

Louvain School of Management

Comparaison de l'influence du sentiment des investisseurs sur les marchés de cryptomonnaies et les marchés boursiers traditionnels

Auteur : Cicconi Mathias
Promoteur : Desagre Christophe
Année académique 2024-2025
Travail de fin d'études (TFE) en vue d'obtenir le titre de
Intitulé du master et de la finalité ICarré
Horaire de jour

DÉCLARATION CONCERNANT L'UTILISATION D'OUTILS D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE CADRE DU MÉMOIRE DE MASTER

Lors de la préparation de ce mémoire de master, l'auteur a utilisé ChatGPT dans le but suivant:

Raison : L'intelligence artificielle a été principalement utilisée afin d'aider à la génération de script R, de trouver des articles de littérature, de synthétiser les informations importantes contenues dans ceux-ci, de reformuler des paragraphes, écrire une bibliographie.

Après utilisation de ChatGPT, l'auteur a relu attentivement et édité le contenu produit par l'outil. Il assume l'entière responsabilité du contenu final présenté dans ce mémoire.

En signant cette déclaration, l'auteur affirme que le contenu de ce mémoire de master reflète son travail original, enrichi par une utilisation responsable de l'intelligence artificielle.

Mathias Cicconi 28/05/2025

Promoteur : Christophe DESAGRE

Résumé :

Ce mémoire explore la dynamique comportementale entre deux marchés aux structures contrastées : les actions traditionnelles (S&P 500) et les cryptomonnaies (Bitcoin). L'objectif est d'évaluer dans quelle mesure le sentiment des investisseurs circule entre ces marchés, et selon quelles modalités. En combinant les apports de la finance comportementale avec des outils économétriques avancés (DCC-GARCH et VAR-GFEVD), l'étude cherche à identifier les régimes d'interconnexion émotionnelle et les canaux de transmission comportementale.

Deux indicateurs de sentiment ont été construits, séparément pour les marchés crypto et actions, à partir de données de marché (volatilité, positionnement, volumes, tendances de recherche) agrégées via une analyse en composantes principales. Le modèle DCC-GARCH révèle une corrélation des rendements globalement positive mais instable, amplifiée lors de chocs systémiques (COVID-19, resserrement monétaire 2023) et atténuée lors de tensions spécifiques à un seul marché. Les résultats montrent que les relations entre ces marchés sont régimes-dépendantes et sensibles au contexte émotionnel.

L'analyse du lien entre sentiment et corrélation montre que le sentiment agrégé sur les actions n'agit pas comme unificateur : au contraire, une hausse de l'optimisme actions est associée à une baisse de la corrélation avec le Bitcoin. Le sentiment crypto, quant à lui, s'avère statistiquement non significatif, confirmant sa volatilité endogène.

L'approche par spillovers comportementaux (VAR-GFEVD) apporte une dimension causale. Elle révèle une structure asymétrique, dans laquelle le sentiment crypto constitue le principal émetteur net, devant le prix du Bitcoin. Le sentiment actions est au contraire le principal récepteur net. Cette inversion par rapport aux attentes classiques souligne que la diffusion comportementale ne suit pas les hiérarchies de capitalisation, mais dépend de la visibilité narrative et de la réactivité collective. Le Total Spillover Index de 27,98 % traduit un niveau d'interconnexion modéré, mais significatif dans les phases de crise.

Ce mémoire relève l'importance d'une lecture dynamique des interactions comportementales entre marchés. Les signaux émotionnels, bien que parfois instables, jouent un rôle structurant dans la formation des corrélations, la contagion des anticipations et les décisions d'allocation. Comprendre leur circulation est essentiel pour tout acteur de marché souhaitant anticiper les zones de rupture et adapter ses stratégies de couverture ou d'exposition.

Table des matières

<i>DÉCLARATION CONCERNANT L'UTILISATION D'OUTILS D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE CADRE DU MÉMOIRE DE MASTER.....</i>	<i>II</i>
<i>1. Introduction générale</i>	<i>1</i>
<i>2. Revue scientifique</i>	<i>2</i>
2.1. Sentiment sur les marchés boursiers (S&P 500).....	7
2.2. Sentiment sur le marché des cryptomonnaies (Bitcoin).....	8
<i>3. Analyse des corrélations de sentiment.....</i>	<i>12</i>
3.1. Corrélations simultanées.....	12
3.2. Corrélations décalées.....	14
3.3. Corrélations en phases extrêmes.....	16
3.4. Corrélations selon le type d'investisseur	17
3.5. Transmission asymétrique du sentiment.....	18
3.6. Le Bitcoin comme émetteur de sentiment	19
<i>4. Analyse empirique conjointe : sentiment & rendements (2018 – 2025)</i>	<i>20</i>
4.1. Partie commune	21
4.1.1. Présentation des données	21
4.1.2. Statistiques descriptives des données	23
4.1.3. Méthodologie.....	24
4.1.4. Résultats.....	24
4.2. Analyse de la corrélation – DCC -GARCH.....	27
4.2.1. Méthodologie.....	27
4.2.2. Résultats.....	28
4.2.3. Discussion.....	33
4.3. Analyse des spillovers.....	35

4.3.1.	Méthodologie.....	35
4.3.2.	Résultats.....	36
4.3.3.	Discussion.....	37
5.	<i>Conclusion générale</i>	39
6.	<i>Bibliographie</i>.....	41
7.	<i>Annexes</i>	46
	Annexe 1. Comparaison du sentiment sur les deux marchés	46
	Annexe2. Statistiques descriptives des données financières utilisées.....	48
	Annexe 3. Résultats de l'ACP	50
	Annexe 4. Spécifications du modèle DCC-GARCH	51
	Annexe 5. Spécifications relatives au spillover	52
	Annexe 6. Graphique des moyennes de spillover.....	54
	Annexe 7. Evolution des spillovers net et total au cours du temps	55

1. Introduction générale

Ce travail s'intéresse à la manière dont les comportements des investisseurs peuvent influencer, et parfois relier, deux marchés a priori très différents : celui des actions, avec le S&P 500 comme référence, et celui des cryptomonnaies, représenté ici par le Bitcoin. L'idée est d'analyser si des dynamiques de sentiment, c'est-à-dire des mouvements d'humeur collective, peuvent circuler entre ces deux marchés, ou du moins les affecter simultanément.

Les recherches en finance comportementale ont depuis longtemps montré que le sentiment joue un rôle important dans la formation des prix, en particulier à court terme. Baker et Wurgler (2006) ont proposé plusieurs approches pour le mesurer et ont montré qu'il pouvait expliquer des écarts par rapport aux fondamentaux, surtout dans des environnements incertains. D'autres auteurs comme Da, Engelberg et Gao (2015) ont introduit des données alternatives, comme les recherches en ligne, pour mieux capter les anticipations collectives des investisseurs. Ces travaux portent principalement sur les marchés régulés, notamment les actions.

Du côté des cryptomonnaies, l'approche est plus récente, mais elle se développe rapidement. Liu et Tsyvinski (2021) ont montré que le Bitcoin est fortement sensible au sentiment, et que ce dernier influence les rendements de façon significative, indépendamment des nouvelles économiques classiques. Le marché est plus jeune, moins structuré, souvent dominé par les investisseurs particuliers. Il réagit vite, parfois violemment, à des signaux diffus, qu'ils soient médiatiques, techniques ou émotionnels.

Ces deux marchés évoluent dans des environnements très différents, tant sur le plan structurel que comportemental. Pourtant, certains travaux récents suggèrent que des liens peuvent apparaître entre eux, notamment dans des contextes marqués par une forte incertitude ou des mouvements de marché amples et rapides. Dans ce type de configuration, il est possible que les dynamiques de prix, tout comme les réactions comportementales des investisseurs, présentent des similarités ou des convergences ponctuelles.

Dans cette perspective, ce mémoire mobilise une approche empirique combinant plusieurs outils complémentaires. Des indicateurs de sentiment ont été construits séparément pour le marché actions et pour le marché des cryptomonnaies, à partir de données comme la volatilité

implicite, les volumes d'échange, le positionnement sur les dérivés ou encore les tendances de recherche. Ces indicateurs ont ensuite été agrégés à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP), afin d'en extraire des signaux synthétiques.

À partir de ces données, deux analyses principales ont été menées. La première s'appuie sur un modèle DCC-GARCH, utilisé pour estimer la corrélation conditionnelle entre les rendements du S&P 500 et ceux du Bitcoin sur la période 2018–2025. La seconde mobilise un modèle VAR avec décomposition de la variance (FEVD), permettant d'évaluer les effets directionnels de transmission entre les rendements et les sentiments des deux marchés. Cette approche permet de rendre compte à la fois des co-mouvements de prix et des interactions comportementales potentielles entre deux univers d'investissement que tout semble opposer au premier abord.

2. Revue scientifique

Il n'existe pas, à ce jour, de méthode unique permettant d'identifier avec certitude les facteurs déterminants des prix des actifs financiers, qu'il s'agisse des marchés traditionnels ou des cryptomonnaies (Cochrane, 2011). La littérature distingue toutefois deux dimensions majeures : les rendements, liés aux variations de prix, et la volatilité, indicateur de l'incertitude du marché, mesurant l'ampleur et la fréquence des fluctuations.

Parmi les approches classiques, l'hypothèse des marchés efficients (Fama, 1970) reste un pilier. Elle postule que les prix intègrent instantanément toute l'information disponible et que les investisseurs agissent de manière rationnelle. Les actifs seraient donc valorisés selon des fondamentaux économiques comme la croissance, les taux d'intérêt ou les bénéfices. Cette vision, bien qu'influente, ne permet pas d'expliquer certains comportements de marché, tels que les bulles spéculatives ou les réactions excessives à l'information, ce qui a progressivement conduit à l'émergence d'une perspective alternative : la finance comportementale, centrée sur les biais cognitifs et les dynamiques psychologiques collectives.

Des études complémentaires ont affiné cette critique. Chen, Roll et Ross (1986) ont montré que des variables macroéconomiques telles que l'inflation ou la production industrielle influencent également les rendements boursiers. De son côté, Rangel (2008) met en lumière une volatilité de long terme fortement liée aux cycles économiques, ce qui suggère que la perception du risque est, elle aussi, sujette à des anticipations collectives fluctuantes.

Ces contributions théoriques forment une base solide pour s’orienter vers une lecture comportementale de la dynamique des marchés. Plusieurs travaux récents ont ainsi démontré l’influence notable du sentiment des investisseurs, entendu comme l’ensemble des croyances et émotions qui orientent les décisions d’investissement, indépendamment des fondamentaux économiques (Shiller, 2003 ; Barberis & Thaler, 2003 ; Gunathilaka, 2017). Ce sentiment est influencé par les biais cognitifs, les effets de mimétisme ou encore les mouvements de foule.

Dans la perspective de ce mémoire, il devient essentiel d’analyser ce sentiment afin de comprendre sa diffusion potentielle entre les marchés traditionnels et les cryptomonnaies. Cela passe par la construction d’un indicateur synthétique de sentiment, capable de refléter l’état d’esprit des investisseurs et de détecter des tendances collectives, parfois irrationnelles. Ces indicateurs peuvent s’appuyer sur des analyses textuelles, des tendances de recherche ou encore des indices de volatilité, aujourd’hui largement utilisés pour anticiper les variations de prix (Baker & Wurgler, 2006 ; Tetlock, 2007).

Ce sentiment peut être quantifié empiriquement à l’aide de différents types d’indicateurs, que la littérature divise généralement en deux grandes catégories : les indicateurs de sentiment macro-agrégés (généralement issues d’enquêtes ou de marchés dérivés, capturent les anticipations ou la perception du risque à l’échelle du marché)et les indicateurs comportementaux ou granulaires (Avec la montée en puissance des données numériques, de nouveaux indicateurs se sont imposés pour capter les signaux faibles du comportement des investisseurs).

Tableau 1: Tableau récapitulatif des indicateurs de sentiment utilisés

Indicateur	Type	Fréquence	Source	Accès
VIX (Volatility Index)	Macro-agrégé	Quotidienne	CBOE	Public
AAIL Sentiment Survey	Macro-agrégé	Hebdomadaire	AAIL	Public
Bull-Bear Spread (AAIL)	Macro-agrégé	Hebdomadaire	AAIL	Public
Google Trends (“Buy BTC”)	Granulaire	Quotidienne	Google	Public

Google Trends (“Crash BTC”)	Granulaire	Quotidienne	Google	Public
Binance Funding Rate	Granulaire	Journalier	Binance	Semi-public (via API)
Sentix Index	Granulaire	Hebdomadaire	Sentix GmbH	Gratuit

Note : ces indicateurs sont décrit au chapitre 4.1

Ces deux familles d’indicateurs reposent sur des mécanismes de perception et de transmission de l’information distincts, mais complémentaires. Les premiers reflètent généralement le sentiment explicite et stabilisé des investisseurs via des canaux institutionnalisés ; les seconds captent des comportements réactifs, souvent émotionnels, en lien avec les dynamiques d’attention ou de mimétisme. La littérature souligne que leur usage combiné permet de mieux appréhender la dynamique des marchés, en particulier dans les environnements incertains ou faiblement régulés (Smales, 2014 ; Urquhart, 2018).

L’étude de Baker et Wurgler (2006) met en lumière l’influence notable du sentiment des investisseurs sur la valorisation des actifs, notamment les actions des petites entreprises, des sociétés jeunes et volatiles. Ils montrent que lorsque le sentiment est particulièrement positif, ces actions tendent à être surévaluées, ce qui conduit à des rendements futurs plus faibles. À l’inverse, un sentiment négatif se traduit par une sous-évaluation de ces actifs, offrant ainsi de meilleures perspectives de rendements. Leur analyse empirique repose sur un indice de sentiment qui agrège différentes variables reflétant l’optimisme ou le pessimisme des investisseurs. Ils concluent que les marchés ne réagissent pas uniquement aux fondamentaux économiques, mais sont également influencés par des facteurs comportementaux, générant ainsi des inefficiences temporaires. Suite à ces études, la psychologie de l’investisseur devient indissociable des fluctuations des prix des actifs. Il en devient donc primordial de connaître quels sont les facteurs qui impactent le sentiment des investisseurs ainsi que l’impact concret de celui-ci sur les marchés.

Dans cette même perspective, les recherches de Salur (2013) explorent cette connexion entre le moral des investisseurs et les variations de prix, soulignant l’importance cruciale des indicateurs de sentiment, directs ou indirects. Notamment, l’indice de Baker & Wurgler (2006) ou le ratio

put/call s'avèrent être des instruments utiles pour évaluer l'optimisme ou le pessimisme des investisseurs sur les marchés. Ces indicateurs permettent, en particulier, de saisir les effets de l'excès de confiance ou de la panique collective, fréquemment constatés lors des fluctuations du S&P 500.

Une différence essentielle est faite entre les attitudes des investisseurs institutionnels et individuels. Alors que les premiers ont tendance à ajuster leurs choix d'investissement selon des modèles quantitatifs et des prévisions rationnelles, les seconds sont plus réceptifs aux émotions et aux dynamiques de marché influencées par les médias ou les tendances générales. Cet écart dans les stratégies d'investissement peut engendrer des distorsions passagères des prix des actifs, générant ainsi des occasions d'arbitrage pour les traders exploitant ces biais comportementaux.

De plus, l'étude révèle que les périodes de sentiment extrême, qu'il s'agisse d'euphorie ou de panique, entraînent une volatilité accrue et peuvent avoir des effets auto-amplifiés sur les prix. Autrement dit, un optimisme excessif pousse les investisseurs à acheter massivement, gonflant ainsi les valorisations au-delà des fondamentaux économiques, alors qu'un pessimisme excessif peut provoquer une sous-évaluation excessive du marché.

La contribution des résultats des analyses basées sur l'impact de la psychologie des investisseurs est fondamentale dans la compréhension des mécanismes d'inefficience du marché. Contrairement à la théorie classique de l'efficience des marchés (Fama, 1970), qui suppose que les prix reflètent instantanément toute information disponible, ces constatations suggèrent que des anomalies comportementales peuvent engendrer des écarts de valorisation, expliquant ainsi la pérennité des bulles spéculatives et des krachs.

En appliquant ces éléments à l'analyse des cryptomonnaies, il devient pertinent de se questionner sur la similarité du sentiment des investisseurs entre les marchés boursiers traditionnels et le marché des cryptomonnaies. Les cryptomonnaies, en raison de leur volatilité extrême et de leur absence de régulation centralisée, sont potentiellement encore plus sensibles à ces effets de sentiment.

Afin de mieux comprendre les dynamiques de sentiment observées, il est essentiel de comparer la structure des marchés traditionnels et celle des cryptomonnaies. Cette comparaison s'articule

autour de quatre dimensions clés : la régulation, la profondeur de marché, le profil des investisseurs, et les mécanismes de formation des prix.

Une analyse comparative plus approfondie entre le marché des crypto-monnaies et les marchés financiers classiques (Chen et al., 2019) relève des différences assez notoires en termes de réglementation, de structure, de mécanismes de détermination des prix et de comportements des investisseurs.

Premièrement, la réglementation constitue un facteur de différenciation primordial. Les marchés traditionnels sont soumis à une certaine surveillance par des organismes comme la SEC aux États-Unis ou l'ESMA en Europe, le secteur des crypto-monnaies, lui, évolue plutôt dans un environnement réglementaire encore en développement de par son émergence assez récente. Cependant, avec l'adoption croissante des actifs numériques par les régulateurs et les institutions financières, on observe une institutionnalisation progressive du marché, illustrée notamment par l'approbation de fonds négociés (ETF) et l'instauration de produits dérivés tels que les contrats à terme sur Bitcoin et Ethereum.

Deuxièmement, sur le plan de la liquidité, les marchés traditionnels bénéficient d'un écosystème de trading bien établi, avec des places de marché centralisées (NYSE, NASDAQ, Euronext) et des teneurs de marché garantissant une profondeur de marché importante. Malgré le fait qu'elle a été fragmentée par le passé, la liquidité des crypto-monnaies s'améliore grâce à l'introduction de ces contrats à terme et des ETF, qui contribuent à stabiliser les écarts de prix entre les différentes plateformes d'échange (Binance, Bybit, Coinbase,...). L'arbitrage entre les plateformes d'échange réduit ainsi les disparités de cotation, ce qui modère en partie la volatilité excessive qui caractérise toujours ces actifs.

En ce qui concerne la formation des prix, les marchés boursiers sont majoritairement influencés par les fondamentaux économiques des entreprises (bénéfices, croissance, taux d'intérêt), tandis que les crypto-monnaies qui étaient soumises à des facteurs plutôt spéculatifs (car ils ne versent pas de dividendes) et comportementaux prédominants. Cependant, avec l'arrivée massive des investisseurs institutionnels, les crypto-actifs commencent à adopter des dynamiques plus proches de celles des actifs traditionnels, avec une corrélation accrue entre le Bitcoin et des indices comme le S&P 500. De plus, l'essor des produits dérivés et de la finance décentralisée

(DeFi) aide à structurer davantage le marché, en offrant des instruments de couverture et en changeant la gestion des risques sur ce marché.

Enfin, les comportements des investisseurs ont également connu une évolution. Alors que le marché des crypto-monnaies était principalement dominé par des investisseurs particuliers, très sensibles aux tendances des réseaux sociaux et aux effets de mode (Urquhart, 2018 ; Kristoufek, 2013), des acteurs majeurs et les institutionnels détiennent une part croissante de l'offre du Bitcoin et d'autres crypto-monnaies majeures (Bouri et al., 2021 ; Beckmann et al., 2023). Cette institutionnalisation croissante a conduit à une convergence partielle des stratégies d'investissement entre le marché des crypto-monnaies et celui des actifs traditionnels, bien que les cryptomonnaies conservent des périodes de volatilité accrue liées à leur caractère encore émergent (Bouri et al., 2021 ; Beckmann et al., 2023). Il est donc toujours nécessaire, à l'heure actuelle de scinder les méthodes de travail sur ces deux marchés et de finalement trouver un moyen de corréliser les impacts du sentiment sur ces deux marchés.

2.1. Sentiment sur les marchés boursiers (S&P 500)

Suite aux nombreuses études mettant en évidence le rôle potentiel du sentiment des investisseurs dans la dynamique des marchés financiers, il est pertinent de poursuivre les recherches afin de déterminer si certaines de ces variations de sentiment accompagnent les fluctuations significatives des rendements des actifs.

Les actions de petite taille ont tendance à réagir vivement aux mouvements du marché. Leur faible liquidité et leur moindre exposition aux flux institutionnels les rendent plus sensibles aux changements de climat. À l'inverse, celles qui composent le **S&P 500** paraissent plus stables. Ce n'est pas un hasard. Elles sont suivies de près par les investisseurs professionnels, qui raisonnent en termes de valorisation, de modèle, de stratégie à long terme. D'après Lemmon et Portniaguina (2006), cette présence institutionnelle contribue à amortir les fluctuations dans l'indice.

Cela dit, cette stabilité reste relative. Le sentiment des investisseurs joue un rôle, en particulier dans les périodes d'incertitude. Il suffit de regarder comment réagissent les marchés quand les indices de confiance des consommateurs, comme ceux du Conference Board ou de l'Université du Michigan, évoluent fortement. Une hausse rapide de la confiance entraîne souvent une

poussée sur les actions. L'effet est généralement court. Mais il est là. À l'inverse, quand l'optimisme chute, le marché baisse, parfois sans que les fondamentaux aient changé.

Sur le temps long, ces effets s'effacent. Les bénéfices, les taux, la croissance attendue – tout cela finit par reprendre le dessus. Le sentiment, lui, reste en toile de fond. Il n'est pas négligeable, mais il module plutôt qu'il ne dirige. Dans ce sens, Shiller (2003) et Tetlock (2007) parlent d'un facteur psychologique amplificateur, surtout quand les récits médiatiques se répandent vite.

D'autres chercheurs (Baker & Wurgler, 2006 ; Da et al., 2015) ont montré que ces dynamiques sont particulièrement marquées sur certains types d'actions, mais qu'elles n'épargnent pas les grands indices. Le lien entre sentiment et prix existe, même dans les segments réputés rationnels.

Les analyses utilisées précédemment dans ce chapitre (Lemmon & Portniaguina, 2006; Lis, 2024) permettent de scinder les deux scénarios de marchés. Dans le cas d'un marché haussier, l'augmentation de l'optimisme des investisseurs peut créer une euphorie temporaire sur les marchés entraînant une surévaluation des marchés suivie par une éventuelle correction du prix car celui-ci finit par dépasser les fondamentaux économiques réels. Cet excès d'optimisme crée donc une sorte de bulle spéculative temporaire d'autant plus lorsque celle-ci est alimentée par les médias financiers ou encore des recommandations d'analystes. Ces hausses de prix en deviennent même parfois non-justifiées, ce qui cause justement la correction en question.

Sur le long terme, le sentiment des investisseurs seul ne peut pas prédire le prix des actions mais agit comme un indicateur avancé utile afin d'anticiper les cycles économiques et les tendances sur le S&P500. Lorsque la confiance des investisseurs est durablement élevée, ceci est souvent synonyme d'une croissance économique stable, soutenant les prix des actions de l'indice (Lemmon & Portniaguina, 2006 ; Da et al., 2015). À l'inverse, ceci peut traduire une confiance dégradée et de ce fait, un ralentissement économique ayant un impact sur les actions de l'indice (Baker & Wurgler, 2007 ; Smales, 2014).

2.2. *Sentiment sur le marché des cryptomonnaies (Bitcoin)*

Il est également possible de reconnaître l'impact du sentiment des investisseurs sur le marché des cryptomonnaies (Anamika et al., 2021). La mesure du sentiment sur ce marché est d'autant

plus importante car le bitcoin peut être considéré comme, finalement, ayant une valeur fondamentale très difficile à définir et parfois même décrite comme nulle car il ne génère pas de flux de trésorerie futur (aucun dividende n'est versé comme c'est le cas pour les actions et ni d'intérêts comme pour les obligations) (Wu et al., 2024). Cependant, Wu et al. (2025) avancent une approche axée sur le comportement selon laquelle la vraie valeur du Bitcoin serait associée à des facteurs non financiers, comme l'augmentation du nombre d'utilisateurs actifs ou la puissance de calcul du réseau. Malgré cet essai de modélisation, leurs découvertes révèlent que les variations des prix du Bitcoin sont en grande partie dictées par des dynamiques spéculatives, renforcées par des comportements d'imitation, en particulier la peur de rater une occasion (en anglais, Fear Of Missing Out, FOMO).

Le Bitcoin est porteur d'une propriété de rareté algorithmique, introduite par les fondateurs du code limitant son offre totale à 21 millions d'unités. Cette contrainte d'émission nourrit les perceptions d'un actif de réserve de valeur, dans un monde où la défiance à l'égard des monnaies fiduciaires s'accroît. Une partie des investisseurs semble aujourd'hui y voir un actif décorrélé, un actif-papier remplaçant le bon vieux papier, susceptible de servir de couverture contre l'inflation, ou l'instabilité des indicateurs macroéconomiques. C'est dans cette optique que le mot d'ordre de « digital gold » s'est progressivement imposé dans les médias et au sein de l'institutionnel. Cette comparaison reste cependant discutable au regard de la fonction première envisagée du Bitcoin par ses concepteurs.

Conçu dans le white paper fondateur de Nakamoto (2008) comme un système de paiement pair-à-pair alternative aux infrastructures bancaires, le Bitcoin mériterait une adoption transactionnelle fondée sur des logiques d'efficience, de rapidité et de désintermédiation. Mais dans les faits, l'utilisation réelle du Bitcoin comme monnaie transactionnelle reste anecdotique : la volatilité du cours et les coûts de transaction conduisent à un usage limité pour de tels paiements. La valorisation spéculative, régie par la couverture médiatique, offre plutôt un champ d'opportunités de gains aux investisseurs, versant la monnaie vers une fonction spéculative dominante. Cette évolution s'éclaire de manière plus convaincante par l'attrait d'investir des valeurs dans un marché immobilier s'effondre plutôt que par une logique d'utilité monétaire.

De plus, l'analogie du Bitcoin avec une monnaie refuge est soumise à discussion puisque, contrairement à l'or qui est un actif tangible sans contrepartie de crédit, la valeur du Bitcoin repose uniquement sur la croyance collective en sa rareté et son potentiel disruptionnel, ce qui fait dire à Baur et Lucey (2010) qu'une réserve de valeur crédible doit être relativement stable et largement acceptée, deux caractéristiques que le Bitcoin ne détient que partiellement. Dans cette dynamique, la question du sentiment est centrale. Selon Chen et al. (2019), la dynamique du prix du Bitcoin semble davantage dictée par des investisseurs particuliers, dont les décisions sont corrélées à des contenus viraux, des annonces et mimétismes, qu'à une analyse rationnelle et visionnaire de la rareté. Le Bitcoin est un actif non pas fondamentalement rationnel, mais fondamentalement narratif, parce que sa valeur réside en très grande partie dans la construction sociale qui le contient, tel que présenté par Shiller (2017).

Au même titre que les indices de sentiment développés par la Conference Board ou l'Université du Michigan pour les marchés boursiers américains, le sentiment des investisseurs peut également être mesuré à l'aide de la base de données Sentix. Cet indicateur, conçu par une société de recherche financière spécialisée, évalue le moral et les attentes des investisseurs. Il repose sur des enquêtes hebdomadaires menées auprès d'un panel diversifié d'investisseurs institutionnels et particuliers répartis à l'échelle mondiale. La réponse à cette enquête sera traduite en un score de sentiment allant de -1 (extrêmement négatif) à +1 (extrêmement positif). Celui-ci peut représenter à la fois le sentiment des investisseurs institutionnels et particuliers. Cette base de données est à l'origine des recherches établies par Anamika et al. (2021).

Très logiquement, le sentiment positif reflète une augmentation des prix car les investisseurs anticipent de potentiels mouvements haussiers, souvent accompagné de beaucoup de posts sur les réseaux sociaux renforçant cette confiance (Chen et al., 2019). Les investisseurs sont donc susceptibles d'acheter à des prix bien plus élevés. Au contraire, un sentiment négatif est souvent traduit par une chute des prix du Bitcoin, les investisseurs deviennent prudents et veulent se protéger contre une chute potentielle des prix. Ce sentiment négatif peut devenir un sentiment de panique générale au même titre qu'un sentiment positif peut entraîner de l'euphorie sur le marché. Ces niveaux extrêmes d'émotion, pouvant être perçus comme disproportionnés par rapport aux fondamentaux économiques, sont caractéristiques de ce marché. Au contraire du S&P500, le marché des cryptomonnaies ne sont pas modérés par les régulations et la grande liquidité des marchés traditionnels. L'étude de Bijl et al. (2016) a démontré la corrélation entre

les chutes brutales du Bitcoin et les pics de recherches sur Google de termes financiers anxigènes.

Il est aussi intéressant de noter une certaine corrélation entre le sentiment des investisseurs sur les marchés boursiers, notamment via l'indice de Baker-Wurgeler ainsi que l'indice de volatilité VIX¹, et le prix des cryptomonnaies. La constatation est qu'un sentiment baissier sur les marchés boursiers est régulièrement associé à une augmentation du prix du Bitcoin. Ce phénomène renforce d'une certaine manière l'analogie de valeur refuge du Bitcoin. Lorsque le sentiment diminue et que les marchés boursiers subissent des chutes sur le court terme, ce secteur peut bénéficier de flux de capitaux faisant augmenter leur prix.

C'est lors de périodes de forte volatilité, ou encore, lors de crises économiques que l'impact du sentiment sur le bitcoin est d'autant plus important. Les mouvements d'euphorie ou de panique collective peuvent causer de grosses fluctuations sur le prix des cryptomonnaies. Ces fluctuations sont la preuve qu'en plus des fondamentaux économiques, le sentiment des investisseurs (représentant la psychologie et le comportement des investisseurs) est un facteur non négligeable dans l'évolution des prix des cryptomonnaies.

La littérature sur les émotions en finance classique (Barberis et al., 1998 ; Baker & Wurgler, 2007) ainsi que celles sur les spécificités des crypto-actifs (Corbet et al., 2018 ; Urquhart, 2018), ne se consacre que peu aux ponts et aux dynamiques structurelles, comportementales et temporelles qui peuvent lier ces deux univers. Nuisent à ce constat le peu d'études sur les mécanismes de la volatilité croisée et l'impact des sentiments agrégés sur le même marché, d'une part, et leur trop rare attention portée à la coévolution des signaux de sentiments des actifs numériques vis-à-vis de ceux des marchés boursiers, d'autre part, d'où la question de leur capacité à générer des spillovers, qu'ils soient symétriques ou non, dans un cadre intersectoriel et temporel.

¹ Le VIX est un indicateur de volatilité du marché financier américain. Il est établi quotidiennement par le Chicago Board Options Exchange. Cet indice est calculé en faisant la moyenne des volatilités annuelles sur les options d'achat et les options de vente sur l'indice Standard & Poor's 500. (wikipedia.org, consulté le 29/03/2025)

En somme, la littérature met en relief de nombreux mécanismes comportementaux de marché dans un même univers, mais semble réserver la discussion de leur articulation entre les marchés traditionnels et ceux des crypto-actifs par le biais du sentiment, de la diffusion de la volatilité conditionnelle et du passage d'informations inter-marchés au champ d'une future recherche.

C'est dans cette optique qu'il s'agit d'étudier la façon dont le sentiment des investisseurs circule-t-il entre ces marchés, et selon quelles modalités.

Une analyse plus détaillée de la comparaison du sentiments des investisseurs sur les deux marchés est présentée en annexe 1.

3. Analyse des corrélations de sentiment

Depuis quelques années, l'émergence et l'adoption croissante des cryptomonnaies par un large public ainsi que les institutionnels ont permis de mettre en lumière une interconnexion de plus en plus forte entre les cryptomonnaies et les actions traditionnelles (Adrian, Iyer, & Qureshi, 2022). Il en ressort principalement quatre types de corrélations de sentiment : les corrélations simultanées, lorsque le sentiment change au même moment pour les deux marchés, les corrélations décalées, lorsque le sentiment sur un marché est précurseur pour l'autre, les corrélations en phase extrême de panique ou d'euphorie et enfin, les corrélations différenciées en fonction du profil des investisseurs.

3.1. Corrélations simultanées

Cet effet apparaît lorsque l'optimisme ou le pessimisme des investisseurs évoluent de la même manière, sur une certaine période de temps, entre les deux marchés. Cela est souvent dû à des nouvelles ou encore un contexte économique particulier provoquant une synchronisation des états d'esprits des investisseurs aussi bien sur les marchés boursiers traditionnels que sur le marché des cryptomonnaies. Ces contextes économiques peuvent être un accommodement de politique monétaire par exemple. Dans le cas inverse, une mauvaise nouvelle macroéconomique pourrait déclencher un pessimisme généralisé sur les deux marchés, entraînant une chute du prix des actifs dans ces deux marchés.

De récentes données empiriques (*Crypto Prices Move More in Sync With Stocks, Posing New Risks*, 2022) confirment l'existence de cette corrélation simultanée des sentiments des investisseurs. Avant la pandémie de 2020, Bitcoin n'affichait presque aucune corrélation avec

le S&P 500 (un coefficient de corrélation d'à peine 0,01 entre 2017 et 2019). Cependant, après mars 2020, avec les mesures de relance monétaire et l'augmentation de l'appétit pour le risque, Bitcoin et le S&P 500 ont commencé à évoluer ensemble, la corrélation quotidienne atteignant environ 0,36 durant la période 2020-2021. Cette hausse notable indique que ces deux actifs étaient beaucoup plus souvent alignés qu'auparavant, reflétant un sentiment de marchés globalement synchronisés des deux côtés. Cette corrélation accrue s'observe aussi à l'échelle internationale : la corrélation entre Bitcoin et les indices boursiers des marchés émergents a augmenté de manière similaire (par exemple environ 0,34 en 2020-2021) en raison de l'adoption massive des cryptomonnaies.

Cette convergence de sentiments fait désormais de Bitcoin un actif dont le comportement se rapproche de plus en plus des actifs risqués traditionnels. En effet, Bitcoin tend à réagir comme un actif « risk-on », plutôt recherché en période de confiance économique ou encore d'optimisme de marché, avec une corrélation aux actions qui dépasse même celle entre les actions et certains actifs refuges classiques (comme l'or ou les obligations de qualité). Cela signifie que récemment, les mêmes facteurs de sentiment (par exemple, les craintes d'inflation ou au contraire l'euphorie liée à l'abondance de liquidités) affectent tant Wall Street que le marché des cryptomonnaies. Caferra (2022) souligne que le sentiment de marché joue un rôle clé dans la connexion entre le marché boursier et le marché des cryptomonnaies.

En pratique, cela signifie qu'un changement d'humeur des investisseurs tels qu'un optimisme généralisé ou au contraire aversion au risque, se répercute simultanément sur les deux marchés, créant une corrélation positive de leurs mouvements de prix. Par exemple, lors des annonces des plans de relance en 2020, un vent d'optimisme a soufflé à la fois sur le S&P 500 et Bitcoin, contribuant à une hausse conjointe de leurs cours. À l'inverse, à la fin 2021, lorsque les anticipations de resserrement monétaire ont érodé la confiance, un recul synchronisé des marchés boursiers et des cryptomonnaies s'est produit, les deux classes d'actifs subissant le même climat de prudence.



Figure 1: Similitude dans les mouvements du prix du S&P500 et du Bitcoin sur des périodes spécifiques

Cette corrélation de sentiment a des implications importantes sur les prix et la gestion de portefeuille. D'une part, elle réduit les bénéfices de diversification que l'on pouvait attendre de Bitcoin : en période normale, environ 46 % de la variance des rendements de Bitcoin et d'un indice de sentiment boursier se chevauchent (mesure de connectivité moyenne), et plus récemment, Bitcoin se corréle davantage aux actions qu'à d'autres actifs non corrélés. D'autre part, elle reflète une interdépendance croissante entre cryptomonnaies et actions, ce qui inquiète les autorités en termes de contagion financière. En effet, si le sentiment des investisseurs devient négatif simultanément sur tous les marchés, des ventes massives coordonnées peuvent amplifier un krach. De même, un engouement généralisé peut créer des bulles synchronisées. Ainsi, la corrélation simultanée de sentiment montre que Bitcoin n'est plus un "objet financier isolé" : il réagit souvent en tandem avec les actions aux nouvelles et aux changements d'humeur du marché global, ce qui se reflète directement sur l'évolution de ses prix.

3.2. Corrélations décalées

Les corrélations décalées de sentiment font référence aux situations où le sentiment des investisseurs sur un marché précède et influence, avec un certain délai, les mouvements de prix sur un autre marché. Cela signifie que le décalage temporel peut être de l'ordre de quelques heures, jours ou semaines. En pratique, cela implique que les indicateurs de sentiment provenant d'un marché "leader" peuvent se propager à un autre marché, qui réagit avec un certain retard. Ces dynamiques de chef de file et de suiveur entre marchés reflètent des flux d'informations et

une psychologie des investisseurs qui ne sont pas toujours synchrones mais restent bien connectés. Plusieurs études récentes ont mis en lumière de tels effets de propagation.

Par exemple, Yousaf et al. (2022) ont montré qu'un indice de sentiment basé sur Twitter pour le S&P 500 joue un rôle de transmetteur net de chocs vers d'autres marchés financiers, notamment lors de mouvements extrêmes. En d'autres termes, le sentiment des investisseurs en bourse peut précéder et prédire les variations sur d'autres types d'actifs. Il a été observé que ce baromètre de sentiment boursier, lorsqu'il fluctue fortement, influence ultérieurement les rendements d'autres classes d'actifs (comme les matières premières, les obligations, et possiblement les cryptomonnaies) plus qu'il n'est lui-même influencé en retour.

La propagation peut aussi se faire en sens inverse : le marché crypto, qui fonctionne 24h/24 et intègre souvent rapidement certaines nouvelles ou rumeurs, peut servir d'indicateur avancé pour le marché des actions. Par exemple, Su & Li (2020) ont démontré que, en moyenne, le Bitcoin était une importante source de transmissions de sentiment vers d'autres actifs traditionnels (dans leur étude, le pétrole brut et l'or), ces derniers recevant le sentiment émanant du marché crypto plutôt que l'inverse. Transposé aux actions, cela signifie que les fluctuations de sentiment du marché crypto peuvent devancer des mouvements sur les marchés boursiers.

Un exemple concret est le week-end du 10-11 juin 2022, lorsque le marché des cryptomonnaies a brutalement chuté en l'absence de cotation boursière (les marchés financiers étant fermés le week-end): le lundi suivant, à l'ouverture de Wall Street, les valeurs technologiques sensibles à l'«appétit pour le risque» ont accusé le coup, reflétant en partie l'atmosphère négative qui s'était manifestée sur le Bitcoin et les cryptos durant le week-end. De même, certaines annonces spécifiques au monde crypto (comme la faillite d'une grande plateforme ou l'adoption du Bitcoin par une entreprise cotée) peuvent d'abord influencer le sentiment et les prix du Bitcoin, puis provoquer un mouvement de contagion sur les marchés financiers traditionnels si les investisseurs y voient un signal de risque systémique ou de changement de paradigme.

Des analyses économétriques confirment l'existence et l'intensification récente de ces interactions mutuelles. Le Fonds Monétaire International a noté que les interdépendances de prix et de volatilité entre le Bitcoin et les actions se sont considérablement accrues en 2020-2021 par rapport à la période précédente. Leurs recherches indiquent que, au plus fort de la pandémie, jusqu'à un sixième de la volatilité du S&P 500 pouvait s'expliquer par la volatilité

du Bitcoin, et environ un dixième de la variation quotidienne du S&P 500 trouvait son origine dans les mouvements du Bitcoin. Réciproquement, les chocs sur le S&P 500 avaient une influence de magnitude comparable sur le Bitcoin. (Tobias et al., 2022)

Concrètement, cela signifie qu'une chute brutale du Bitcoin peut accroître l'aversion pour le risque des investisseurs en actions et provoquer une baisse des marchés boursiers, alors qu'un krach boursier peut, en retour, renforcer la défiance à l'égard des cryptos. Ce jeu de dominos retardé illustre bien la transmission du sentiment d'un marché à l'autre : un fort pessimisme d'un côté (crypto ou actions) ne reste pas limité à ce marché, mais se répand à travers tout l'écosystème financier. Pendant des périodes calmes, le leadership peut être moins marqué ou variable; mais en temps de stress ou de nouvelles importantes, un marché peut clairement prendre de l'avance sur l'autre dans sa réaction émotionnelle.

Bouri et al. (2021) ont aussi montré que les liens de causalité entre le Bitcoin et les indices boursiers peuvent varier selon les périodes et les fréquences d'analyse, ce qui suggère que tantôt le Bitcoin réagit au S&P 500 avec retard, tantôt l'inverse, en fonction du contexte économique et de la nature des nouvelles. En somme, les corrélations décalées soulignent que le timing des réactions de sentiment peut différer entre cryptos et actions : l'un peut prendre l'initiative et l'autre suivre, avec un impact observable sur les prix quelques temps après.

3.3. *Corrélations en phases extrêmes*

Les corrélations de sentiment prennent une dimension particulière lors des phases de marché extrêmes, marquées par une forte panique ou, au contraire, une euphorie débridée. Dans ces contextes, les comportements des investisseurs tendent à s'uniformiser, guidés par des émotions collectives intenses. Cette homogénéisation entraîne une synchronisation accrue des actifs risqués — un phénomène bien connu dans la littérature, où l'on considère que « lors des krachs, toutes les corrélations tendent vers 1 » (Yousaf et al., 2022).

Les données empiriques confirment cette amplification. En étudiant les queues extrêmes de distribution, Yousaf et al. (2022) montrent que le niveau de connectedness entre un indice de sentiment du S&P 500 et d'autres actifs atteint jusqu'à 82 %, contre 46 % en régime normal. En d'autres termes, les chocs émotionnels intenses, qu'ils soient liés à la peur ou à l'euphorie, renforcent la contagion entre marchés. L'impact du sentiment sur les prix est alors démultiplié,

et les fluctuations du Bitcoin et du S&P 500 deviennent presque solidaires, portées par une émotion dominante.

Les événements récents illustrent ces résultats. En mars 2020, au début de la crise du COVID-19, le S&P 500 a perdu 34 % et le Bitcoin plus de 50 %, sans lien économique direct entre le virus et la technologie blockchain. Il s'agissait d'une panique globale, dont les effets ont été renforcés par la synchronisation des ventes (Yousaf, Yarovaya & Lau, 2022 ; FMI, 2022). De même, début 2021, lorsque le Bitcoin a atteint des sommets historiques avant de chuter brutalement, certains segments du marché actions — notamment les valeurs technologiques à forte composante spéculative — ont suivi une dynamique parallèle, nourrie par un sentiment d'exubérance, puis d'inquiétude (Tobias et al., 2022).

Ces observations confirment l'idée que les phases de stress ou d'euphorie financière tendent à aligner les mouvements d'actifs via des mécanismes de sentiment. Lors des paniques, les investisseurs liquident en bloc ; en phase d'euphorie, l'optimisme se propage rapidement à plusieurs marchés, parfois indépendamment de leurs fondamentaux.

3.4. *Corrélations selon le type d'investisseur*

La nature des investisseurs présents sur un marché influence profondément la dynamique du sentiment. On distingue généralement les investisseurs particuliers (« retail ») des institutionnels, dont les comportements diffèrent sensiblement. Cela a un effet direct sur la propagation du sentiment entre les marchés.

Les particuliers, souvent moins expérimentés et disposant de portefeuilles modestes, sont plus exposés aux biais comportementaux. Leur prise de décision repose fréquemment sur des émotions et des récits collectifs amplifiés par les médias ou les réseaux sociaux (De Bondt & Thaler, 1985 ; Barber & Odean, 2008 ; Bollen et al., 2011). Ils réagissent vivement aux nouvelles publiques, ce qui entraîne des mouvements de prix souvent excessifs. La flambée du Bitcoin fin 2017, alimentée par la peur de rater une opportunité (FOMO), illustre bien ce phénomène, avec une envolée à 20 000 \$ sans équivalent sur les marchés actions (Urquhart, 2018).

Les investisseurs institutionnels, en revanche, disposent de ressources supérieures et d'un horizon de gestion plus long. Leurs décisions sont généralement fondées sur des analyses

fondamentales ou quantitatives, et moins influencées par le climat émotionnel ambiant (Barberis et al., 1998 ; Beckmann et al., 2023). En période de stress, ils peuvent adopter des comportements contracycliques : par exemple, en mars 2020, alors que les particuliers liquidaient leurs cryptomonnaies, certains institutionnels ont profité des prix bas pour accumuler du Bitcoin dans une logique d'anticipation (Adrian et al., 2022).

Cette distinction a des implications directes pour la corrélation de sentiment entre actifs. Lorsque les particuliers dominent le marché crypto, des dynamiques de bulles ou de panique peuvent émerger sans impact sur les marchés d'actions, majoritairement institutionnels. Inversement, avec la montée en puissance des institutionnels dans les cryptomonnaies à partir de 2020, la corrélation entre Bitcoin et S&P 500 s'est accrue, car les décisions de portefeuille globales affectent simultanément les deux classes d'actifs.

Deux épisodes récents illustrent cette évolution : en 2017, le marché crypto, largement dominé par les particuliers, a connu une envolée isolée ; en revanche, entre 2020 et 2022, Bitcoin et actions ont évolué de manière synchronisée, aussi bien à la hausse qu'à la baisse, dans un contexte de gestion intégrée des risques et de repositionnement global.

Comprendre la structure des investisseurs devient alors essentiel pour interpréter les corrélations de sentiment : plus le marché est institutionnalisé, plus les sentiments se propagent entre classes d'actifs. Lorsque les particuliers sont dominants, des écarts ou des ruptures de corrélation peuvent apparaître temporairement.

3.5. *Transmission asymétrique du sentiment*

Plusieurs études soulignent que le sentiment dominant sur les marchés traditionnels peut se répercuter sur les actifs cryptographiques. Anamika et al. (2021) montrent que les indices de sentiment comme le VIX ou l'indice Baker-Wurgler influencent de manière significative les rendements du Bitcoin, notamment dans des périodes de tension. L'effet est particulièrement observable lors de phases de stress global, comme en mars 2020 : tandis que les marchés actions s'effondraient, une demande pour le Bitcoin est apparue, parfois interprétée comme une recherche de valeur-refuge. Toutefois, cette hypothèse reste contestée, car la volatilité élevée et la composante spéculative du Bitcoin limitent sa fonction stabilisatrice (Corbet et al., 2020 ; Klein et al., 2018).

La littérature décrit donc une transmission asymétrique du sentiment : les marchés traditionnels influencent les cryptomonnaies plus qu'ils n'en reçoivent les signaux. Anamika et al. (2021) montrent, via des régressions multivariées, que le VIX affecte positivement les rendements du Bitcoin, un effet également repéré sur l'Ethereum et le Litecoin, mais pas sur le Bitcoin Cash. De même, l'indice de sentiment Baker-Wurgler présente un effet négatif et significatif sur les rendements du Bitcoin (coef. -0.557, $p < 0.05$), suggérant une tendance des investisseurs à se tourner vers les cryptomonnaies en période d'aversion au risque (Bouri et al., 2017 ; Gurdgiev & O'Loughlin, 2020).

Malgré la montée en puissance du Bitcoin comme classe d'actifs à part entière, son rapport avec les marchés boursiers reste asymétrique : les actions influencent fortement les cryptos, mais l'inverse reste limité, comme l'illustrent les travaux d'Anamika et al. (2021) à travers des réponses impulsionnelles asymétriques.

3.6. *Le Bitcoin comme émetteur de sentiment*

La plupart des travaux empiriques confirment que le sentiment issu des marchés traditionnels influence significativement les actifs cryptographiques. En particulier, les chocs émotionnels captés par le VIX ou l'indice Baker-Wurgler se répercutent sur les rendements du Bitcoin, en accentuant ses phases haussières ou baissières selon le climat global (Anamika et al., 2021 ; Bouri et al., 2022). Cette sensibilité du Bitcoin au sentiment boursier semble renforcée lors des périodes de stress, comme en mars 2020, où les marchés ont réagi de manière quasi-simultanée sous l'effet d'une peur systémique.

En revanche, la question de savoir si le Bitcoin peut, à son tour, agir comme transmetteur de sentiment vers les marchés traditionnels reste plus controversée. Plusieurs études suggèrent que l'impact du Bitcoin sur le S&P 500 est relativement marginal. Corbet et al. (2018) et Baruník et al. (2018) observent que les indices boursiers majeurs restent peu sensibles aux dynamiques cryptographiques, sauf à très court terme, et que l'effet s'atténue rapidement. Urquhart (2018) souligne par ailleurs que les mouvements du Bitcoin sont largement déconnectés des fondamentaux économiques, ce qui réduit leur influence sur des marchés structurés autour de logiques fondamentales, comme c'est le cas pour les actions.

Ce déséquilibre s'explique en partie par la différence de profil des investisseurs présents sur chaque marché. Le S&P 500, largement détenu par des institutions à long terme, réagit moins

aux récits émotionnels, tandis que le marché des cryptomonnaies est plus exposé aux comportements mimétiques et aux effets de foule amplifiés par les réseaux sociaux (Chen et al., 2019 ; Mai et al., 2018).

Pour autant, plusieurs recherches nuancent cette asymétrie. Soomro et al. (2021) montrent que certains segments du marché boursier américain réagissent, dans une certaine mesure, à l'euphorie générée par le Bitcoin. Par exemple, les secteurs de la santé ou de la consommation discrétionnaire présentent des réactions temporaires à l'optimisme spécifique au marché crypto, bien que cet effet reste limité et unidirectionnel : le pessimisme, lui, ne déclenche aucune réponse significative.

D'autres travaux mettent en lumière le rôle croissant du Bitcoin dans les interconnexions financières au sens large. Giudici & Abu-Hashish (2022) soulignent que la position du Bitcoin dans les réseaux d'actifs devient plus centrale en période de forte volatilité, ce qui suggère une montée en influence temporaire sur certains indices boursiers. De même, Liu & Serletis (2022) constatent que, dans certaines configurations de marché, notamment lors de périodes de forte appréciation des cryptomonnaies, le Bitcoin exerce un effet perceptible sur les performances boursières, notamment sur les valeurs technologiques.

Ces résultats suggèrent que l'influence du Bitcoin sur les marchés traditionnels ne peut pas être totalement écartée. Même si elle reste limitée, elle peut apparaître dans certains contextes précis, souvent sur des secteurs particuliers et sur de courtes périodes. Ainsi, bien que le Bitcoin soit le plus souvent influencé par le sentiment des marchés boursiers, il arrive aussi qu'il envoie des signaux en retour. Cette interaction est rare, mais possible, surtout lorsque le Bitcoin occupe une place importante dans l'actualité financière ou dans les discours économiques du moment.

4. Analyse empirique conjointe : sentiment & rendements (2018 – 2025)

L'analyse présentée dans ce chapitre expose l'étude de la dynamique de corrélation et de contagion (spillover) sur différents horizons temporels entre les deux marchés étudiés dans ce mémoire par la construction d'indicateurs agrégés de sentiment pour les marchés boursiers traditionnels et le marché des cryptomonnaies.

Cette approche s'appuie sur une synthèse factorielle robuste et sur une modélisation rigoureuse de la dynamique temporelle.

Cette analyse empirique s’articule en trois volets complémentaires. Dans un premier temps, une étape constitue la construction d’un indicateur synthétique de sentiment pour chacun des deux marchés étudiés (les marchés traditionnels et le marché des cryptomonnaies). Celui-ci est élaboré à partir d’un ensemble d’indicateurs financiers spécifiques et agrégé via une analyse en composantes principales (ACP). Cette partie fera office de partie commune, utilisée dans les parties suivantes. La seconde étape consiste en l’estimation d’un modèle DCC-GARCH, permettant d’évaluer la dynamique temporelle de la corrélation conditionnelle entre les rendements hebdomadaires du Bitcoin et du S&P 500. Enfin, une analyse des effets de spillover est menée à partir d’un modèle VAR-GFEVD, permettant de quantifier les transmissions directionnelles entre les quatre dimensions clés du système : rendements et sentiments sur les marchés actions et cryptomonnaies. L’ensemble de ces analyses est conduit sur la période 2018–2025.

4.1. Partie commune

4.1.1. Présentation des données

Deux jeux de données ont été constitués pour les deux marchés. Chaque jeu regroupe plusieurs indicateurs représentatifs de dimensions psychologiques et de volatilité de ces marchés, conformément aux meilleures pratiques empiriques en finance comportementale (Baker & Wurgler, 2007 ; Bouri et al., 2021). Ces données couvrent une période allant de janvier 2018 à avril 2025.

1. Données de sentiment sur les marchés traditionnels

Variable	Source	Rôle théorique
VIX Close	CBOE	Mesure directe de l'aversion au risque du marché.
VIX Futures ADV	Bloomberg	Activité sur contrats futurs VIX, reflet de la couverture spéculative contre la volatilité.
SPX Options ADV	Bloomberg	Activité sur options S&P500, indicateur d’anticipation des variations extrêmes.
VIX Options ADV	Bloomberg	Volume sur options de volatilité pure.

Total Options	Bloomberg	Volume total sur options, proxy d'intensité spéculative.
Futures ADV	Bloomberg	Volume sur contrats futures généraux, indicateur de la participation institutionnelle.
AAII Bull–Bear Spread	AAII	Sentiment net des investisseurs particuliers (optimisme vs pessimisme).
BCI OECD	Bloomberg	Indicateur avancé du cycle économique mondial, reflétant les anticipations macroéconomiques générales.

L'ensemble de ces variables permettent de capter, à la fois l'humeur spéculative, l'aversion au risque ainsi que la conjoncture économique, les trois piliers majeurs du sentiment du marché (Baker & Wurgler, 2007 ; Da et al., 2015).

2. Données de sentiment du marché des cryptomonnaies

Variable	Source	Rôle théorique
Crypto Fear & Greed Index	Alternative.me	Mesure globale d'émotions sur les marchés crypto.
FundingRate Binance	Binance	Taux de financement des positions longues, indicateur de positionnement spéculatif sur Bitcoin.
Binance LongShort Ratio	Binance	Ratio positions longues/courtes, proxy de la directionnalité du marché.
DVOL Close	The Tie	Volatilité implicite crypto, proxy de stress latent.
Google Trend « Buy BTC »	Google Trends	Popularité des requêtes "acheter Bitcoin" : indicateur d'optimisme spéculatif.
Google Trend « Crash BTC »	Google Trends	Popularité des requêtes "krach Bitcoin" : mesure de la peur collective.

Ces variables couvrent les dimensions critiques de la psychologie crypto : émotion extrême, prise de levier, volatilité, attentes spéculatives, confirmées comme moteurs principaux par Liu & Tsyvinski (2021).

4.1.2. *Statistiques descriptives des données*

Avant d'exploiter les données dans les modèles économétriques, il est essentiel d'en présenter les principales caractéristiques statistiques. Les tableaux ci-dessous résument les statistiques descriptives des séries de sentiment et des rendements utilisés dans l'analyse, sur la période 2018–2025.

Les tableaux statistiques décrits dans ce chapitre sont repris dans l'annexe 2.

a) Sentiment – Marché des cryptomonnaies

Les indicateurs de sentiment crypto présentent une forte hétérogénéité en termes de moyenne et de dispersion. Certains indicateurs, comme le « Google Trend - Crash BTC », affichent une asymétrie positive élevée, traduisant une concentration des pics d'intérêt dans les périodes de chute du marché. D'autres, comme le « Funding Rate », montrent une distribution plus équilibrée mais avec une kurtose importante, signe de réactions spéculatives amplifiées.

b) Sentiment – Marché des actions

Les variables de sentiment du marché actions sont, dans l'ensemble, moins volatiles et plus symétriques. Le VIX et les volumes d'options présentent toutefois des queues épaisses (kurtose élevée), ce qui est cohérent avec leur sensibilité aux phases de stress. Ces propriétés statistiques justifient une normalisation préalable à toute analyse multivariée, notamment dans le cadre de l'ACP.

c) Rendements

Les rendements du Bitcoin sont en moyenne plus élevés que ceux du S&P 500, mais avec une volatilité environ quatre fois plus élevée (écart-type de 0,095 contre 0,024). La distribution du rendement BTC montre une kurtose importante (5,89), signe de rendements extrêmes fréquents, tandis que celle du S&P 500 présente une asymétrie négative et une kurtose encore plus marquée (10,32), confirmant la présence de chocs soudains côté actions également. Ces propriétés motivent pleinement l'usage de modèles GARCH dans la suite de l'analyse.

4.1.3. Méthodologie

Certaines variables présentaient des données manquantes, notamment à cause des fréquences de prélèvement des indicateurs qui sont différentes, à cause de la jeunesse du marché des cryptomonnaies ou encore des interruptions dans la disponibilité publique. Cependant, cette quantité de valeurs manquante était inférieure à 20%.

Afin de ne pas biaiser l'analyse, une imputation multiple par analyse en composante principale (ACP) a été réalisée (Josse & Husson, 2012). Le principe de cette méthode est de prédire les valeurs manquantes, de façon plausibles à partir d'un modèle qui prend en compte à la fois les similarités entre les individus et entre les variables.

Ces estimations ont été réalisées grâce au package R *missMDA*. Le nombre optimal de dimensions factorielles pour l'imputation (*ncp*) a été estimé par validation croisée (*estim_ncpPCA*). Les données étant de nature continue, l'imputation a été réalisée sur la base d'une ACP classique. Cette méthode conserve la structure corrélacionnelle entre variables, contrairement à une imputation simple par moyenne ou médiane (Josse & Husson, 2012).

Une analyse en composantes principales (ACP) peut maintenant être réalisée séparément sur les deux blocs (actions et cryptos) Afin de synthétiser les différentes dimensions comportementales contenues dans ces variables. Cette méthode permet de réduire la dimensionnalité tout en conservant l'essentiel de l'information retenue individuellement par chaque indicateur. Avant de réaliser l'ACP, toutes les variables ont été standardisées (centrées-réduites), afin d'éliminer les effets d'échelle et de variance.

4.1.4. Résultats

Comme détaillé dans la partie méthodologique, une analyse en composantes principales a été appliquée séparément aux jeux de données de sentiment pour chacun des deux marchés. Cette méthode a été retenue non seulement pour sa capacité à simplifier l'interprétation des données multidimensionnelles, mais aussi pour identifier les tendances dominantes qui traversent l'ensemble des variables comportementales mobilisées.

L'objectif ici n'était pas d'isoler une vérité psychologique unique, mais plutôt de construire un résumé robuste, cohérent statistiquement, de l'état d'esprit dominant des investisseurs sur chaque marché. La suite présente les résultats de cette réduction dimensionnelle, avec un intérêt

particulier porté à la première composante principale (PC1), qui condense la plus grande part d'information utile pour l'analyse dynamique.

La première composante principale dérivée du sentiment des actions explique **36,3 %** de la variance totale, tandis que la PC1 du sentiment des cryptomonnaies explique **31,3 %**. Ces chiffres sont conformes à la littérature sur les facteurs de sentiment, où les facteurs psychologiques sont souvent multidimensionnels par nature (Baker & Wurgler, 2006 ; Da et al., 2015). Par conséquent, bien que le PC1 ne capture pas toute la dynamique comportementale, il reste la principale source de variance et fournit un résumé robuste de l'information contenue dans les variables originales.

Pour aller plus en profondeur, en ce qui concerne le marché des actions, selon Jackson (1993), un seuil empirique de 30% est souvent jugé acceptable dans les sciences économiques pour conserver une composante dans une ACP. Pour le marché des cryptomonnaies, 31,3% est légèrement plus faible mais cela peut être justifié par le fait que les variables utilisées (par ex., indices de sentiment grand public comme le Crypto Fear & Greed Index, tendances Google) sont beaucoup plus volatiles et influencées par des comportements émotionnels irréguliers, ce qui tend à disperser la variance entre plusieurs composantes. Cependant, ce niveau de variance est cohérent avec les travaux déjà existant sur ces marchés émergents (ex : Urquhart, 2016, "The inefficiency of Bitcoin").

Grâce à l'analyse détaillée des contributions, les variables dominantes pour chaque marché sont mises en lumière.

Tableau 2: contribution des variables dans la composante principale du sentiment sur les marchés traditionnels

Variable	Contribution à PC1 (%)
SPX options (contracts, thousands)	24,86
Futures - ADV (contracts, thousands)	23,94
Total Options	18,39
VIX futures ADV (contracts, thousands)	16,95
VIX options ADV (contracts, thousands)	11,94
BCI_OECD	2,59
AAll_BullBearSpread	1,20

VIX_Close	0,12
-----------	------

Cette première composante principale des marchés boursiers synthétise la dynamique de l'activité sur les produits dérivés liés au risque et à la volatilité. Parmi ceux-ci, SPX Options, Total Options et Futures ADV qui mesurent directement le volume de contrats négociés sur des produits spéculatifs et de couverture concernant le marché des actions. La hausse de ces volumes reflète l'incertitude croissante : les acteurs de marché cherchent à se protéger contre un risque de baisse (Whaley, 2000). VIX Future ADV et VIX Option ADV, eux, quantifient les transactions spécifiques aux VIX, l'indice de volatilité implicite du S&P500.

Le BCI_OECD (Business Confidence Indicator) présente une contribution plus modeste (2,59 %), tandis que les indicateurs comme le AAI Bull–Bear Spread (1,20 %) ou le VIX Close (0,12 %) apparaissent comme très faiblement corrélés à cette composante.

Tableau 3: contribution des variables dans la composante principale du sentiment sur le marché des cryptomonnaies

Variable	Contribution à PC1 (%)
GoogleTrend_BuyBTC	39,45
FundingRate_Binance	34,19
GoogleTrend_CrashBTC	22,40
DVOL_Close	3,60
CryptoFearGreed	0,20
Binance_LongShortRatio	0,16

La première composante principale (PC1) extraite des variables de sentiment du marché des cryptomonnaies synthétise une dynamique comportementale fortement orientée vers les attentes spéculatives et l'anticipation de volatilité. Elle capte avant tout l'humeur collective des investisseurs particuliers, très sensibles aux signaux de marché à court terme.

Les variables GoogleTrend_BuyBTC (39,45 %) et GoogleTrend_CrashBTC (22,40 %) dominent cette composante. Elles mesurent respectivement l'intérêt croissant pour l'achat de Bitcoin et la crainte d'un effondrement, à partir des recherches effectuées sur Google. Leur poids élevé dans la composante confirme l'importance de l'attention médiatique et des narratifs

collectifs dans les comportements d'investissement sur les marchés crypto, en ligne avec les travaux de Da et al. (2011) et Kristoufek (2013).

La variable `FundingRate_Binance` (34,19 %) occupe également une place centrale. Ce taux de financement, propre aux contrats à terme perpétuels sur Binance, reflète le déséquilibre entre positions longues et courtes et constitue un indicateur direct de l'orientation spéculative dominante du marché. Son influence traduit l'importance des comportements de levier dans la formation des anticipations, comme le soulignent Gkillas & Longin (2020).

Les contributions de `DVOL_Close` (3,60 %) et de `Binance_LongShortRatio` (0,16 %) sont plus modestes, mais restent cohérentes avec le contenu sémantique de cette composante : elles traduisent, respectivement, l'anticipation de volatilité implicite sur les crypto-actifs et le positionnement agrégé des traders individuels.

Enfin, le `Crypto Fear & Greed Index`, souvent mobilisé dans les analyses populaires, n'apporte ici qu'une contribution marginale (0,20 %). Ce résultat suggère que les indicateurs synthétiques composites, bien qu'intuitifs, sont moins réactifs que les signaux directs de comportement (recherches, funding, déséquilibres de marché) dans une analyse en fréquence hebdomadaire.

En résumé, cette composante principale regroupe des variables à forte sensibilité spéculative, dominées par l'attention, l'émotion et la dynamique de positionnement. Elle représente un facteur comportemental clair de sentiment spéculatif collectif sur les marchés cryptos.

4.2. *Analyse de la corrélation – DCC -GARCH*

Après avoir synthétisé les sentiments sur chaque marché, l'étape suivante consiste à s'intéresser aux corrélations des rendements eux-mêmes ainsi que la stabilité de celle-ci dans le temps.

4.2.1. *Méthodologie*

L'analyse de la corrélation des rendements entre le S&P500 et le Bitcoin est réalisée grâce au modèle mathématique DCC-GARCH (Engle, 2002). Ce modèle permet d'estimer une corrélation conditionnelle qui varie dans le temps entre plusieurs séries financières, tout en tenant compte de la volatilité propre à chaque actif.

On considère un vecteur de rendements financiers $r_t = (r_{1,t}, r_{2,t})^T$, supposé centré. La dynamique de la variance-covariance conditionnelle de ces rendements est décrite par une matrice H_t , décomposée comme ceci :

$$H_t = D_t R_t D_t$$

Où :

- D_t est une matrice diagonale contenant les écarts-types conditionnels $\sqrt{h_{i,t}}$ de chaque actif à la date t ,
- R_t est la matrice de corrélation conditionnelle à estimer.

(L'ensemble des spécifications mathématiques utilisées dans ce chapitre sont reprises dans l'annexe 4.)

Cette analyse est d'autant plus pertinente dans le contexte de cette étude, où les deux actifs :

- sont susceptibles d'évoluer en parallèle dans des périodes de stress global (corrélation élevée),
- peuvent diverger fortement dans des contextes spécifiques à l'un ou l'autre marché (corrélation faible voire négative),
- répondent de manière asymétrique aux nouvelles économiques ou géopolitiques.

En capturant la dynamique de la matrice de corrélation conditionnelle R_t , le modèle DCC-GARCH permet donc d'identifier les phases d'alignement ou de divergence comportementale entre les deux marchés, ce qui constitue une information précieuse pour comprendre les comportements d'allocation d'actifs en environnement incertain.

4.2.2. Résultats

L'estimation du modèle DCC-GARCH, réalisée sur les rendements hebdomadaires du Bitcoin et du S&P 500 entre 2018 et 2025, présente une structure statistique robuste. Les paramètres du modèle indiquent une mémoire élevée dans la dynamique de la corrélation, avec :

coefficient	valeur
a	0,0163
b	0,09513

Par l'analyse de ces coefficients, il en ressort que la corrélation entre les deux actifs évolue lentement, mais conserve les effets de chocs passés sur plusieurs mois, ce qui est particulièrement pertinent dans le cadre d'une analyse de tendance moyenne à long terme.

Les résidus standardisés ne présentent pas d'autocorrélation significative (tests de Ljung-Box : $p > 0,25$ pour les deux actifs), ce qui confirme l'absence de biais dans les erreurs. La présence d'hétéroscédasticité résiduelle, notamment sur le SPX ($p < 2e-16$), justifie pleinement le recours à un modèle GARCH.

L'estimation des modèles GARCH univariés des rendements hebdomadaires du Bitcoin et du S&P 500 soulèvent des comportements distincts. Les paramètres estimés de la volatilité du Bitcoin ($\alpha = 0,105$; $\beta = 0,774$) montrent une réponse modérée à court terme face aux chocs, mais que leurs effets persistent dans la durée. Lorsque la volatilité augmente, celle-ci tend à persister plusieurs semaines, ce qui reflète une mémoire longue face aux chocs. Cela reflète une forme d'instabilité propre aux marchés des cryptomonnaies, souvent influencés par des dynamiques comportementales amplifiées par les médias numériques, les effets mimétiques et l'absence de fondamentaux de valorisation clairement établis. (Shiller, 2017 ; Liu & Tsyvinski, 2021).

En ce qui concerne les rendements du S&P500, la volatilité est plutôt caractérisée par une réactivité plus marquée aux chocs immédiats ($\alpha = 0,388$), mais avec une mémoire plus courte ($\beta = 0,611$). Cette structure reflète les propriétés d'un marché institutionnalisé, où les ajustements se font rapidement en réponse à l'information économique disponible, et où les acteurs sont en grande majorité professionnels, régulés, et guidés par des stratégies fondées sur les fondamentaux macroéconomiques (Barberis et al., 1998).

Sur l'ensemble de la période 2018–2025, la volatilité du Bitcoin est plus élevée que celle du S&P 500, avec plusieurs épisodes remarquables tels que mars 2020, pendant la crise sanitaire mondiale; 2021, lors des hausses spéculatives ou encore début 2023, dans un contexte d'incertitude liée aux politiques de taux d'intérêt. À cela s'ajoutent des épisodes propres à l'écosystème crypto, comme ceux observés en 2022 et début 2024, liés à des ajustements réglementaires ou à des événements spécifiques au secteur. Ces phases de volatilité accrue sans équivalent sur les marchés traditionnels confirment que, malgré une certaine convergence dans les périodes de stress global, la dynamique de volatilité du Bitcoin conserve une part

d'autonomie. Elle continue de réagir à ses propres événements internes, ce qui impose une lecture différenciée du risque entre ces deux marchés.

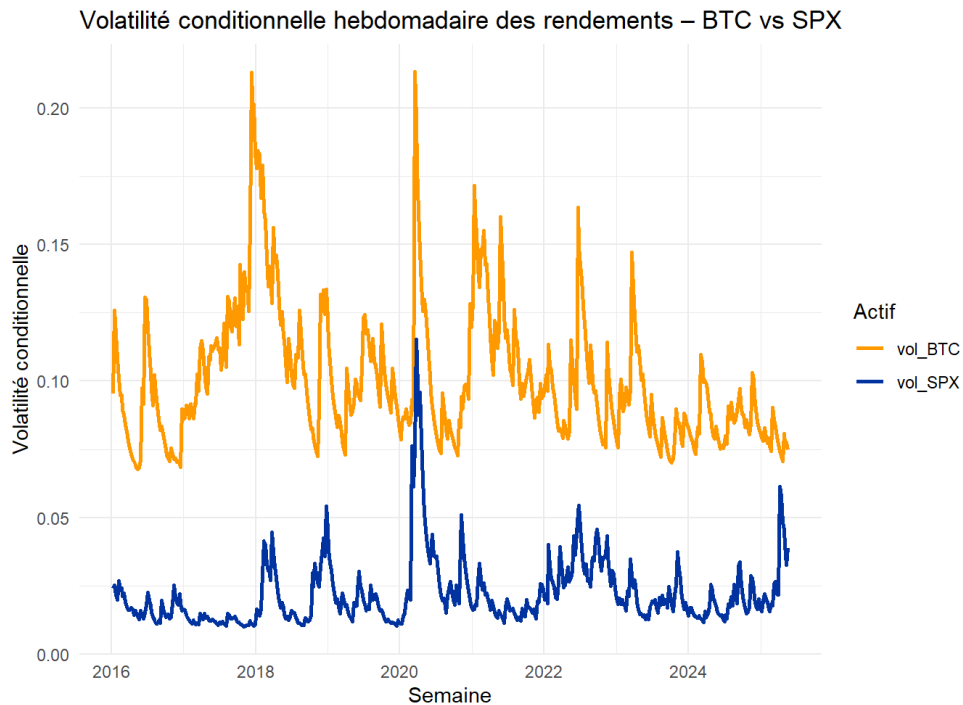


Figure 2: Volatilité conditionnelle hebdomadaire des rendements du Bitcoin et du S&P500

L'estimation de la corrélation conditionnelle entre les rendements hebdomadaires du Bitcoin et du S&P 500 à l'aide du modèle DCC-GARCH permet de comprendre comment évolue l'interaction entre ces deux actifs dans le temps. Les coefficients obtenus ($a = 0,0163$; $b = 0,9513$) révèlent une faible réactivité immédiate aux nouveaux chocs, mais une très forte persistance. En d'autres termes, une fois qu'un alignement comportemental se manifeste entre les deux marchés, celui-ci tend à se maintenir pendant plusieurs semaines. Ce phénomène traduit une inertie de co-mobilité conditionnelle, comme théorisée par Baruník & Křehlík (2018).

Sur la période observée, la corrélation reste globalement modérée, le plus souvent entre 0,10 et 0,25, mais elle connaît des hausses significatives dans certains contextes. Elle augmente fortement en mars 2020, au moment de la crise sanitaire, où une panique systémique pousse les investisseurs à vendre massivement tous les actifs risqués. Elle atteint à nouveau des sommets en 2022, période marquée par des hausses de taux coordonnées des banques centrales, une inflation persistante et la guerre en Ukraine. Ces phases illustrent une convergence temporaire

des comportements d'investissement, même entre classes d'actifs habituellement distinctes (Bouri et al., 2022).

À l'inverse, des phases de découplage apparaissent clairement, notamment début 2024, où la corrélation chute nettement. Ce retrait semble refléter des dynamiques propres au marché crypto, comme les débats sur les ETF Bitcoin spot ou encore les effets de régulations ciblées. Ces épisodes confirment l'existence d'une autonomie comportementale du Bitcoin dans certains régimes de marché (Urquhart, 2018 ; Corbet et al., 2018).

Ainsi, cette analyse confirme que la corrélation entre Bitcoin et S&P 500 est conditionnelle et non structurelle. Elle se renforce en période de stress systémique, mais se relâche dès que les moteurs de marché redeviennent spécifiques à chaque actif. Cela rappelle que pour les investisseurs multi-actifs, cette corrélation ne peut être considérée comme stable ou exploitable mécaniquement : elle impose une lecture contextuelle, adaptée aux signaux macroéconomiques ou narratifs dominants.

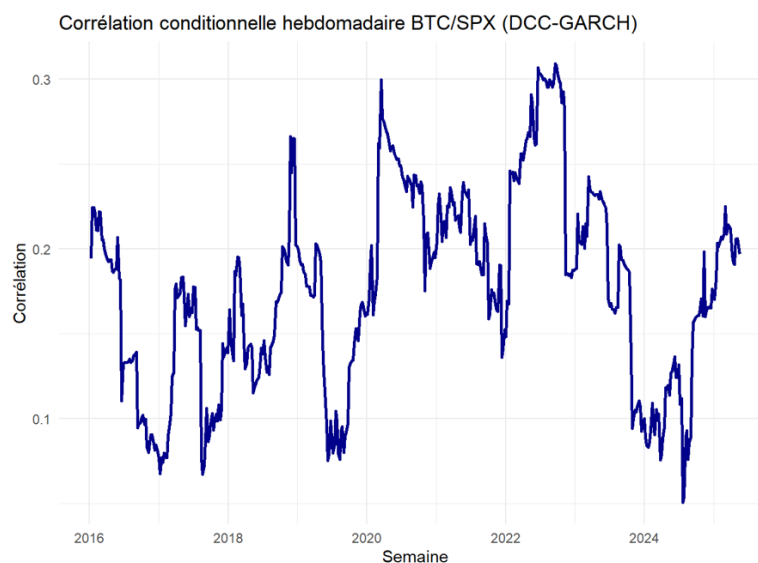


Figure 3: Corrélation conditionnelle hebdomadaire entre les rendements sur le S&P500 et le Bitcoin

Après avoir obtenu la série des corrélations conditionnelles entre les rendements du Bitcoin et du S&P 500 à l'aide du modèle DCC-GARCH, il semblait pertinent d'examiner dans quelle mesure ces variations étaient liées au climat émotionnel des investisseurs. Autrement dit, on s'est demandé si certaines phases de rapprochement ou de rupture entre les deux marchés

pouvaient être précédées ou accompagnées par des changements dans les indicateurs de sentiment.

Pour répondre à cette question, une régression linéaire a été conduite. La variable dépendante correspond à la corrélation conditionnelle estimée à chaque période, tandis que les variables explicatives sont les deux composantes principales de sentiment, construites séparément pour le marché des cryptomonnaies (Crypto_PC1) et pour celui des actions (Stock_PC1). Les deux séries ont été décalées d'une période afin de tester leur pouvoir anticipatif, sans tomber dans une corrélation mécanique.

Les résultats de cette régression sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 4: Résultats de la régression de la corrélation conditionnelle en fonction du sentiment décalé

Variable explicative	Coefficient	Erreur standard	Valeur t	p-value	Significativité
(Intercept)	0,1871	0,0030	62,54	< 0,001	***
Crypto_PC1 (t-1)	0,0005	0,0022	0,24	0,807	
Stock_PC1 (t-1)	-0,0021	0,0008	-2,56	0,0108	*

Note : R^2 ajusté = 1,2% ; significativité : *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,1$

Le tableau met en évidence une asymétrie marquée entre les deux sources de sentiment. Le sentiment agrégé sur le marché actions (Stock_PC1) présente un effet significatif et négatif sur la corrélation conditionnelle à la période suivante. Un coefficient de -0,0021 ($p = 0,0108$) indique qu'une hausse de confiance sur les marchés actions tend à être suivie d'une baisse de la corrélation entre le S&P 500 et le Bitcoin. Ce résultat va à l'encontre des travaux antérieurs (par ex. Baker & Wurgler, 2007 ; Bouri et al., 2021), qui identifiaient le sentiment institutionnel comme un facteur de synchronisation des marchés. Il suggère ici un effet de dispersion des flux d'investissement : dans les phases de regain d'optimisme sur les actions, les investisseurs pourraient délaisser les cryptomonnaies, réduisant temporairement la co-mobilité des rendements.

En revanche, la variable Crypto_PC1, représentant le sentiment spécifique au marché des cryptomonnaies, présente un coefficient non significatif ($\beta = 0,0005$; $p = 0,807$). Cela indique une absence d'effet clair du sentiment crypto sur la dynamique de corrélation avec le marché

actions. Ce résultat rejoint les conclusions de Liu et Tsyvinski (2021), selon lesquelles le sentiment dans l'univers crypto reste principalement réactif et autocentré, influencé par des facteurs endogènes et des récits spécifiques au marché.

Sur le plan global, le faible R^2 ajusté (1,2 %) rappelle que les corrélations de marché sont influencées par un ensemble complexe de facteurs (structurels, macroéconomiques ou exogènes) que le sentiment ne saurait à lui seul résumer. Toutefois, le caractère significatif du coefficient de Stock_PC1 confirme que le climat émotionnel dans les marchés régulés peut exercer une influence ponctuelle sur la manière dont les actifs interagissent.

Ce constat s'inscrit dans la perspective de Shiller (2017), qui insiste sur le rôle des narratifs économiques diffusés à grande échelle. Lorsqu'un récit gagne en crédibilité dans les marchés actions, par exemple autour d'une reprise économique ou d'une confiance retrouvée, il peut provoquer un repositionnement ciblé vers les actifs traditionnels, réduisant momentanément l'interconnexion comportementale avec des actifs périphériques comme le Bitcoin.

4.2.3. *Discussion*

L'étude de la corrélation conditionnelle entre les rendements hebdomadaires du Bitcoin et du S&P 500 a été réalisée à l'aide du modèle DCC-GARCH. Celui-ci met en lumière une relation non constante mais non négligeable non plus. Sur l'ensemble de la période 2018–2025, les corrélations estimées restent modérément positives, oscillant entre 0,10 et 0,15 mais pouvant atteindre des pics dépassant légèrement les 0,30. Cette instabilité confirme le caractère non stationnaire et contextuel de la relation entre actifs numériques et marchés traditionnels, déjà souligné dans les travaux de Bouri et al. (2022) et Corbet et al. (2018), qui décrivent des comouvements conditionnels plus marqués en période de stress global.

Les épisodes de hausse de la corrélation, comme en début 2020 ou encore 2022, coïncident avec des événements systémiques affectant l'ensemble des classes d'actifs. Ces phases s'apparentent à des épisodes de réévaluation collective du risque (Acharya & Pedersen, 2005), où les investisseurs, confrontés à un choc exogène, adaptent rapidement et simultanément leurs portefeuilles. Le modèle DCC a permis de capter ces moments de synchronisation émotionnelle. Dans ce type de régime, les différences fondamentales entre classes d'actifs tendent à s'effacer, au profit d'une logique collective dominée par la peur ou l'incertitude.

À l'inverse, les périodes où la corrélation chute ou devient négligeable, tels qu'au début de l'année 2024, illustrent un retour à des dynamiques différenciées. Le Bitcoin, influencé par des événements propres à l'écosystème crypto (tensions réglementaires, faillites d'institutions, narratives spéculatives), semble suivre une trajectoire indépendante du cycle macroéconomique global. Ce découplage est en ligne avec les observations de Baruník & Křehlík (2018), qui montrent que la connectivité financière peut varier fortement selon les fréquences temporelles et les sources d'information dominante. Il s'inscrit également dans les conclusions de Urquhart (2016), qui identifie une faible intégration du marché du Bitcoin aux marchés financiers globaux dans les régimes de faible volatilité.

Sur le plan des paramètres, les résultats du DCC-GARCH confirment une forte persistance dans la dynamique des corrélations. Le paramètre b , estimé à 0,9513, traduit une mémoire longue des chocs passés. Une fois enclenchée, une phase de rapprochement ou de découplage entre marchés tend à se prolonger dans le temps, ce qui donne un pouvoir d'anticipation comportemental à l'analyse. Ce type de dynamique persistante a été observé dans de nombreuses études sur la volatilité conditionnelle et les liens entre marchés (Engle, 2002 ; Cappiello et al., 2006), et doit être interprété comme une inertie émotionnelle collective, où les ajustements de sentiment ne se font que progressivement.

Enfin, les résultats de la régression complémentaire menée sur la série des corrélations conditionnelles apportent un éclairage intéressant. Le sentiment agrégé sur le marché actions (Stock_PC1) présente un effet significatif mais cette fois négatif, indiquant qu'un climat d'optimisme sur les actions est associé, en moyenne, à une baisse de la corrélation avec le Bitcoin. Ce résultat invite à nuancer le rôle du sentiment institutionnel comme facteur de rapprochement. Il suggère qu'en période de confiance sur les marchés traditionnels, le Bitcoin pourrait être relégué à un actif plus périphérique dans les allocations, ce qui réduirait temporairement leur co-mobilité.

La variable représentant le sentiment crypto (Crypto_PC1), de son côté, ne présente aucun effet significatif. Cela renforce l'idée selon laquelle les dynamiques comportementales au sein du marché des cryptomonnaies demeurent autonomes, souvent gouvernées par des facteurs endogènes ou des signaux diffus propres à l'univers crypto.

4.3. *Analyse des spillovers*

4.3.1. *Méthodologie*

L'objectif de cette seconde approche empirique est d'analyser, en complément de l'analyse par DCC-GARCH, la transmission directionnelle de l'information comportementale entre marchés, en s'appuyant sur la méthodologie des spillovers dynamiques développée par Diebold et Yilmaz (2009, 2012). Contrairement au DCC-GARCH qui mesure une interdépendance symétrique via la corrélation conditionnelle, cette approche vise à identifier les flux d'influence asymétriques entre variables, en évaluant dans quelle mesure la dynamique d'une variable contribue à expliquer la variance prévisionnelle d'une autre.

Les variables utilisées pour cette analyse sont les rendements hebdomadaires du S&P 500, les rendements hebdomadaires du Bitcoin, ainsi que les indicateurs de sentiment pour chacun de ces deux marchés, construits à partir de l'analyse en composantes principales. Cette configuration permet d'intégrer à la fois des dynamiques de prix et de perception, en cohérence avec l'objectif comportemental du mémoire.

L'intérêt de cette méthodologie réside dans sa capacité à dépasser les limites d'une simple corrélation ou même d'un modèle GARCH multivarié. En estimant la part de la variance prévisionnelle d'une variable expliquée par les innovations d'une autre, elle permet d'identifier finement les relations de causalité dynamique au sens faible. Appliquée au vecteur composé des rendements et des sentiments des marchés du S&P 500 et du Bitcoin, cette méthode permet d'observer les mécanismes par lesquels un choc comportemental sur un marché se répercute sur l'autre, de détecter les influences croisées entre rendements et sentiments au sein d'un même actif, et d'identifier des asymétries de domination comportementale, notamment dans les phases de stress ou d'euphorie.

Techniquement, l'estimation repose sur un modèle VAR multivarié dont les chocs sont décomposés via la Generalized Forecast Error Variance Decomposition (GFEVD), selon la méthode de Koop, Pesaran et Shin (1996), ce qui permet de neutraliser la dépendance à l'ordre des variables.

(Les spécifications mathématiques et résultats intermédiaires sont reportés en annexe 5.)

4.3.2. Résultats

L'analyse par la méthode de décomposition de la variance des erreurs de prévision (GFEVD) appliquée à un modèle VAR permet de quantifier la dynamique d'interdépendance entre les rendements et les sentiments des marchés crypto (Bitcoin) et actions (S&P 500). Le Total Spillover Index (TSI) s'élève à 27,98 %, ce qui indique un niveau modéré à élevé de transmission des chocs entre les variables du système. Cela signifie que près de 72 % de la variance prévisionnelle des variables reste endogène, mais que les canaux de transmission inter-marchés sont bien présents et significatifs.

Ces résultats s'inscrivent dans la continuité des travaux de Diebold & Yilmaz (2012), selon lesquels les marchés ne sont pas nécessairement hautement interconnectés en permanence, mais peuvent transmettre des chocs de manière directionnelle, notamment dans des environnements émotionnels ou macroéconomiques spécifiques.

La Figure 4 présente la structure détaillée des spillovers pour chacune des quatre variables étudiées : sentiment crypto (Crypto_PC1), rendements du Bitcoin (rBTC), rendements du S&P 500 (rSPX) et sentiment actions (Stock_PC1).

Tableau 5: Tableau reprenant les valeurs de spillovers (FROM, TO, NET) de chaque variables

Variable	Spillover reçu (FROM)	Spillover transmis (TO)	Spillover net (NET)
Crypto_PC1	29,8 %	34,6 %	+4,85 %
rBTC	26,6 %	30,0 %	+3,41 %
rSPX	25,0 %	22,4 %	-2,52 %
Stock_PC1	30,6 %	24,8 %	-5,74 %

Notes ; Le graphique en bâtonnets relatif à ces résultats se trouve en annexe 6.

L'analyse met en évidence une structure asymétrique des canaux d'influence, où les dynamiques émanant du marché crypto, en particulier le sentiment, jouent un rôle moteur.

Le sentiment crypto (Crypto_PC1) ressort comme la variable la plus émettrice du système, avec un solde net de +4,85 %. Cela confirme que les signaux comportementaux issus du marché des cryptomonnaies, bien que volatils, peuvent précéder et influencer les autres dimensions comportementales ou financières. Ce constat rejoint les résultats de Kristoufek (2013) et Urquhart (2018), qui soulignent que les pics d'attention (via Google Trends ou les réseaux

sociaux) peuvent anticiper des mouvements significatifs de prix, parfois même au-delà du seul univers crypto.

Les rendements du Bitcoin (rBTC) affichent également un comportement nettement émetteur (+3,41 %), renforçant l'hypothèse selon laquelle le prix du BTC fonctionne comme un signal de sentiment implicite. Ce rôle amplificateur est documenté par Bouri et al. (2017), qui montrent que le Bitcoin peut agir à la fois comme actif spéculatif et comme canal d'expression de l'aversion au risque, surtout en contexte d'incertitude globale.

En revanche, le rendement du S&P 500 (rSPX) se positionne comme récepteur net avec -2,52 %, ce qui suggère que ce marché réagit davantage aux chocs exogènes qu'il n'en émet, dans ce cadre comportemental. Cette observation semble contre-intuitive au regard de sa profondeur et de sa liquidité, mais elle peut s'expliquer par une réactivité plus lente des investisseurs institutionnels aux signaux de sentiment (Smales, 2014 ; Gunathilaka, 2017), voire par une résistance structurelle aux impulsions venues de marchés perçus comme spéculatifs.

Le cas du sentiment actions (Stock_PC1) est plus surprenant avec un solde net négatif de -5,74 %, il apparaît comme le principal récepteur comportemental du système. Cela contredit l'intuition issue de Baker & Wurgler (2007), selon laquelle le sentiment agrégé sur les actions constitue un facteur diffusant à large spectre. Cette divergence peut s'interpréter par le fait que les mesures de sentiment utilisées ici, en particulier celles basées sur la volatilité implicite et les positions dérivées, captent l'inquiétude latente des opérateurs plus qu'une dynamique volontairement procyclique.

4.3.3. *Discussion*

L'analyse des effets directionnels par le modèle VAR-GFEVD complète l'approche DCC-GARCH en apportant une lecture causale des interactions entre marchés. Tandis que le DCC permet d'identifier des phases de synchronisation ou de découplage comportemental, l'analyse des spillovers révèle la structure des influences croisées : qui influence qui, et dans quelle proportion.

Avec un Total Spillover Index (TSI) de 27,98 %, les marchés ne sont ni totalement découplés, ni parfaitement connectés. Cela signifie que plus de 70 % de la variance prévisionnelle des

variables reste endogène, ce qui suggère une relative autonomie des logiques comportementales.

Il est important de noter que les résultats principaux présentés dans cette analyse reposent sur des moyennes calculées sur l'ensemble de l'échantillon (2018–2025). Toutefois, les graphiques du spillover total et des spillovers nets dynamiques (en annexe 7.) montrent que ces effets varient fortement dans le temps, et qu'il existe des phases où les transmissions comportementales s'intensifient fortement, comme en mars 2020 (crise sanitaire) ou début 2023 (tensions macroéconomiques globales).

La position dominante du marché crypto, tant par les rendements du Bitcoin que par le sentiment agrégé (Crypto_PC1), confirme que ce marché peut fonctionner comme un initiateur comportemental, et ce malgré son statut perçu comme spéculatif ou immature. Lors de certaines périodes, ses signaux, bruités mais puissants, influencent les réallocations de portefeuille au-delà du seul univers numérique, notamment dans les segments actions exposés au risque.

À l'inverse, le statut de récepteur net du sentiment actions (Stock_PC1) interpelle. Ce résultat va à l'encontre de la littérature classique, comme celle de Baker & Wurgler (2007), qui considère ce facteur comme diffusant. Une explication possible réside dans le type d'indicateurs utilisés (volatilité implicite, volumes d'options), qui captent plus souvent l'inquiétude latente que l'euphorie diffuse. Une autre piste, plus méthodologique, tient à la latence comportementale des acteurs institutionnels : comme l'ont montré Tetlock (2007) et Da et al. (2015), les signaux comportementaux issus des marchés traditionnels sont souvent intégrés de façon lente et graduelle, ce qui les rend moins visibles dans une modélisation à court terme.

En somme, l'approche GFEVD confirme les résultats du DCC-GARCH tout en les prolongeant : les corrélations comportementales s'appuient sur des mécanismes directionnels bien identifiables, mais leur force, leur direction et leur durée sont contextuelles. Cela invite à une lecture nuancée et dynamique de la circulation du sentiment entre marchés, où les cryptomonnaies peuvent fonctionner comme détonateurs de phases de contagion comportementale, tandis que les marchés régulés offrent une inertie émotionnelle plus lente mais plus stable dans le temps.

5. Conclusion générale

Ce travail avait pour objectif d'explorer la dynamique comportementale entre deux classes d'actifs fondamentalement distinctes : les actions, représentées par le S&P 500, et les cryptomonnaies, à travers le Bitcoin. En articulant des outils économétriques de pointe (DCC-GARCH, VAR-GFEVD) à une lecture inspirée de la finance comportementale, elle visait à répondre à une question simple mais souvent mal posée : dans quelle mesure le sentiment des investisseurs circule-t-il entre ces marchés, et selon quelles modalités ?

Les résultats montrent que la relation entre Bitcoin et S&P 500 ne peut être réduite à une corrélation constante ni à une indépendance structurelle. Elle est au contraire marquée par une co-mobilité conditionnelle, sensible aux régimes de marché, à la perception globale du risque et aux dynamiques narratives. Le modèle DCC-GARCH révèle une corrélation des rendements généralement positive, mais instable, qui s'intensifie lors des chocs systémiques et se délite en période de tension propre à l'un ou l'autre marché. Cette instabilité confirme que les signaux de prix ne doivent pas être interprétés isolément, mais replacés dans leur environnement émotionnel et informationnel.

L'introduction d'indicateurs de sentiment agrégés, construits par analyse en composantes principales, a permis d'approfondir cette lecture. Contrairement aux hypothèses initiales, le sentiment agrégé sur les marchés traditionnels n'a pas agi comme un facteur unificateur, mais s'est révélé statistiquement significatif dans le sens inverse : plus la confiance des investisseurs actions est élevée, plus la corrélation entre les actifs tend à diminuer. Le sentiment crypto, quant à lui, s'est montré statistiquement non significatif, confirmant sa volatilité, sa dispersion et son ancrage endogène. Ces résultats rejoignent et nuancent la littérature existante (Baker & Wurgler, 2007 ; Liu & Tsyvinski, 2021), en soulignant que la capacité d'un sentiment à se diffuser dépend autant de son intensité que de sa lisibilité par les autres marchés.

L'analyse des spillovers comportementaux complète ce diagnostic. Contrairement aux analyses précédentes, ce n'est pas le prix du Bitcoin mais le sentiment crypto qui s'impose comme le principal émetteur net d'influence dans le système. Le Bitcoin conserve une position active, mais la vraie dynamique de transmission semble davantage portée par les attentes collectives que par les variations de prix elles-mêmes. À l'inverse, le sentiment actions s'est avéré être le principal récepteur net des chocs comportementaux. Cette inversion de perspective invite à

reconsidérer les canaux d'influence comportementale entre marchés : ceux-ci ne suivent pas uniquement des hiérarchies de capitalisation ou de maturité, mais s'organisent aussi autour de l'intensité narrative et de la vitesse de réaction des agents. Le Total Spillover Index de 27,98 %, révèle un degré d'interconnexion non négligeable.

Sur le plan théorique, ce mémoire s'inscrit dans une approche narrative de la finance, où les mouvements de prix sont autant la conséquence de flux informationnels que d'interprétations collectives. Sur le plan pratique, elle plaide pour une lecture combinée et dynamique des indicateurs de prix et de sentiment, afin d'anticiper les épisodes de contagion ou de découplage. Les résultats offrent des pistes concrètes pour le suivi de la corrélation inter-marchés, l'identification des points d'inflexion comportementale, et la construction de stratégies de gestion du risque plus sensibles au climat émotionnel.

En définitive, cette étude confirme que le comportement des investisseurs ne s'arrête pas aux frontières des classes d'actifs. Il se déplace, s'amplifie, ou se désynchronise, selon les récits dominants, les chocs perçus, et la nature des agents en présence. Dans un monde où les marchés évoluent dans un brouillard d'information, comprendre comment le sentiment circule est une compétence aussi cruciale que savoir lire les chiffres.

6. Bibliographie

- [1] : Adrian, T., Iyer, R., & Qureshi, M. (2022). Crypto prices move more in sync with stocks, posing new risks. International Monetary Fund. Consulté le 8 janvier 2025, à l'adresse : <https://www.imf.org>
- [2] : Anamika, N., Zhang, W., & Yousaf, I. (2021). Investor sentiment and cryptocurrency markets: Evidence from Sentix data. *Journal of Behavioral Finance*, 22(4), 378–392. <https://doi.org/10.1080/15427560.2021.1890247>
- [3] : Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
- [4] : Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 129–151. <https://doi.org/10.1257/jep.21.2.129>
- [5] : Barber, B. M., & Odean, T. (2008). All that glitters: The effect of attention and news on the buying behavior of individual and institutional investors. *The Review of Financial Studies*, 21(2), 785–818. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm079>
- [6] : Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49(3), 307–343. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
- [7] : Barberis, N., & Thaler, R. (2003). A survey of behavioral finance. In G. Constantinides, M. Harris, & R. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (Vol. 1, pp. 1053–1128). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0102\(03\)01027-6](https://doi.org/10.1016/S1574-0102(03)01027-6)
- [8] : Baruník, J., & Křehlík, T. (2018). Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. *Journal of Financial Econometrics*, 16(2), 271–296. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbx019>
- [9] : Beckmann, J., Gurdgiev, C., & O'Loughlin, D. (2023). Institutional behavior in crypto markets: Evidence from large Bitcoin holders. *Journal of Financial Markets*, 63, 100810. <https://doi.org/10.1016/j.finmar.2022.100810>
- [10] : Bijl, L., Kringhøj, A., & Molnár, P. (2016). Google searches and stock returns. *International Review of Financial Analysis*, 45, 150–156. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.03.009>
- [11] : Bouri, E., Kristoufek, L., & Azoury, N. (2022). Higher-order comovements between Bitcoin and traditional financial assets. *The North American Journal of Economics and Finance*, 60, 101658. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2022.101658>

- [12] : Bouri, E., Jain, A., Roubaud, D., & Kristoufek, L. (2021). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 75, 101736. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101736>
- [13] : Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*, 20, 192–198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- [14] : Caferra, R. (2022). Are Bitcoin and stock markets interlinked? A sentiment approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(1), 35. <https://doi.org/10.3390/jrfm15010035>
- [15] : Cappiello, L., Engle, R. F., & Sheppard, K. (2006). Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns. *Journal of Financial Econometrics*, 4(4), 537–572. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbl005>
- [16] : Chen, N. F., Roll, R., & Ross, S. A. (1986). Economic forces and the stock market. *The Journal of Business*, 59(3), 383–403. <https://doi.org/10.1086/296344>
- [17] : Chen, W., Xu, H., Zhang, J., & Zhang, Y. (2019). Investor sentiment and Bitcoin returns. *Finance Research Letters*, 30, 374–379. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.10.008>
- [18] : Cochrane, J. H. (2011). Presidential address: Discount rates. *The Journal of Finance*, 66(4), 1047–1108. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2011.01671.x>
- [19] : Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2018). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182–199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>
- [20] : Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2011). In search of attention. *The Journal of Finance*, 66(5), 1461–1499. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2011.01679.x>
- [21] : Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2015). The sum of all FEARS: Investor sentiment and asset prices. *Review of Financial Studies*, 28(1), 1–32. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu072>
- [22] : De Bondt, W. F. M., & Thaler, R. H. (1985). Does the stock market overreact? *The Journal of Finance*, 40(3), 793–805. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1985.tb05004.x>
- [23] : Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal*, 119(534), 158–171. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x>

- [24] : Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57–66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>
- [25] : Engle, R. F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339–350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
- [26] : Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- [27] : Gunathilaka, C. (2017). The impact of investor sentiment on stock returns. *International Journal of Business and Social Research*, 7(7), 01–08. <https://doi.org/10.18533/ijbsr.v7i7.1054>
- [28] : Gurdgiev, C., & O'Loughlin, D. (2020). Bitcoin as a diversifier in global investment portfolios. *Research in International Business and Finance*, 51, 101119. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101119>
- [29] : Jackson, J. E. (1993). *Multivariate analysis: A practical approach*. Duxbury Press.
- [30] : Ji, Q., Bouri, E., Lau, C. K. M., & Roubaud, D. (2019). Dynamic connectedness and integration in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 63, 257–272. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.02.003>
- [31] : Josse, J., & Husson, F. (2012). Handling missing values in exploratory multivariate data analysis methods. *Journal de la Société Française de Statistique*, 153(2), 79–99. <http://journal-sfds.fr/article/view/1050>
- [32] : Kristoufek, L. (2013). Bitcoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific Reports*, 3, 3415. <https://doi.org/10.1038/srep03415>
- [33] : Lemmon, M. L., & Portniaguina, E. (2006). Consumer confidence and asset prices: Some empirical evidence. *The Review of Financial Studies*, 19(4), 1499–1529. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhj037>
- [34] : Lis, M. (2024). Sentiment des investisseurs et fluctuations boursières : une perspective comportementale. *Revue Financière Européenne*, 45(1), 101–119.
- [35] : Rangel, J. G. (2008). The dynamics of volatility: A model-based explanation of the time-varying volatility of returns. *Journal of Financial Economics*, 87(2), 324–341. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.01.004>

- [36] : Salur, H. (2013). Investor sentiment and its role in financial markets. *Journal of Finance and Banking Studies*, 2(4), 30–47.
- [37] : Shiller, R. J. (2003). From efficient markets theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 83–104. <https://doi.org/10.1257/089533003321164967>
- [38] : Shiller, R. J. (2017). *Narrative economics: How stories go viral and drive major economic events*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9780691189970>
- [39] : Smales, L. A. (2014). News sentiment and safe haven assets during the global financial crisis. *International Review of Financial Analysis*, 33, 81–94. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2014.02.002>
- [40] : Soomro, M. Y., Lai, R., & Yousaf, I. (2021). Asymmetric impact of Bitcoin sentiments on sectoral stock returns. *Borsa Istanbul Review*, 21(1), 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2020.09.005>
- [41] : Su, C.-W., & Li, Z.-Z. (2020). Spillover effects between Bitcoin and traditional financial assets: Evidence from the DCC-GARCH model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 537, 122753. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.122753>
- [42] : Tetlock, P. C. (2007). Giving content to investor sentiment: The role of media in the stock market. *The Journal of Finance*, 62(3), 1139–1168. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2007.01232.x>
- [43] : Tobias, A., et al. (2022). Cryptocurrency market dynamics and spillovers: Evidence from Bitcoin. IMF Working Paper No. 22/23. <https://www.imf.org>
- [44] : Urquhart, A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. *Economics Letters*, 148, 80–82. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.09.019>
- [45] : Urquhart, A. (2018). What causes the attention of Bitcoin? *Economics Letters*, 166, 40–44. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.02.017>
- [46] : Whaley, R. E. (2000). The investor fear gauge. *The Journal of Portfolio Management*, 26(3), 12–17. <https://doi.org/10.3905/jpm.2000.319723>
- [47] : Wu, C., et al. (2024). Fundamental valuation of Bitcoin: A behavioral approach. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 32, 100663.
- [48] : Wu, C., et al. (2025). Bitcoin valuation: Network metrics and behavioral finance. [Article à paraître].
- [49] : Baur, D. G., & Lucey, B. M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *Financial Review*, 45(2), 217–229. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>

- [50] : Gkillas, K., & Longin, F. (2020). Is Bitcoin the new digital gold? Evidence from extreme price movements in financial markets. *Economics Letters*, 191, 108727. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.108727>
- [51] : Koop, G., Pesaran, M. H., & Shin, Y. (1996). Impulse response analysis in linear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1), 119–147. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01753-4](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4)
- [52] : Mai, F., Shan, Z., Bai, Q., Wang, X. S., & Chiang, R. H. L. (2018). How does social media impact Bitcoin value? A test of the silent majority hypothesis. *Journal of Management Information Systems*, 35(1), 19–52. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1440774>
- [53] : Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>

7. Annexes

Annexe 1. Comparaison du sentiment sur les deux marchés

Afin de mieux saisir les spécificités comportementales des deux marchés étudiés, il est utile d'en proposer une comparaison synthétique. Le tableau ci-dessous résume les principales différences observées en termes de nature du sentiment, impact sur les prix, durée des effets, méthodes de mesure ou encore profil des investisseurs dominants.

Ce tableau permet de visualiser en un clin d'œil les asymétries structurelles entre les deux classes d'actifs. On y constate notamment que le sentiment dans les cryptomonnaies est plus spéculatif, plus immédiat et plus émotionnel, alors qu'il est généralement corrigé à moyen terme par les fondamentaux sur le marché actions. De même, les instruments de mesure diffèrent : indices de confiance ou dérivés institutionnels dans un cas, indicateurs numériques comportementaux dans l'autre.

Cette mise en perspective facilite la compréhension des différences de volatilité, de réactivité au contexte émotionnel et des canaux de propagation du sentiment. Elle justifie également, comme discuté précédemment, la nécessité de traiter séparément l'analyse du sentiment sur ces deux marchés, tout en étudiant leurs points de contact comportementaux sous forme de corrélations ou de spillovers afin de relever lequel des deux marchés influence l'autre.

Tableau 6: Comparaison du sentiment des investisseurs sur les marchés boursiers traditionnels et sur le marché des cryptomonnaies

Critères	Marché des cryptomonnaies (Bitcoin)	Marché boursier traditionnel (S&P 500)
Nature du sentiment	Principalement spéculatif ; fortement influencé par les réseaux sociaux, l'effet de rareté, et l'attrait technologique (blockchain, DeFi).	Influencé par les perspectives macroéconomiques, les annonces économiques et les indices de confiance des consommateurs.
Impact sur les prix	Très fort et immédiat, notamment en période de volatilité ou de crise ; le manque de régulation	Modéré mais réel, surtout à court terme. L'impact est généralement corrigé par les

	accentue les réactions émotionnelles.	fondamentaux économiques à moyen/long terme.
Durée de l'impact	Souvent court terme mais peut être prolongé en cas de cycles émotionnels collectifs (FOMO, panique).	Court terme principalement, avec une correction progressive par les fondamentaux ; agit comme un indicateur avancé des cycles.
Mesure du sentiment	Google Trends, réseaux sociaux, indices alternatifs comme Sentix (enquêtes hebdo), analyse textuelle.	Indices de confiance (Conference Board, Université du Michigan), VIX, indice de sentiment de Baker & Wurgler.
Type d'investisseurs dominant	Historiquement dominé par les particuliers, souvent moins rationnels ; présence institutionnelle en forte croissance.	Majoritairement dominé par les institutionnels, avec une forte capacité d'arbitrage et une analyse plus rationnelle.
Réactivité et irrationalité	Très réactif aux actualités, aux rumeurs, aux effets viraux ; forte exposition aux biais cognitifs (FOMO, panique, mimétisme).	Moins sensible aux effets de masse grâce à la diversification et à la régulation, mais l'euphorie/panique peut surgir en phase extrême.
Facteurs modérateurs	Peu de mécanismes de stabilisation (régulation faible, liquidité fragmentée), ce qui accentue les fluctuations.	Forte régulation, arbitrage institutionnel, profondeur de marché : ces éléments réduisent l'impact des excès de sentiment.

Annexe2. Statistiques descriptives des données financières utilisées

Tableau 7: Statistiques descriptives des indicateurs de sentiment (Marché des cryptomonnaies)

Variable	Moyenne	Écart-type	Min	Max	Asymétrie	Kurtose
Binance Long/Short Ratio	-0,1493	1,4036	-2,1674	1,5576	-0,0133	1,4534
Crypto Fear & Greed	-0,0012	0,4566	-1,4802	1,6381	-0,1703	4,1964
DVOL (Vol. implicite)	-0,0109	0,3469	-1,0820	1,8640	2,2153	13,4647
Funding Rate (Binance)	~0	1,0000	-1,9757	6,1870	3,2956	17,3331
Google Trend – Buy BTC	~0	1,0000	-0,9093	4,0497	2,4745	9,8195
Google Trend – Crash BTC	~0	0,9485	-3,2714	2,5774	-0,1192	5,9204

Tableau 8: Statistiques descriptives des indicateurs de sentiment (Marché des actions)

Variable	Moyenne	Écart-type	Min	Max	Asymétrie	Kurtose
AAII Bull–Bear Spread	-0,0097	0,5475	-1,5057	2,0782	0,2151	3,3671
OECD BCI	0,0020	0,1676	-0,4745	0,8739	2,8253	18,0879
Futures ADV	~0	1,0000	-2,2922	3,1510	0,6087	3,8874
SPX Options ADV	0,0477	0,2646	-0,9349	0,6817	-0,6460	5,2974
Total Options	0,0704	0,4712	-1,0902	1,3118	0,0515	2,8266
VIX Futures ADV	0,0002	0,6612	-2,5578	2,8358	0,1941	10,1796
VIX Options ADV	~0	1,0000	-1,5481	2,7047	0,6717	3,2179
VIX Close	~0	1,0000	-1,3152	7,1471	2,1200	10,8726

Tableau 9: Statistiques descriptives des rendements hebdomadaires

Variable	Moyenne	Écart-type	Min	Max	Asymétrie	Kurtose
Rendement BTC	0,0112	0,0952	−0,4945	0,4119	−0,2512	5,8884
Rendement SPX	0,0023	0,0242	−0,1623	0,1142	−0,9207	10,3165

Annexe 3. Résultats de l'ACP

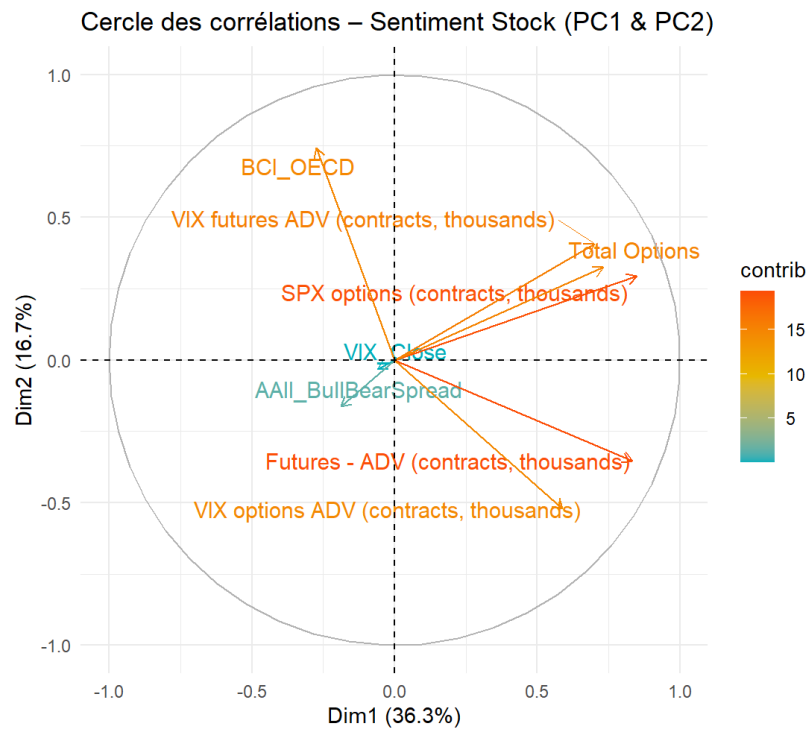
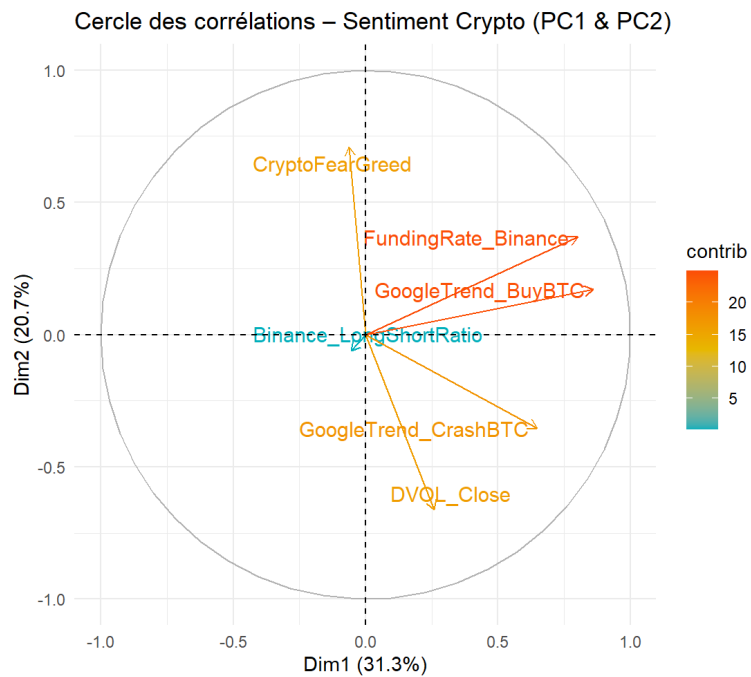


Figure 4 : contributions des variables dans les composantes principales du sentiment sur les marchés traditionnels



7.1.

Figure 5 : contributions des variables dans les composantes principales du sentiment sur le marché des cryptomonnaies

Annexe 4. Spécifications du modèle DCC-GARCH

Chaque éléments $h_{i,t}$ de D_t suit un processus GARCH(1,1) :

$$h_{i,t} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}$$

Où :

- $\omega_i > 0$ est une constante,
- α_i mesure la sensibilité aux chocs récents (effet ARCH),
- β_i mesure la persistance (effet GARCH),
- $\varepsilon_{i,t-1}$ est le résidu centré au temps $t - 1$,
- la condition $\alpha_i + \beta_i < 1$ garantit la stationnarité faible.

On en déduit les résidus standardisés :

$$z_t = D_t^{-1} \varepsilon_t$$

Ces résidus servent de base pour la dynamique des corrélations.

I) Dynamique des corrélations : spécification DCC

La matrice R_t est construite à partir d'une matrice auxiliaire Q_t , selon :

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + az_{t-1}z_{t-1}^T + bQ_{t-1}$$

Avec :

- $Q = E[z_t z_t^T]$, la matrice de corrélation inconditionnelle des résidus standardisés,
- a et b sont les paramètres de mémoire du modèle, positifs, avec $a + b < 1$ pour assurer la stationnarité.

La matrice de corrélation conditionnelle dynamique R_t est obtenue par normalisation de Q_t :

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-\frac{1}{2}} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-\frac{1}{2}}$$

Cette opération garantit que R_t est bien une matrice de corrélation (diagonale égale à 1, coefficients compris entre -1 et 1)

Le modèle DCC-GARCH offre un cadre particulièrement adapté à l'étude de la corrélation dynamique des rendements entre classes d'actifs hétérogènes, comme le marché actions (S&P 500) et le marché des cryptomonnaies (Bitcoin).

Contrairement aux approches classiques à corrélation constante, le DCC permet de modéliser l'évolution temporelle des interdépendances entre ces deux séries, en tenant compte du fait que leur relation peut être très instable selon les régimes de marché (crise, euphorie, décorrélacion structurelle).

Annexe 5. Spécifications relatives au spillover

On considère un vecteur multivarié de variables temporelles $x_t \in \mathbb{R}^n$:

$$x_t = \begin{bmatrix} Returns_{S\&P,t} \\ Returns_{BTC,t} \\ Sentiment_{BTC,t} \\ Sentiment_{S\&P,t} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^4$$

Modélisé par un processus VAR(p) :

$$x_t = \sum_{i=1}^p A_i x_{t-i} + u_t$$

Avec :

- $A_i \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$ les matrices de coefficients,
- $u_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_u)$ le vecteur des innovations à covariance Σ_u

Décomposition généralisée de la variance des erreurs de prévision (GFEVD)

$$x_t = \sum_{h=0}^{\infty} \phi_h u_{t-h}$$

La contribution de la variable j à la variance de prévision à horizon H de la variable i , selon Koop, Pesaran & Shin (1996), est donnée par :

$$\theta_{ij}^{(H)} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i^T \phi_h \Sigma_u e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i^T \phi_h \Sigma_u \phi_h^T e_i)}$$

Où :

ϕ_h : matrice d'impulsion à l'horizon h

Σ_u : matrice de variance-covariance des innovations,

σ_{jj} : j -ème diagonale de Σ_u ,

e_i : vecteur unitaire avec 1 à la position i ,

$\theta_{ij}^{(H)}$: part de la variance de i expliquée par le choc de j .

Les parts sont ensuite normalisées pour que les contributions sur chaque ligne (par variable cible) s'additionnent à 1 :

$$\tilde{\theta}_{ij}^{(H)} = \frac{\theta_{ij}^{(H)}}{\sum_{j=1}^N \theta_{ij}^{(H)}}$$

Le tableau ci-dessous reprends les résultats du test ADF(Augmented Dickey-Fuller) :

Série	Statistique ADF	P-value	Seuil critique (1%)
rBTC	-12.7973	< 2e-16	-3.44
rSPX	-13.5704	< 2e-16	-3.44
Crypto_PC1	-5.6484	3.22e-08	-3.44
Stock_PC1	-7.6579	1.65e-13	-3.44

Les résultats du test de racine unitaire d'Augmented Dickey-Fuller (ADF) indiquent que les quatre séries considérées – à savoir les rendements hebdomadaires du Bitcoin (rBTC) et du S&P 500 (rSPX), ainsi que les premières composantes principales des indices de sentiment extraits par ACP (Crypto_PC1 et Stock_PC1) – sont toutes stationnaires au seuil de 1 %. Les statistiques de test sont, dans chaque cas, inférieures aux seuils critiques standards, et les p-values permettent de rejeter clairement l'hypothèse nulle de non-stationnarité.

Les séries de rendements rBTC et rSPX présentent des niveaux de stationnarité particulièrement élevés, avec des valeurs de test très éloignées des seuils critiques. Cette propriété statistique confirme qu'elles peuvent être utilisées telles quelles dans des modèles de type VAR ou GARCH sans transformation supplémentaire.

Les composantes principales des indicateurs de sentiment montrent également une stationnarité robuste, bien que les statistiques associées soient légèrement moins extrêmes. Leur utilisation dans des modèles dynamiques tels que ceux mobilisés dans la suite de l'analyse (VAR-GFEVD, DCC-GARCH) reste donc justifiée sur le plan économétrique.

Ces résultats valident donc la structure de données retenue dans ce mémoire et assurent la cohérence des méthodes empiriques mobilisées pour étudier les dynamiques croisées entre marchés financiers traditionnels et cryptomonnaies.

Annexe 6. Graphique des moyennes de spillover

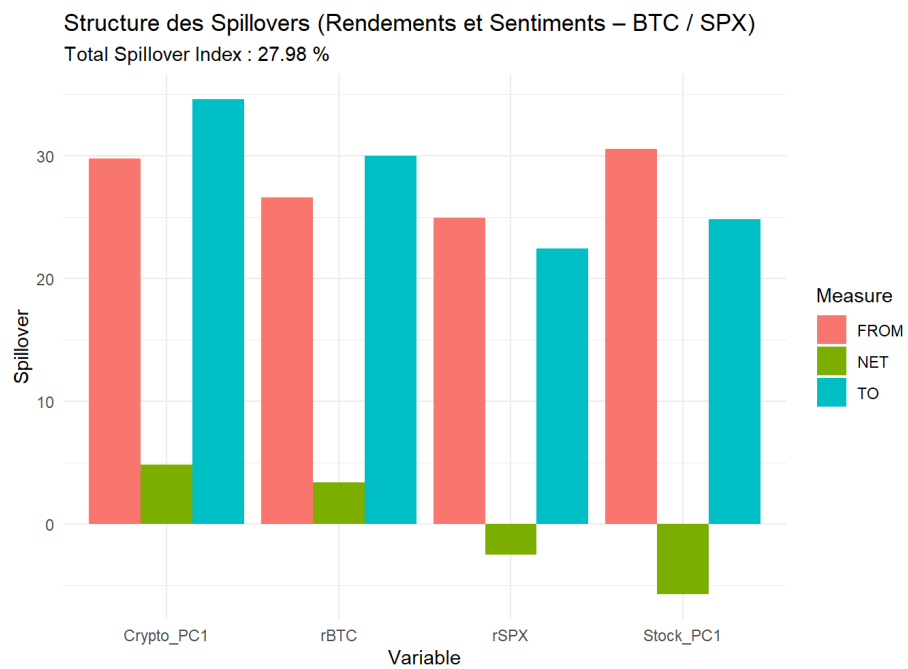
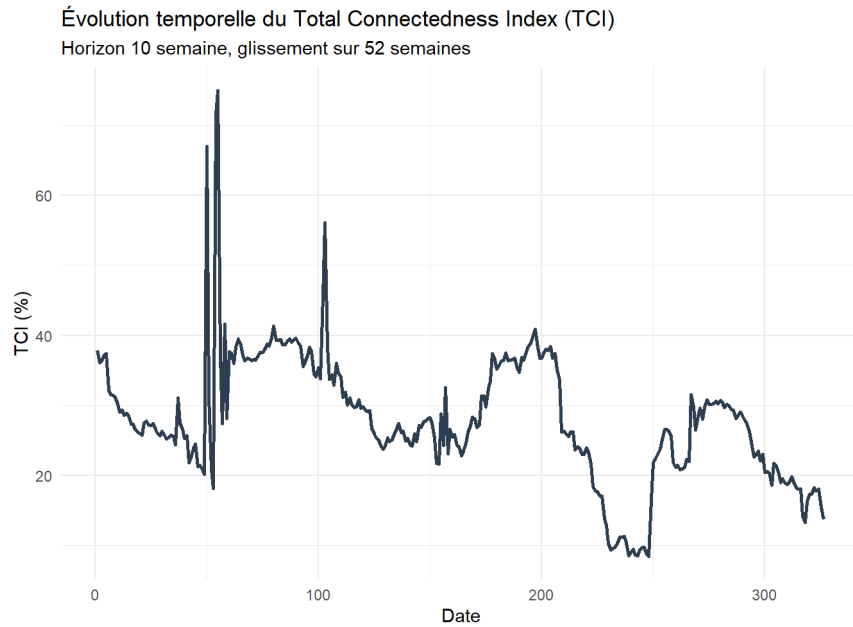
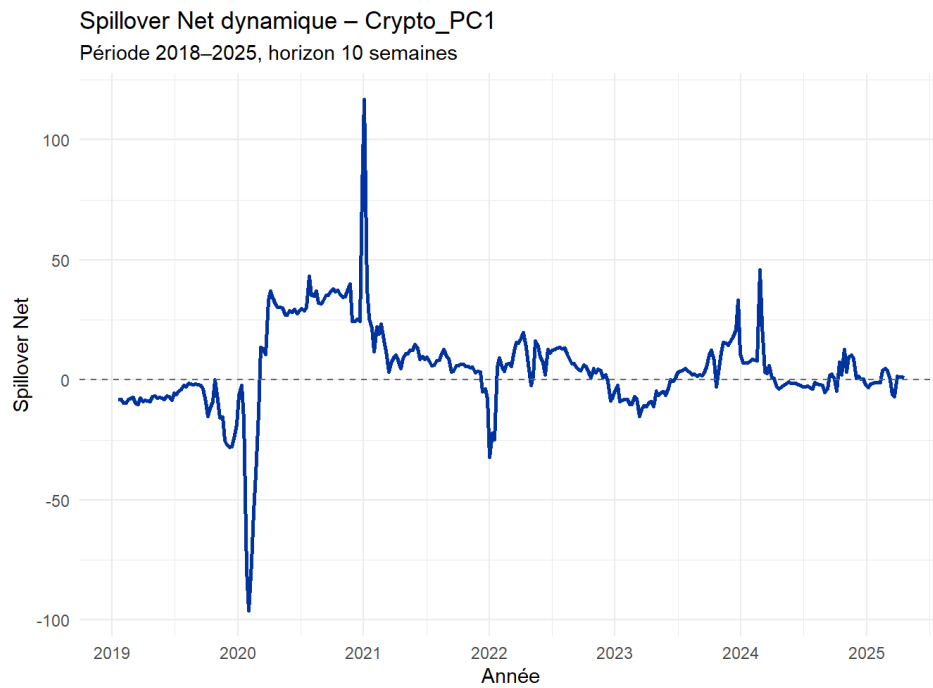


Figure 6: Structure des spillovers rendements et sentiments sur le S&P500 et le Bitcoin

Annexe 7. Evolution des spillovers net et total au cours du temps*Figure 7: évolution temporelle du spillover total**Figure 8: Évolution temporelle du spillover net du sentiment sur le marché des cryptomonnaies*

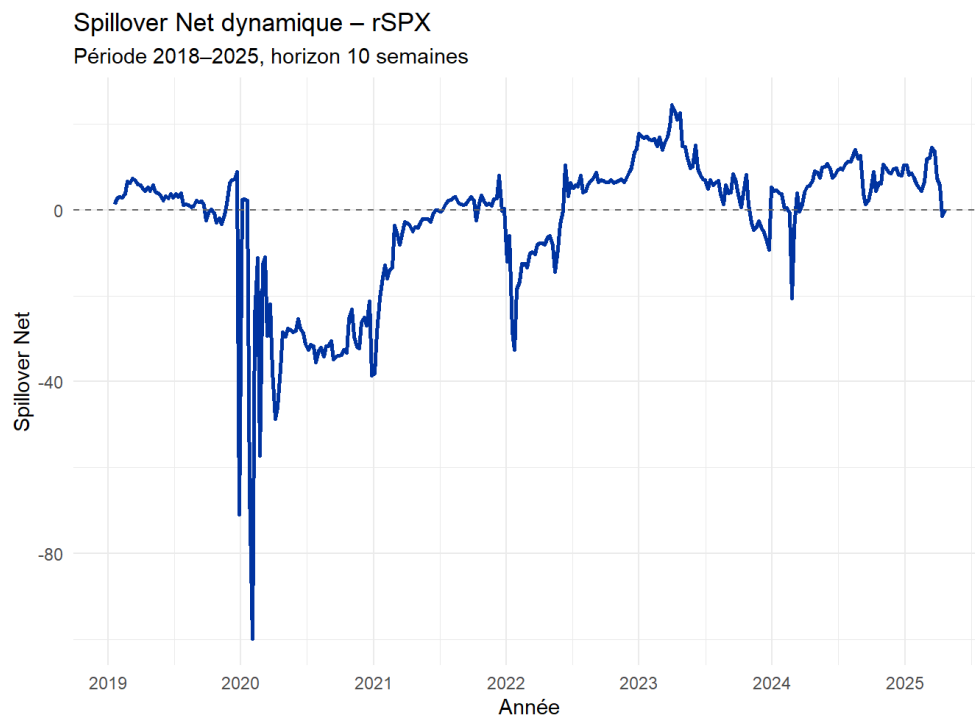


Figure 9: Évolution temporelle du spillover net du sentiment sur les rendements du S&P500

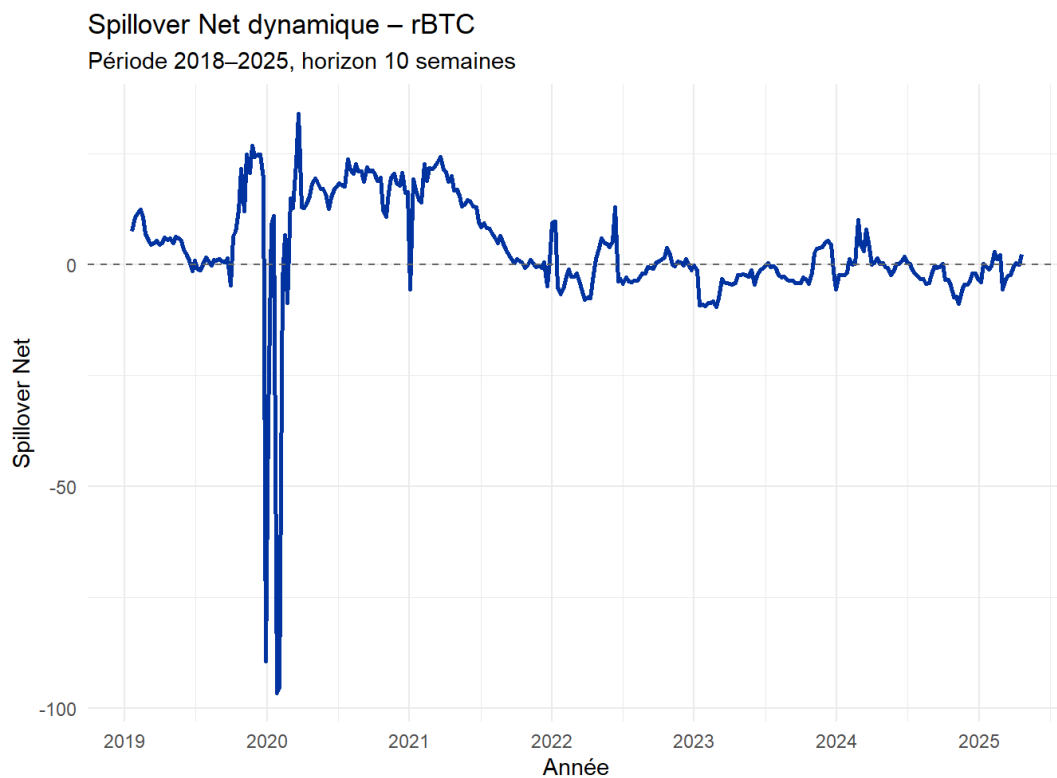


Figure 10: Évolution temporelle du spillover net du sentiment sur les rendements du Bitcoin

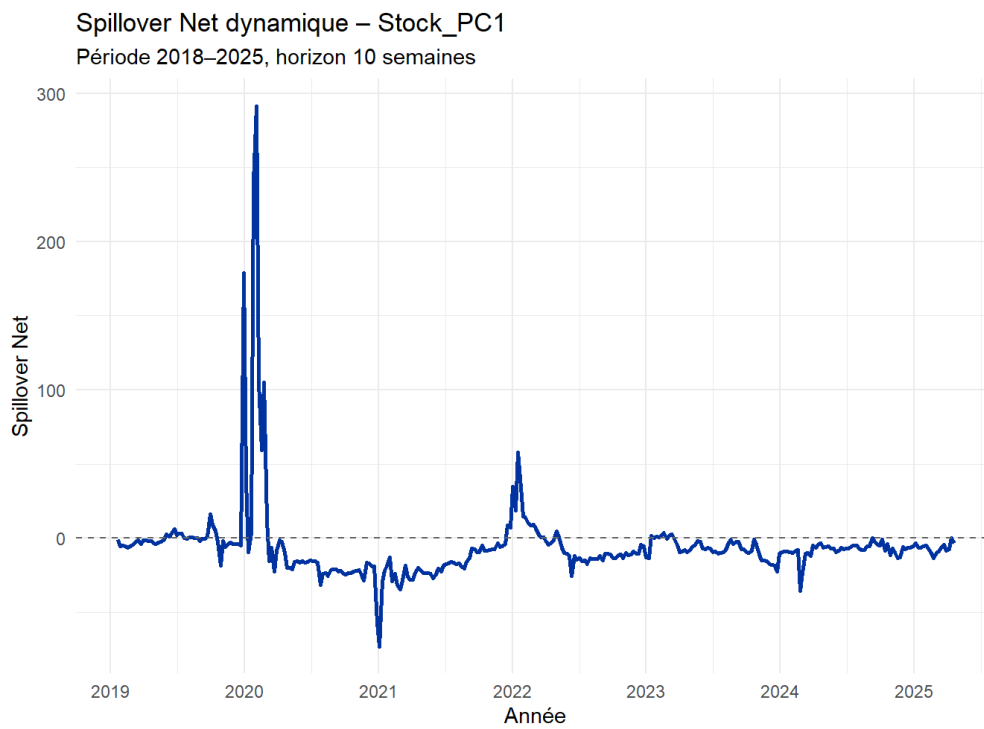


Figure 11: Évolution temporelle du spillover net du sentiment sur les marchés boursiers traditionnels

Annexe 9. Script R utilisé

<https://gist.github.com/cicco11/51cddbba016d09304792bffee449a88e>

Résumé :

Ce mémoire explore la dynamique comportementale entre deux marchés aux structures contrastées : les actions traditionnelles (S&P 500) et les cryptomonnaies (Bitcoin). L'objectif est d'évaluer dans quelle mesure le sentiment des investisseurs circule entre ces marchés, et selon quelles modalités. En combinant les apports de la finance comportementale avec des outils économétriques avancés (DCC-GARCH et VAR-GFEVD), l'étude cherche à identifier les régimes d'interconnexion émotionnelle et les canaux de transmission comportementale.

Deux indicateurs de sentiment ont été construits, séparément pour les marchés crypto et actions, à partir de données de marché (volatilité, positionnement, volumes, tendances de recherche) agrégées via une analyse en composantes principales. Le modèle DCC-GARCH révèle une corrélation des rendements globalement positive mais instable, amplifiée lors de chocs systémiques (COVID-19, resserrement monétaire 2023) et atténuée lors de tensions spécifiques à un seul marché. Les résultats montrent que les relations entre ces marchés sont régimes-dépendantes et sensibles au contexte émotionnel.

L'analyse du lien entre sentiment et corrélation montre que le sentiment agrégé sur les actions n'agit pas comme unificateur : au contraire, une hausse de l'optimisme actions est associée à une baisse de la corrélation avec le Bitcoin. Le sentiment crypto, quant à lui, s'avère statistiquement non significatif, confirmant sa volatilité endogène.

L'approche par spillovers comportementaux (VAR-GFEVD) apporte une dimension causale. Elle révèle une structure asymétrique, dans laquelle le sentiment crypto constitue le principal émetteur net, devant le prix du Bitcoin. Le sentiment actions est au contraire le principal récepteur net. Cette inversion par rapport aux attentes classiques souligne que la diffusion comportementale ne suit pas les hiérarchies de capitalisation, mais dépend de la visibilité narrative et de la réactivité collective. Le Total Spillover Index de 27,98 % traduit un niveau d'interconnexion modéré, mais significatif dans les phases de crise.

Ce mémoire relève l'importance d'une lecture dynamique des interactions comportementales entre marchés. Les signaux émotionnels, bien que parfois instables, jouent un rôle structurant dans la formation des corrélations, la contagion des anticipations et les décisions d'allocation. Comprendre leur circulation est essentiel pour tout acteur de marché souhaitant anticiper les zones de rupture et adapter ses stratégies de couverture ou d'exposition.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Louvain School of Management

Place des Doyens, 1 bte L2.01.01, 1348 Louvain-la-Neuve
Boulevard Emile Devreux 6, 6000 Charleroi, Belgique
Chaussée de Binche 151, 7000 Mons, Belgique

www.uclouvain.be/lsm