fit$matcoef[, 2],

```

```

201     t_value = fit@fit$matcoef[, 3],
202     p_value = fit@fit$matcoef[, 4],
203     row.names = NULL
204 )
205
206 metrics <- data.frame(
207     model = model_name,
208     observations = nrow(data),
209     log_likelihood = likelihood(fit),
210     AIC = infocriteria(fit)[1],
211     BIC = infocriteria(fit)[2],
212     convergence = fit@fit$convergence,
213     LB_res_pvalue = lb_res$p.value,
214     LB_sq_pvalue = lb_sq$p.value,
215     ARCH_LM_pvalue = arch$p.value,
216     Jarque_Bera_pvalue = jb$p.value
217 )
218
219 return(list(
220     fit = fit,
221     coef = coef_table,
222     metrics = metrics
223 ))
224 }
225
226 # -----
227 # 8. Estimation des modèles M0 à M8
228 # -----
229
230 M0 <- run_egarch_ged(
231     data = data_main,
232     regressors = NULL,
233     model_name = "M0_no_regressor_GED"
234 )
235
236 M1 <- run_egarch_ged(
237     data = data_main,
238     regressors = c("post_etf"),
239     model_name = "M1 ETF_only_GED"
240 )
241
242 M2 <- run_egarch_ged(
243     data = data_main,
244     regressors = c("post_halving"),
245     model_name = "M2_halving_only_GED"
246 )
247
248 M3 <- run_egarch_ged(
249     data = data_main,
250     regressors = c("illiq_scaled"),
251     model_name = "M3_illiq_only_GED"
252 )
253
254 M4 <- run_egarch_ged(
255     data = data_main,
256     regressors = c("post_etf", "post_halving"),
257     model_name = "M4 ETF_halving_GED"
258 )
259
260 M5 <- run_egarch_ged(
261     data = data_main,
262     regressors = c("post_etf", "illiq_scaled"),
263     model_name = "M5 ETF_illiq_GED"
264 )
265
266 M6 <- run_egarch_ged(
267     data = data_main,
268     regressors = c("post_halving", "illiq_scaled"),
269     model_name = "M6_halving_illiq_GED"
270 )
271
272 M7 <- run_egarch_ged(
273     data = data_main,
274     regressors = c("post_etf", "post_halving", "illiq_scaled"),
275     model_name = "M7 ETF_halving_illiq_GED"
276 )
277

```

```

278 M8 <- run_egarch_ged(
279   data = data_main,
280   regressors = c("post_etf", "post_halving", "illiq_scaled", "epu_scaled"),
281   model_name = "M8 ETF_halving_illiq_EPU_GED"
282 )
283
284 # -----
285 # 9. Compilation des résultats
286 # -----
287
288 metrics_MO_M8_GED <- bind_rows(
289   M0$metrics,
290   M1$metrics,
291   M2$metrics,
292   M3$metrics,
293   M4$metrics,
294   M5$metrics,
295   M6$metrics,
296   M7$metrics,
297   M8$metrics
298 )
299
300 coef_MO_M8_GED <- bind_rows(
301   M0$coef,
302   M1$coef,
303   M2$coef,
304   M3$coef,
305   M4$coef,
306   M5$coef,
307   M6$coef,
308   M7$coef,
309   M8$coef
310 )
311
312 # -----
313 # 10. Renommage lisible des variables vxreg
314 # -----
315
316 coef_MO_M8_GED <- coef_MO_M8_GED %>%
317   mutate(
318     variable_readable = case_when(
319       model == "M1 ETF_only_GED" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
320       model == "M2 halving_only_GED" & variable == "vxreg1" ~ "Halving",
321       model == "M3 illiq_only_GED" & variable == "vxreg1" ~ "Illiquidite",
322
323       model == "M4 ETF_halving_GED" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
324       model == "M4 ETF_halving_GED" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
325
326       model == "M5 ETF_illiq_GED" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
327       model == "M5 ETF_illiq_GED" & variable == "vxreg2" ~ "Illiquidite",
328
329       model == "M6 halving_illiq_GED" & variable == "vxreg1" ~ "Halving",
330       model == "M6 halving_illiq_GED" & variable == "vxreg2" ~ "Illiquidite",
331
332       model == "M7 ETF_halving_illiq_GED" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
333       model == "M7 ETF_halving_illiq_GED" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
334       model == "M7 ETF_halving_illiq_GED" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
335
336       model == "M8 ETF_halving_illiq_EPU_GED" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
337       model == "M8 ETF_halving_illiq_EPU_GED" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
338       model == "M8 ETF_halving_illiq_EPU_GED" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
339       model == "M8 ETF_halving_illiq_EPU_GED" & variable == "vxreg4" ~ "EPU",
340
341       TRUE ~ variable
342     )
343   )
344
345 # -----
346 # 11. Affichage
347 # -----
348
349 cat("\n==== METRICS MO A M8 =====\n")
350 print(metrics_MO_M8_GED)
351
352 cat("\n==== COEFFICIENTS MO A M8 =====\n")
353 print(coef_MO_M8_GED)
354

```

```

355 # -----
356 # 12. Export CSV optionnel
357 # -----
358
359 write.csv(
360   metrics_MO_M8_GED,
361   "metrics_MO_M8_EGARCH_GED.csv",
362   row.names = FALSE
363 )
364
365 write.csv(
366   coef_MO_M8_GED,
367   "coefficients_MO_M8_EGARCH_GED.csv",
368   row.names = FALSE
369 )

```

Listing 3 – Modèle principal EGARCH(1,1)-GED avec variables exogènes

A.4 Tests de robustesse

```

1
2 # =====
3 # TESTS DE ROBUSTESSE
4 # Modele principal : EGARCH(1,1)-GED
5 # Variables principales : ETF + Halving + Illiquidite + EPU
6 # Robustesses :
7 #   R1 : BlackRock remplace ETF
8 #   R2 : exclusion fenetre +/- 30 jours autour du halving
9 #   R3 : ajout election US 2024
10 #   R4 : extension echantillon 2019-2025
11 # =====
12
13 library(readxl)
14 library(dplyr)
15 library(lubridate)
16 library(rugarch)
17 library(FinTS)
18 library(tseries)
19
20 # -----
21 # 1. Dates clés
22 # -----
23
24 date_etf_approval <- as.Date("2024-01-10")
25 date_blackrock    <- as.Date("2023-06-15")
26 date_halving      <- as.Date("2024-04-20")
27 date_trump        <- as.Date("2024-11-06")
28
29 # -----
30 # 2. Import des prix Bitcoin
31 # -----
32
33 btc_price <- read_excel("Eikon_Datas.xlsx") %>%
34   rename(
35     date = `Exchange Date`,
36     close = Close
37   ) %>%
38   mutate(
39     date = as.Date(date),
40     close = as.numeric(close)
41   ) %>%
42   filter(
43     date >= as.Date("2016-01-01"),
44     date <= as.Date("2025-12-31"),
45     !is.na(close),
46     close > 0
47   ) %>%
48   arrange(date) %>%
49   mutate(
50     r_log = log(close) - log(lag(close)),
51     r_log_pct = 100 * r_log
52   )
53
54 # -----

```

```

55 # 3. Import du volume Bitcoin
56 # -----
57
58 btc_volume <- read_excel("btc_volume_2016_2025_clean.xlsx") %>%
59   mutate(
60     date = as.Date(date),
61     volume = as.numeric(volume),
62     volume_billion = volume / 1e9
63   ) %>%
64   filter(
65     date >= as.Date("2016-01-01"),
66     date <= as.Date("2025-12-31"),
67     !is.na(volume_billion),
68     volume_billion > 0
69   ) %>%
70   select(date, volume, volume_billion)
71
72 # -----
73 # 4. Import EPU
74 # -----
75
76 epu <- read_excel("EPU_US_Daily_2016_2025.xlsx") %>%
77   rename(
78     date = Date,
79     EPU = EPU
80   ) %>%
81   mutate(
82     date = as.Date(date),
83     EPU = as.numeric(EPU)
84   ) %>%
85   filter(
86     date >= as.Date("2016-01-01"),
87     date <= as.Date("2025-12-31"),
88     !is.na(EPU),
89     EPU > 0
90   ) %>%
91   select(date, EPU)
92
93 # -----
94 # 5. Construction de la base complète
95 # -----
96
97 btc <- btc_price %>%
98   inner_join(btc_volume, by = "date") %>%
99   inner_join(epu, by = "date") %>%
100   mutate(
101     illiq = abs(r_log) / volume_billion,
102     log_EPU = log(EPU),
103
104     post_etf = ifelse(date >= date_etf_approval, 1, 0),
105     post_blackrock = ifelse(date >= date_blackrock, 1, 0),
106     post_halving = ifelse(date >= date_halving, 1, 0),
107     post_trump = ifelse(date >= date_trump, 1, 0)
108   ) %>%
109   filter(
110     !is.na(r_log_pct),
111     !is.na(illiq),
112     !is.na(log_EPU),
113     is.finite(r_log_pct),
114     is.finite(illiq),
115     is.finite(log_EPU)
116   )
117
118 # -----
119 # 6. Fonction de standardisation par échantillon
120 # -----
121
122 prepare_sample <- function(data) {
123   data %>%
124     mutate(
125       illiq_scaled = as.numeric(scale(illiq)),
126       epu_scaled = as.numeric(scale(log_EPU))
127     ) %>%
128     filter(
129       is.finite(r_log_pct),
130       is.finite(illiq_scaled),
131       is.finite(epu_scaled)

```

```

132   )
133 }
134
135 # -----
136 # 7. Échantillons
137 # -----
138
139 data_main <- btc %>%
140   filter(
141     date >= as.Date("2020-01-01"),
142     date <= as.Date("2025-12-31")
143   ) %>%
144   prepare_sample()
145
146 data_no_halving <- btc %>%
147   filter(
148     date >= as.Date("2020-01-01"),
149     date <= as.Date("2025-12-31")
150   ) %>%
151   filter(
152     date < date_halving - days(30) |
153     date > date_halving + days(30)
154   ) %>%
155   prepare_sample()
156
157 data_2019 <- btc %>%
158   filter(
159     date >= as.Date("2019-01-01"),
160     date <= as.Date("2025-12-31")
161   ) %>%
162   prepare_sample()
163
164 cat("Observations data_main      :", nrow(data_main), "\n")
165 cat("Observations no_halving     :", nrow(data_no_halving), "\n")
166 cat("Observations sample 2019-25 :", nrow(data_2019), "\n")
167
168 # -----
169 # 8. Fonction d'estimation EGARCH(1,1)-GED
170 # -----
171
172 run_egarch_ged <- function(data, regressors, model_name) {
173
174   vx <- as.matrix(data[, regressors])
175
176   spec <- ugarchspec(
177     variance.model = list(
178       model = "eGARCH",
179       garchOrder = c(1, 1),
180       external.regressors = vx
181     ),
182     mean.model = list(
183       armaOrder = c(0, 0),
184       include.mean = TRUE
185     ),
186     distribution.model = "ged"
187   )
188
189   fit <- ugarchfit(
190     spec = spec,
191     data = data$r_log_pct,
192     solver = "hybrid"
193   )
194
195   resid_std <- residuals(fit, standardize = TRUE)
196   resid_std <- as.numeric(resid_std)
197   resid_std <- resid_std[is.finite(resid_std)]
198
199   lb_res <- Box.test(
200     resid_std,
201     lag = 20,
202     type = "Ljung-Box"
203   )
204
205   lb_sq <- Box.test(
206     resid_std^2,
207     lag = 20,
208     type = "Ljung-Box"

```

```

209 )
210
211 arch <- ArchTest(
212   resid_std,
213   lags = 12
214 )
215
216 jb <- jarque.bera.test(resid_std)
217
218 coef_table <- data.frame(
219   model = model_name,
220   variable = rownames(fit@fit$matcoef),
221   estimate = fit@fit$matcoef[, 1],
222   std_error = fit@fit$matcoef[, 2],
223   t_value = fit@fit$matcoef[, 3],
224   p_value = fit@fit$matcoef[, 4],
225   row.names = NULL
226 )
227
228 metrics <- data.frame(
229   model = model_name,
230   observations = nrow(data),
231   log_likelihood = likelihood(fit),
232   AIC = infocriteria(fit)[1],
233   BIC = infocriteria(fit)[2],
234   convergence = fit@fit$convergence,
235   LB_res_pvalue = lb_res$p.value,
236   LB_sq_pvalue = lb_sq$p.value,
237   ARCH_LM_pvalue = arch$p.value,
238   Jarque_Bera_pvalue = jb$p.value
239 )
240
241 return(list(
242   fit = fit,
243   coef = coef_table,
244   metrics = metrics,
245   regressors = regressors
246 ))
247 }
248
249 # -----
250 # 9. Estimation des robustesses
251 # -----
252
253 # Principal = M8
254 R0_principal <- run_egarch_ged(
255   data = data_main,
256   regressors = c(
257     "post_etf",
258     "post_halving",
259     "illiq_scaled",
260     "epu_scaled"
261   ),
262   model_name = "Principal_M8"
263 )
264
265 # R1 : BlackRock remplace ETF
266 R1_blackrock <- run_egarch_ged(
267   data = data_main,
268   regressors = c(
269     "post_blackrock",
270     "post_halving",
271     "illiq_scaled",
272     "epu_scaled"
273   ),
274   model_name = "BlackRock_EPU"
275 )
276
277 # R2 : exclusion fenetre autour du halving
278 R2_no_halving <- run_egarch_ged(
279   data = data_no_halving,
280   regressors = c(
281     "post_etf",
282     "post_halving",
283     "illiq_scaled",
284     "epu_scaled"
285   ),

```

```

286   model_name = "Excl_halving_EPU"
287 )
288
289 # R3 : ajout election US 2024
290 R3_trump <- run_egarch_ged(
291   data = data_main,
292   regressors = c(
293     "post_etf",
294     "post_halving",
295     "post_trump",
296     "illiq_scaled",
297     "epu_scaled"
298   ),
299   model_name = "Election_US_EPU"
300 )
301
302 # R4 : extension echantillon 2019-2025
303 R4_2019 <- run_egarch_ged(
304   data = data_2019,
305   regressors = c(
306     "post_etf",
307     "post_halving",
308     "illiq_scaled",
309     "epu_scaled"
310   ),
311   model_name = "Sample_2019_2025_EPU"
312 )
313
314 # -----
315 # 10. Compilation des résultats
316 # -----
317
318 metrics_robust_GED <- bind_rows(
319   R0_principal$metrics,
320   R1_blackrock$metrics,
321   R2_no_halving$metrics,
322   R3_trump$metrics,
323   R4_2019$metrics
324 )
325
326 coef_robust_GED <- bind_rows(
327   R0_principal$coef,
328   R1_blackrock$coef,
329   R2_no_halving$coef,
330   R3_trump$coef,
331   R4_2019$coef
332 )
333
334 # -----
335 # 11. Renommage lisible des variables vxreg
336 # -----
337
338 coef_robust_GED <- coef_robust_GED %>%
339   mutate(
340     variable_readable = case_when(
341       model == "Principal_M8" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
342       model == "Principal_M8" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
343       model == "Principal_M8" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
344       model == "Principal_M8" & variable == "vxreg4" ~ "EPU",
345
346       model == "BlackRock_EPU" & variable == "vxreg1" ~ "BlackRock",
347       model == "BlackRock_EPU" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
348       model == "BlackRock_EPU" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
349       model == "BlackRock_EPU" & variable == "vxreg4" ~ "EPU",
350
351       model == "Excl_halving_EPU" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
352       model == "Excl_halving_EPU" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
353       model == "Excl_halving_EPU" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
354       model == "Excl_halving_EPU" & variable == "vxreg4" ~ "EPU",
355
356       model == "Election_US_EPU" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",
357       model == "Election_US_EPU" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
358       model == "Election_US_EPU" & variable == "vxreg3" ~ "Election US",
359       model == "Election_US_EPU" & variable == "vxreg4" ~ "Illiquidite",
360       model == "Election_US_EPU" & variable == "vxreg5" ~ "EPU",
361
362       model == "Sample_2019_2025_EPU" & variable == "vxreg1" ~ "ETF",

```

```

363     model == "Sample_2019_2025_EPU" & variable == "vxreg2" ~ "Halving",
364     model == "Sample_2019_2025_EPU" & variable == "vxreg3" ~ "Illiquidite",
365     model == "Sample_2019_2025_EPU" & variable == "vxreg4" ~ "EPU",
366
367     TRUE ~ variable
368   )
369 )
370
371 # -----
372 # 12. Verification M8 = Principal
373 # -----
374
375 cat("\n==== CHECK PRINCIPAL M8 =====\n")
376 print(RO_principal$metrics)
377
378 # -----
379 # 13. Affichage
380 # -----
381
382 cat("\n==== METRICS ROBUSTESSES =====\n")
383 print(metrics_robust_GED)
384
385 cat("\n==== COEFFICIENTS ROBUSTESSES =====\n")
386 print(coef_robust_GED)
387
388 # -----
389 # 14. Export CSV optionnel
390 # -----
391
392 write.csv(
393   metrics_robust_GED,
394   "metrics_robustesses_EGARCH_GED_EPU.csv",
395   row.names = FALSE
396 )
397
398 write.csv(
399   coef_robust_GED,
400   "coefficients_robustesses_EGARCH_GED_EPU.csv",
401   row.names = FALSE
402 )

```

Listing 4 – Tests de robustesse du modèle principal

A.5 Tableau récapitulatif des variables

TABLE 14 – Définition et transformation des variables utilisées

Variable	Définition	Transformation / utilisation
$Close_t$	Prix de clôture journalier du Bitcoin.	Utilisé pour construire les rendements logarithmiques.
r_t	Rendement logarithmique journalier du Bitcoin.	$r_t = \ln(Close_t) - \ln(Close_{t-1})$.
r_t^{pct}	Rendement logarithmique exprimé en pourcentage.	Variable dépendante des modèles GARCH.
$Volume_t$	Volume quotidien agrégé du Bitcoin.	Exprimé en milliards de dollars.
$Illiqt$	Proxy d'illiquidité inspiré du ratio d'Amihud.	$Illiqt = \frac{ r_t }{Volume_t}$.
$Illiqt_t^{scaled}$	Proxy d'illiquidité standardisé.	Introduit dans l'équation de variance.
ETF_t	Variable indicatrice liée à l'approbation des ETF spot Bitcoin.	Égale à 1 à partir du 10 janvier 2024.
$BlackRock_t$	Variable associée au dépôt du dossier BlackRock.	Égale à 1 à partir du 15 juin 2023.
$Halving_t$	Variable associée au halving de 2024.	Égale à 1 à partir du 20 avril 2024.
$ElectionUS_t$	Variable associée à l'élection présidentielle américaine de 2024.	Égale à 1 à partir du 6 novembre 2024.
EPU_t	Indice d'incertitude économique et politique.	Transformé puis standardisé.
$NetFlowsETF_t$	Flux nets journaliers agrégés des ETF spot Bitcoin.	Exprimés en millions de dollars.
$Absorption_t$	Taille relative des flux ETF par rapport au volume BTC.	$\frac{ NetFlowsETF_t \times 10^6}{VolumeBTC_t}$.

A.6 Sensibilité à l'ordre de la spécification EGARCH

TABLE 15 – Comparaison des ordres de spécification EGARCH avec variables exogènes

Modèle	Log-vraisemblance	AIC	BIC	LB résidus	LB résidus ²	ARCH-LM
EGARCH(1,1)	-4537.683	4.1493	4.1753	0.0465	<0.001	<0.001
EGARCH(1,2)	-4581.387	4.1901	4.2187	0.0538	<0.001	<0.001
EGARCH(2,1)	-4485.784	4.1038	4.1350	0.0629	<0.001	<0.001
EGARCH(2,2)	-4480.174	4.0996	4.1334	0.0666	<0.001	<0.001

Note : Modèles estimés avec innovations GED et variables exogènes du modèle principal M8. LB résidus et LB résidus² : p-values des tests de Ljung–Box sur les résidus standardisés et les résidus standardisés au carré. ARCH-LM : p-value du test d'Engle. Les conclusions relatives à l'illiquidité et à l'ETF sont stables à travers les spécifications; la dépendance résiduelle dans la variance persiste quel que soit l'ordre retenu.

A.7 Sensibilité du proxy d'illiquidité

TABLE 16 – Sensibilité des résultats à la construction du proxy d'illiquidité

	Standard	Log-illiquidité	Volume médian 30 jours
ETF	0.227 (0.153)	-0.001 (0.881)	-0.003 (0.985)
Halving	0.159 (0.349)	0.572*** (<0.001)	0.371** (0.018)
Illiquidité	1.940*** (<0.001)	3.227*** (<0.001)	2.005*** (<0.001)
EPU	0.075** (0.023)	0.068** (0.019)	0.048* (0.093)
AIC	4.149	3.202	3.992
BIC	4.175	3.228	4.018
ARCH-LM p-value	<0.001	<0.001	<0.001

Note : p-values entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. *Standard* : proxy d'Amihud utilisé dans le modèle principal. *Log-illiquidité* : transformation logarithmique du ratio. *Volume médian 30 jours* : ratio calculé sur le volume médian glissant. Le résultat principal sur l'illiquidité est robuste aux trois constructions ; la variable ETF reste non significative dans l'ensemble des spécifications.

A.8 Sensibilité autour de la date BlackRock

TABLE 17 – Sensibilité des résultats autour de la date du dépôt BlackRock

	J-30	J-10	J	J+10	J+30
BlackRock	-0.817*** (<0.001)	-0.751*** (<0.001)	-0.717*** (<0.001)	-0.679*** (<0.001)	-0.612*** (<0.001)
Halving	1.088*** (<0.001)	1.035*** (<0.001)	1.006*** (<0.001)	0.974*** (<0.001)	0.919*** (<0.001)
Illiquidité	1.943*** (<0.001)	1.942*** (<0.001)	1.941*** (<0.001)	1.940*** (<0.001)	1.940*** (<0.001)
EPU	0.029 (0.387)	0.033 (0.320)	0.035 (0.288)	0.038 (0.252)	0.042 (0.203)
Date de début	16/05/2023	05/06/2023	15/06/2023	25/06/2023	15/07/2023
Log-vraisemblance	-4505.740	-4511.904	-4514.803	-4517.685	-4522.397
AIC	4.120	4.126	4.128	4.131	4.135
BIC	4.146	4.152	4.154	4.157	4.161
ARCH-LM p-value	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

Note : p-values entre parenthèses. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.10$. Chaque colonne correspond à une variable indicatrice BlackRock débutant à la date indiquée. Le coefficient BlackRock demeure négatif et significatif dans l'ensemble des fenêtres testées ; les critères d'information sont minimisés pour la spécification J-30.

A.9 Log-volatilité conditionnelle estimée autour des principaux événements

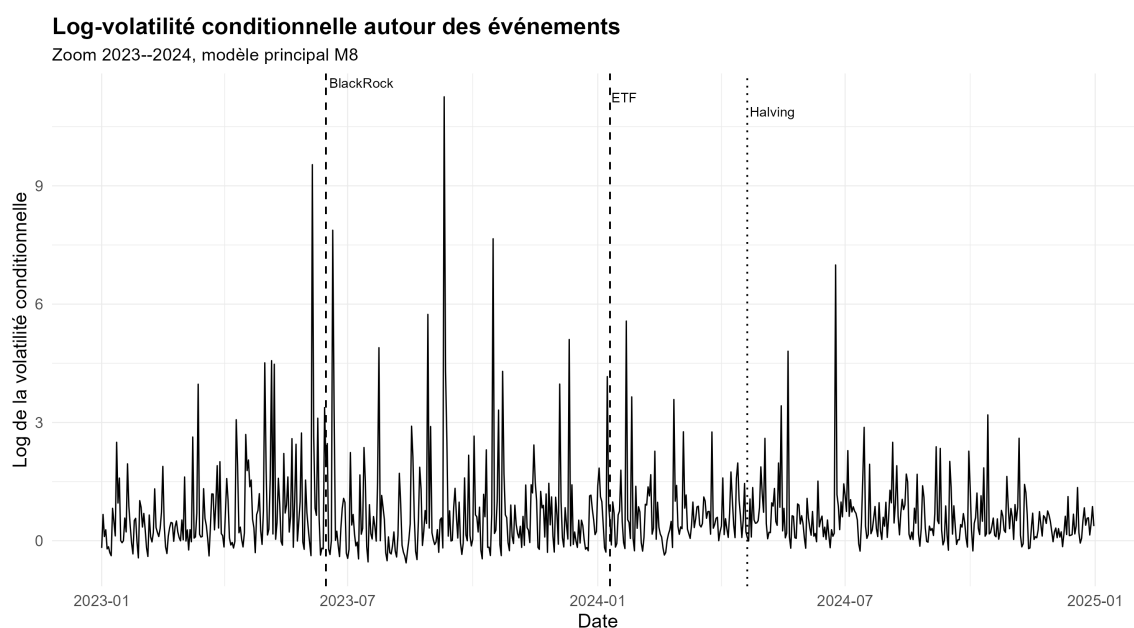


FIGURE 11 – Log-volatilité conditionnelle estimée autour des principaux événements

La figure 11 propose un zoom sur la période 2023–2024 autour du dépôt BlackRock, de l’approbation des ETF spot Bitcoin et du halving. Elle complète l’interprétation selon laquelle la dynamique de volatilité ne se limite pas à une rupture ponctuelle à la date d’approbation officielle des ETF.

B Liste des personnes ressources

- Promoteur académique : Pr. Lionel Artige.
- Lecteur du mémoire : M. Philippe Hübner.

C Bibliographie

- Agapova, A. (2011). Conventional mutual index funds versus exchange-traded funds. *Journal of Financial Markets*, 14(2), 323–343. <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2010.10.005>
- Almeida, J., & Gonçalves, T. C. (2023). A systematic literature review of investor behavior in the cryptocurrency markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100785. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2022.100785>
- Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns : Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31–56. [https://doi.org/10.1016/S1386-4181\(01\)00024-6](https://doi.org/10.1016/S1386-4181(01)00024-6)
- Babalos, V., Bouri, E., & Gupta, R. (2025). Does the introduction of US spot Bitcoin ETFs affect spot returns and volatility of major cryptocurrencies ? *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 102, 102006. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2025.102006>
- Baur, D. G. (2013). Exchange-traded funds on gold – A free lunch ? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2297756>
- Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2018). Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 148–151. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.008>
- Ben-David, I., Franzoni, F., & Moussawi, R. (2017). Exchange traded funds (ETFs) (NBER Working Paper No. 22829). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w22829>
- Ben-David, I., Franzoni, F., & Moussawi, R. (2018). Do ETFs increase volatility? *The Journal of Finance*, 73(6), 2471–2536. <https://doi.org/10.1111/jofi.12727>
- Bergsli, L. Ø., Lind, A. F., Molnár, P., & Polasik, M. (2022). Forecasting volatility of Bitcoin. *Research in International Business and Finance*, 59, 101540. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2021.101540>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Brauneis, A., Mestel, R., Riordan, R., & Theissen, E. (2021). How to measure the liquidity of cryptocurrency markets? *Journal of Banking and Finance*, 124, 106041. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2020.106041>
- Byström, H., & Krygier, D. (2018). *What drives Bitcoin volatility?* (Working Paper No. 2018 :24). Lund University, Department of Economics.
- Cevik, E. I., Gunay, S., Dibooglu, S., & Yıldırım, D. Ç. (2023). The impact of expected and unexpected events on Bitcoin price development : Introduction of futures market and COVID-19. *Finance Research Letters*, 56, 103768. <https://doi.org/10.1016/j.fr1.2023.103768>
- Cheng, W.-H., Chen, C.-D., & Lai, H.-P. (2020). Revisiting the roles of gold : Does gold ETF matter ? *The North American Journal of Economics and Finance*, 54, 101257. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2018.12.003>
- Chi, Y., & Hao, W. (2020). *A horserace of volatility models for cryptocurrency : Evidence from Bitcoin spot and option markets*. Working paper.

- Dimpfl, T. (2017). Price discovery in Bitcoin spot or futures? *Journal of Futures Markets*, 37(9), 803–817. <https://doi.org/10.1002/fut.21856>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987–1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Gastineau, G. L. (2010). An introduction to exchange traded funds. In *The Exchange-Traded Funds Manual* (2nd ed., pp. 1–20). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118266946.ch1>
- Gemayel, W., Franus, W., & Bowden, N. (2023). Price discovery dynamics between Bitcoin spot and exchange-traded products. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(9), 412. <https://doi.org/10.3390/jrfm16090412>
- Glosten, L., Nallareddy, S., & Zou, Y. (2019). ETF activity and informational efficiency of underlying securities. *Management Science*, 65(11), 5177–5198. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2019.3427>
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
- Gyamerah, S. A. (2019). *Modelling Bitcoin returns volatility using GARCH models*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1909.04903>
- Hill, J. M., Nadig, D., & Hougan, M. (2015). A comprehensive guide to exchange-traded funds (ETFs) (a summary). *CFA Institute Research Foundation*. <https://doi.org/10.2470/rf.v2015.n3.1>
- Hong, Y., Feng, H., Wang, Y., & Li, B. (2025). The impact of Bitcoin ETF approval on Bitcoin's hedging properties against traditional assets. *arXiv preprint arXiv :2512.12815*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2512.12815>
- Hu, H. T. C., & Morley, J. D. (2018). A regulatory framework for exchange-traded funds. *Southern California Law Review*, 91(5), 839–941. https://www.researchgate.net/publication/328868209_A_regulatory_framework_for_exchange-traded_funds
- Israeli, D., Lee, C. M. C., & Sridharan, S. A. (2017). Is there a dark side to exchange traded funds? An information perspective. *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1048–1083. <https://doi.org/10.1007/s11142-017-9400-8>
- Katsiampa, P. (2017). Volatility estimation for Bitcoin : A comparison of GARCH models. *Economics Letters*, 158, 3–6. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.06.023>
- Koutmos, D. (2018). Liquidity uncertainty and Bitcoin's market microstructure. *Economics Letters*, 172, 97–101. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.08.031>
- Krause, D. (2024). Bitcoin ETF options : Implications for market liquidity, volatility, and institutional adoption. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5029116>
- Krause, D. (2026). The institutionalization of Bitcoin : An analysis of post-ETF approval factor exposures. *SSRN preprint*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23494.95046>
- Krause, D. (2026). The institutionalization revelation : How ETFs exposed Bitcoin's speculative nature within the debasement trade. *SSRN preprint*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.6181578>
- Kruskal, W. H., & Wallis, W. A. (1952). Use of ranks in one-criterion variance analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 47(260), 583–621. <https://doi.org/10.1080/01621459.1952.10483441>
- Lettau, M., & Madhavan, A. (2018). Exchange traded funds 101 for economists (NBER Working Paper No. 24250). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24250>
- Liebi, L. J. (2020). The effect of ETFs on financial markets : A literature review. *Financial Markets and*

- Portfolio Management*, 34(2), 233–257. <https://doi.org/10.1007/s11408-020-00349-1>
- Liu, S., & Yang, C. (2024). Spot cryptocurrency ETFs : Crypto investment products or stepping stones toward tokenization. *Finance Research Letters*, 69, 106150. <https://doi.org/10.1016/j.fr1.2024.106150>
- Mallika, M., & Sulphrey, M. M. (2018). Gold exchange traded fund : Price discovery and performance analysis. *Scientific Annals of Economics and Business*, 65(4), 477–495. <https://doi.org/10.2478/saeb-2018-0024>
- Mazur, M., & Polyzos, E. (2025). Spot Bitcoin ETFs : The effect of fund flows on Bitcoin price formation. *The Journal of Alternative Investments*, 27(4), 110–126. <https://doi.org/10.3905/jai.2025.1.239>
- Mehdian, S., Gherghina, Ş. C., & Stoica, O. (2025). The reaction of cryptocurrencies to the approval of spot Bitcoin and Ethereum ETFs : An intraday event study. *Borsa Istanbul Review*, 25, 1507–1517. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2025.10.002>
- Mestiri, S. (2022). Modeling the volatility of Bitcoin returns using nonparametric GARCH models. *Journal of Academic Finance*, 13(1), 2–16. <https://doi.org/10.59051/joaf.v13i1.489>
- Mohamed, S. D., Ismail, M. T., & Ali, M. K. M. (2025). Improving and evaluating GARCH-type models for Bitcoin volatility prediction. *Eurasian Economic Review*, 15, 1219–1260. <https://doi.org/10.1007/s40822-025-00328-9>
- Mungo, L., Bartolucci, S., & Alessandretti, L. (2024). Cryptocurrency co-investment network : Token returns reflect investment patterns. *EPJ Data Science*, 13(11). <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-023-00446-x>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin : A peer-to-peer electronic cash system*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns : A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347–370. <https://doi.org/10.2307/2938260>
- Palm, F. C. (1996). GARCH models of volatility. In G. S. Maddala & C. R. Rao (Eds.), *Handbook of Statistics* (Vol. 14, pp. 209–240). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0169-7161\(96\)14009-8](https://doi.org/10.1016/S0169-7161(96)14009-8)
- Pan, K., & Zeng, Y. (2020). ETF arbitrage under liquidity mismatch. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3723406>
- Sözen, Ç. (2025). Volatility dynamics of cryptocurrencies : A comparative analysis using GARCH-family models. *Future Business Journal*, 11, 166. <https://doi.org/10.1186/s43093-025-00568-w>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.fr1.2021.102175>
- Wu, D. (2024). Bitcoin ETF : Opportunities and risk. *International Journal of Science and Research Archive*, 12(2), 848–853. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.12.2.1296>
- Yıldırım, H., & Bekun, F. V. (2023). Predicting volatility of bitcoin returns with ARCH, GARCH and EGARCH models. *Future Business Journal*, 9, 75. <https://doi.org/10.1186/s43093-023-00255-8>
- Zhou, Y., Xie, C., Wang, G.-J., Gong, J., & Zhu, Y. (2025). Forecasting cryptocurrency volatility : A novel framework based on the evolving multiscale graph neural network. *Financial Innovation*, 11, 87. <https://doi.org/10.1186/s40854-025-00768-x>

Déclaration relative à l'utilisation d'outils d'intelligence artificielle

Dans le cadre de ce mémoire, des outils d'intelligence artificielle générative ont été utilisés comme assistance ponctuelle, dans le respect des recommandations de l'Université et sous vérification systématique de l'auteur.

Ces outils ont notamment été mobilisés pour les usages suivants :

- l'aide à la compréhension et à l'interprétation de certains résultats économétriques obtenus sous R, dans l'analyse des diagnostics de modèles GARCH et des tests de robustesse ;
- une aide exploratoire à la recherche bibliographique et à l'identification d'articles scientifiques pertinents, dont la sélection finale et la vérification des sources ont été réalisées par l'auteur ;
- une assistance rédactionnelle limitée, principalement pour la correction stylistique, la reformulation et l'amélioration du registre académique de certains passages ;
- une assistance ponctuelle dans la rédaction et le débogage de certains scripts R, dont la validation, l'adaptation et l'utilisation finale relèvent entièrement de l'auteur.

Les choix méthodologiques, les estimations économétriques, l'interprétation des résultats ainsi que l'ensemble des conclusions présentées dans ce mémoire relèvent exclusivement du travail personnel de l'auteur.

EXECUTIVE SUMMARY

This thesis examines the extent to which the introduction of spot Bitcoin ETFs in the United States has been associated with changes in Bitcoin market volatility and liquidity conditions. The analysis is based on daily data covering the 2020–2025 period and primarily relies on asymmetric volatility models from the GARCH family.

After comparing several specifications and conditional distributions, an EGARCH(1,1) model with GED innovations was selected as the main specification. The empirical analysis incorporates variables related to the approval of spot Bitcoin ETFs, the 2024 Bitcoin halving, and market liquidity conditions, measured through an illiquidity proxy inspired by the Amihud ratio.

The results indicate that the official approval date of spot Bitcoin ETFs does not constitute a robust determinant of Bitcoin conditional volatility. The significance of the ETF variable remains sensitive to the selected specifications and generally disappears once liquidity conditions are incorporated into the variance equation.

By contrast, the illiquidity proxy remains positive and highly significant across all estimated specifications. This finding suggests that Bitcoin volatility dynamics are more strongly driven by market liquidity conditions than by an isolated effect associated with ETF approval. The results also confirm the presence of asymmetric volatility dynamics.

The robustness tests further suggest that part of the information related to spot Bitcoin ETFs had likely been progressively incorporated into the market prior to the official approval, particularly following BlackRock's filing in June 2023. The descriptive analysis of ETF flows also shows that days characterized by large ETF inflows or outflows are mainly associated with higher trading volumes.

Overall, this thesis highlights the difficulty of identifying a distinct causal effect of spot Bitcoin ETFs in a market strongly influenced by investor expectations, macro-financial conditions, and changing market regimes.

MOTS-CLÉS/KEYWORDS: Bitcoin, spot Bitcoin ETFs, volatility, liquidity, EGARCH, illiquidity, conditional volatility, cryptocurrencies, crypto-assets, financial econometrics.

NOMBRE DE MOTS/WORD COUNT: 19.567

