

Faculté des sciences

Modélisation des rendements de cryptomonnaies

Auteur-es : Laure Musekera Murerwa

Promoteur-rices : Christian Hafner

Lecteur-rices : Eugen Pircalabelu

Année académique 2019-2020

Remerciements

Bien que ce mémoire soit le fruit d'un effort acharné de ma part, il n'en est pas moins également le produit de belles collaborations. Livrée à moi-même je n'aurais pas pu accomplir un tel travail. C'est pourquoi, je tiens à remercier ceux qui m'ont aidée dans cet accomplissement.

Je voudrais tout d'abord remercier mon promoteur Christian Hafner pour son aide constante durant mes recherches. Il a su faire preuve de patience dans ses explications et toujours guider mes réflexions et questionnements attentivement.

De plus, il ne me serait pas possible de remettre ce travail sans la participation de Stéphanie Willems qui a eu la patience de relire un texte qui ne lui était pas toujours aisément compréhensible.

J'aimerais également remercier mon lecteur Eugen Pircalabelu pour avoir accepté ce rôle et donc donner de son temps pour lire ce mémoire.

Enfin, je tiens à remercier tous les professeurs de la LSBA qui m'ont donné les connaissances nécessaires pour pouvoir écrire un tel mémoire mais également les professeurs de l'école de mathématiques qui ont été les premiers à me guider dans mon parcours universitaire.

Table des matières

1 Introduction	1
1.1 Introduction aux cryptomonnaies	1
1.2 Présentation des données	2
2 Modèles linéaires	7
2.1 Modèle d'évaluation des actifs financiers	7
2.2 <i>Small Minus Big</i>	9
2.3 Adresses actives	11
2.4 Diagnostic des modèles linéaires	14
2.4.1 Normalité des résidus	14
2.4.2 Autocorrélations	16
2.4.3 Homoscédasticité	17
2.5 Conclusion des modèles linéaires	17
3 Modèles dynamiques	19
3.1 MEDAF conditionnel	19
3.1.1 Construction du modèle et résultats	19
3.1.2 Valeurs ajustées	22
3.2 Modèle SMB dynamique	28
3.2.1 Construction du modèle et résultats	28
3.2.2 Valeurs ajustées SMB	32
3.3 Modèle AA dynamique	37
3.3.1 Construction du modèle et résultats	37
3.3.2 Valeurs ajustées du modèle AA	41
3.4 Diagnostic des modèles dynamiques et comparaisons	46
3.4.1 QQ plot : Modèles dynamiques	46
3.4.2 Autocorrélations	47
4 Comparaison des modèles	49
4.1 BIC des modèles	49
5 Remarques sur la Ripple et la modélisation actuelle	53
5.1 Comportement des rendements de la Ripple	53
5.2 La modélisation actuelle : le <i>stock-to-flow</i> .	54
6 Conclusions	57
A Prix, Rendements et variables	59

B	Liste des cryptomonnaies ordonnées par capitalisation boursière moyenne sur la période du 29 décembre 2016 au 28 juin 2019	65
C	QQ plot : Modèles statiques	67
D	QQ plot : Modèles dynamiques	71
E	Rendements ajustés MEDAF dynamique	75
F	Valeurs ajustées <i>Small Minus Big</i> dynamique	87
G	Valeurs ajustées <i>AA</i> dynamique	99

Table des figures

1.1 Evolution temporelle des prix du Bitcoin, de l'Ethereum, de la Ripple et la Litecoin.	3
1.2 Evolution journalière des rendements du Bitcoin, de l'Ethereum, de la Ripple et la Litecoin.	4
1.3 Corrélations entre les rendements des cryptomonnaies	5
2.1 QQ plot des résidus du MEDAF pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	14
2.2 QQ plot des résidus du modèle Small Minus Big pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	15
2.3 QQ plot des résidus du modèle AA pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	15
3.1 Graphique des coefficients de l'indice de marché pour les MEDAF conditionnels du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	20
3.2 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique du Bitcoin	24
3.3 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de l'Ethereum	25
3.4 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Decred	26
3.5 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Digibyte	27
3.6 Graphique des coefficients de l'indice de marché pour le modèle SMB du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	28
3.7 Graphiques des coefficients de la variable SMB pour le modèle SMB du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	29
3.8 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique du Bitcoin.	33
3.9 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de l'Ethereum.	34
3.10 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Decred.	35
3.11 Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Digibyte.	36
3.12 Graphique des coefficients de l'indice de marché pour le modèle AA du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	37

3.13 Graphique des coefficients de la variable SMB pour le modèle AA du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	38
3.14 Graphique des coefficients de la variable AA pour le modèle AA du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	38
3.15 Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 du Bitcoin.	42
3.16 Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de l'Ethereum.	43
3.17 Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de la Decred.	44
3.18 Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de la Digibyte.	45
3.19 QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	46
3.20 QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	46
3.21 QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.	47
A.1 Evolution temporelle des prix de Stellar, Monero, Dash et Nem	59
A.2 Evolution temporelle des prix de Dogecoin, Decred, Digibyte et Lisk	60
A.3 Evolution temporelle des prix de Ethereum classic, Zcash et Neo	60
A.4 Evolution journalière des rendements de Stellar, Monero, Dash et Nem	61
A.5 Evolution journalière des rendements de Dogecoin, Decred, Digibyte et Lisk	61
A.6 Evolution journalière des rendements de Ethereum classic, Zcash et Neo.	62
A.7 Graphique de la variable des rendements du marché sur la période étudiée.	62
A.8 Graphique de la variable SMB sur la période étudiée.	63
A.9 Graphique de la variable AA sur la période étudiée.	63
C.1 QQ plot des résidus du MEDAF pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	67
C.2 QQ plot des résidus du MEDAF pour la Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.	67
C.3 QQ plot des résidus du MEDAF pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	68
C.4 QQ plot des résidus du modèle SMB pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	68
C.5 QQ plot des résidus du modèle SMB pour la Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.	68
C.6 QQ plot des résidus du modèle SMB pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	69
C.7 QQ plot des résidus du modèle AA pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	69
C.8 QQ plot des résidus du modèle AA pour Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.	69
C.9 QQ plot des résidus du modèle AA pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	70

D.1	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	71
D.2	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.	71
D.3	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	72
D.4	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	72
D.5	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.	72
D.6	QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	73
D.7	QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.	73
D.8	QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.	73
D.9	QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour l'Ethereum classic, la Zcash et la Neo.	74
E.1	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Ripple	76
E.2	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Litecoin	77
E.3	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Stellar	78
E.4	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Monero	79
E.5	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Dash	80
E.6	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Nem	81
E.7	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Dogecoin	82
E.8	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Lisk	83
E.9	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de l'Ethereum classic	84
E.10	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Zcash	85
E.11	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Neo	86
F.1	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Ripple.	88
F.2	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique du Litecoin.	89

F.3	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Stellar.	90
F.4	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Monero.	91
F.5	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Dash.	92
F.6	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Nem.	93
F.7	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Dogecoin.	94
F.8	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Lisk.	95
F.9	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de l'Ethereum classic.	96
F.10	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Zcash.	97
F.11	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Neo.	98
G.1	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Ripple.	100
G.2	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Litecoinin.	101
G.3	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Stellar.	102
G.4	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Monero.	103
G.5	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Dash.	104
G.6	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Nem.	105
G.7	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Dogecoin.	106
G.8	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Lisk.	107
G.9	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de l'Ethereum classic.	108
G.10	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Zcash.	109
G.11	Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Neo.	110

Liste des tableaux

2.1 Résultats des différents MEDAF	9
2.2 Résultats des différents modèles SMB	10
2.3 Résultats des différents modèles avec la variable AA	13
2.4 Table des p-valeurs du test de Ljung-box de décalage 3 pour chacun des modèles statiques.	16
3.1 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t pour le MEDAF	21
3.2 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t du modèle dynamique.	30
3.3 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{SMB}^t du modèle SMB dynamique.	31
3.4 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t du modèle AA dynamique.	40
3.5 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{SMB}^t du modèle AA dynamique.	40
3.6 Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{AA}^t du modèle AA dynamique.	41
3.7 Table des p-valeurs du test de Ljung box de décalage 3 pour chacun des modèles dynamiques	48
4.1 Table des BIC pour chacun des modèles statiques.	50
4.2 Table des BIC pour chacun des modèles dynamiques.	50

Chapitre 1

Introduction

1.1 Introduction aux cryptomonnaies

Que ce soient le Bitcoin, la Ripple ou l'Ethereum, les cryptomonnaies ont désormais une place centrale sur le marché digital. En effet, en 2008, une personne ou un organisme sous le pseudo de Satoshi Nakamoto a lancé la première monnaie digitale : le Bitcoin. Dans son premier article, Nakamoto (2008) [22] soulève quelques problèmes du système de transactions bancaires. Premièrement, les transactions peuvent être annulées pour certaines raisons par une banque. Cela nécessite un grand niveau de confiance à avoir envers une institution bancaire pour gérer les transactions. Plus encore, lorsque deux parties appartiennent à différentes banques, il s'agit de deux institutions différentes dont dépendent les transactions. Grâce au système de chaînes de blocs, le protocole de paiement du Bitcoin permet d'éviter les transactions frauduleuses [22]. Une chaîne de bloc est une série de données protégées par des outils de cryptographie. Dans le cas du Bitcoin, la chaîne de blocs est ouverte au public et des personnes appelées "mineurs" confirment les transactions selon un processus de consensus complexe appelé "preuve de travail". Ces mineurs sont payés en Bitcoin. Leur prime est diminuée de moitié tous les 210 000 Bitcoins minés [10]. Ils ajoutent les transactions à une chaîne de blocs permettant ainsi une résistance accrue aux attaques. En effet, pour s'attaquer à un bloc, il faudrait non seulement pirater ce bloc mais également ceux qui auraient suivis. L'objectif est donc qu'il soit plus profitable de "miner" de nouvelles transactions que de tenter le piratage des autres [22].

Une fois le Bitcoin sur le marché, nombre de cryptomonnaies se sont lancées. En effet, le code source du Bitcoin est publique donnant ainsi la possibilité à d'autres de le copier ou du moins de s'en inspirer. Certaines cryptomonnaies alternatives au Bitcoin, appelées *altcoin*, n'ont été que des copies du Bitcoin tandis que d'autres ont des apports différents. Par exemple, la Dash ou la Monero sont des *altcoins* qui permettent aux différents partis d'une transaction de rester entièrement anonyme. Certaines, utilisent d'autres méthodes de consensus telles que la preuve de participation [10]. La preuve de participation est un consensus permettant de limiter la complexité et donc l'énergie utilisée pour vérifier une transaction. Des détails sur ce type de consensus sont disponibles dans l'article de Vitalik Buterin (2013) [7] et Elendner et al (2016) [10]. Par ailleurs, il existe une *altcoin* dont la création s'est faite indépendamment du Bit-

coin. En effet, Ryan Fugger avait, en 2004, déjà créé une version de la Ripple (Vitalik Buterin, 2013) [6]. Celle-ci repose sur le concept d'un consensus d'une "majorité qualifiée". Il faut qu'une majorité de personnes ou d'organismes de confiance valide une transaction. L'objectif est d'avoir un nombre de personnes avec des intérêts suffisamment divergents pour qu'il ne soit pas possible de s'allier en majorité pour faire des transactions frauduleuses [6].

Toutefois, ce n'est pas de la capacité de ces cryptomonnaies à opérer comme moyen de paiement dont il va s'agir ici. C'est de leur nature d'actif financier dont il va être question. En effet, chaque cryptomonnaie qui va être étudiée est cotée en bourse. L'objectif sera de modéliser leurs rendements selon différentes variables en utilisant différentes méthodes. Pour ce faire, seront utilisés certains modèles financiers classiques à coefficients statiques tels que le modèle des actifs financiers de Sharpe (1964) [26] et Lintner (1965) [27], et une méthode inspirée des modèles à trois facteurs de Fama et French (1993) [15]. D'autres modèles à coefficients dynamiques seront également utilisés. Ceux-ci sont inspirés du papier d'Engle (2016) [14] sur les coefficients conditionnels dynamiques dans les modèles des rendements d'actifs financiers.

1.2 Présentation des données

Afin de faire l'analyse des rendements des cryptomonnaies, un échantillon de quinze d'entre elles va être utilisé. Celles-ci ont été choisies selon les critères suivants : elles sont classées parmi les cent premières en termes de capitalisation boursière, étaient sur le marché avant la fin de décembre 2016 et ne sont pas des *stablecoins*. Sont appelées *stablecoins* des cryptomonnaies dont le régime de change est fixé par rapport à un autre actif. Cet actif est bien souvent le dollar US, mais peut également être l'or ou l'argent par exemple. [19] Ces cryptomonnaies ne vont donc pas être étudiées ici car leurs prix ne devraient pas varier selon un modèle similaire aux autres cryptomonnaies.

Ci-dessous se trouve la liste des cryptomonnaies étudiées. Les données utilisées dans ce mémoire sont, à part mention contraire, disponibles sur le site Coinmetrics (<https://coinmetrics.io>).¹ Voici la liste des cryptomonnaies analysées ainsi que leur symbole boursier :

- Bitcoin (BTC)
- Ethereum (ETH)
- Ripple (XRP)
- Litecoin (LTC)
- Stellar (XLM)
- Monero (XMR)
- Dash (DASH)
- Nem (XEM)
- Dogecoin (DOGE)
- Decred (DCR)
- Digibyte (DGB)

1. Le site ne permet plus d'accéder librement aux données sans avoir un compte.

- Lisk (LSK)
- Ethereum classic (ETC)
- Zcash (ZEC)
- NEO (NEO)

Ci-dessous se trouve le graphique des prix en fonction du temps des quatre plus grandes cryptomonnaies. Les autres se trouvent en annexe. Un mouvement similaire des prix autour de l'année 2018 est visible. En effet il y a un soudain pic au début de l'année 2018 suivi d'une décroissance plus ou moins rapide selon les cryptomonnaies. Dès lors, on peut déjà voir qu'il y a un lien dans la façon dont les prix des cryptomonnaies évoluent les unes par rapport aux autres.

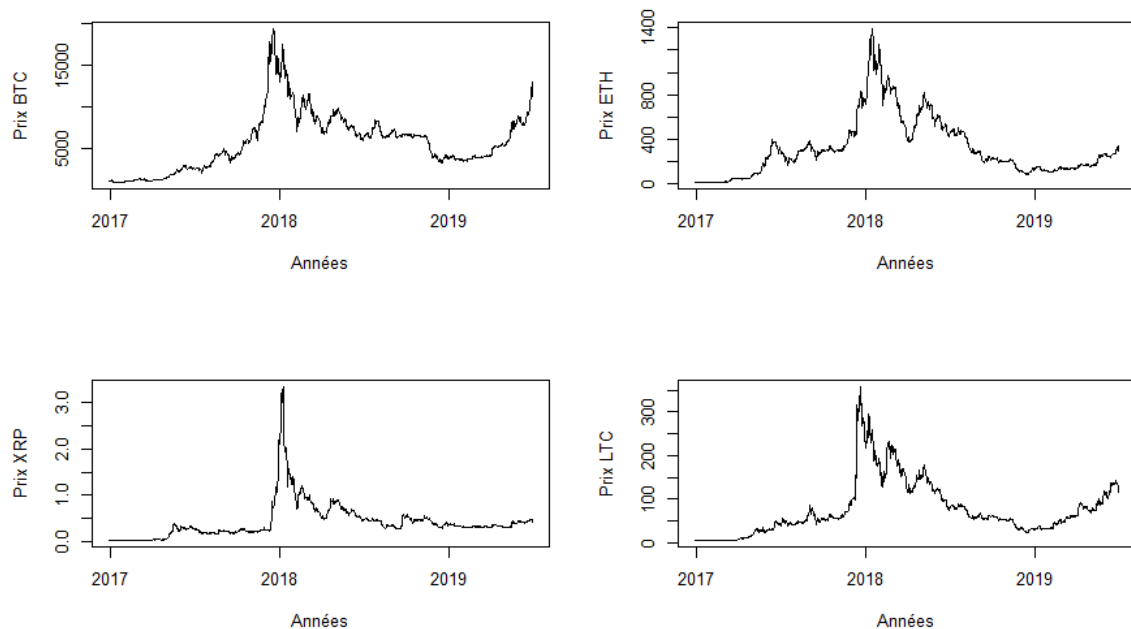


FIGURE 1.1 – Evolution temporelle des prix du Bitcoin, de l'Ethereum, de la Ripple et la Litecoin.

Afin de vérifier s'il vaut la peine de considérer ces cryptomonnaies dans le cadre d'une approche classique basée sur le couple espérance/variance, il est nécessaire de voir si elles sont suffisamment diversifiées de sorte à amortir le risque. Les rendements journaliers des actifs des quinze cryptomonnaies ont été calculés selon la formule suivante :

$$\text{Rendement}(t) = \frac{\text{Prix}(t)}{\text{Prix}(t-1)} - 1 \quad (1.1)$$

La figure ci-après montre les graphiques des rendements de quatre cryptomonnaies. Les autres se trouvent en annexe. Il y a une grande volatilité dans les rendements et de nombreux outliers. La forme que prend ces graphiques des rendements permet

d'ores et déjà d'imaginer qu'une hypothèse de normalité ou même de simple hétéroscédasticité n'est guère réaliste.

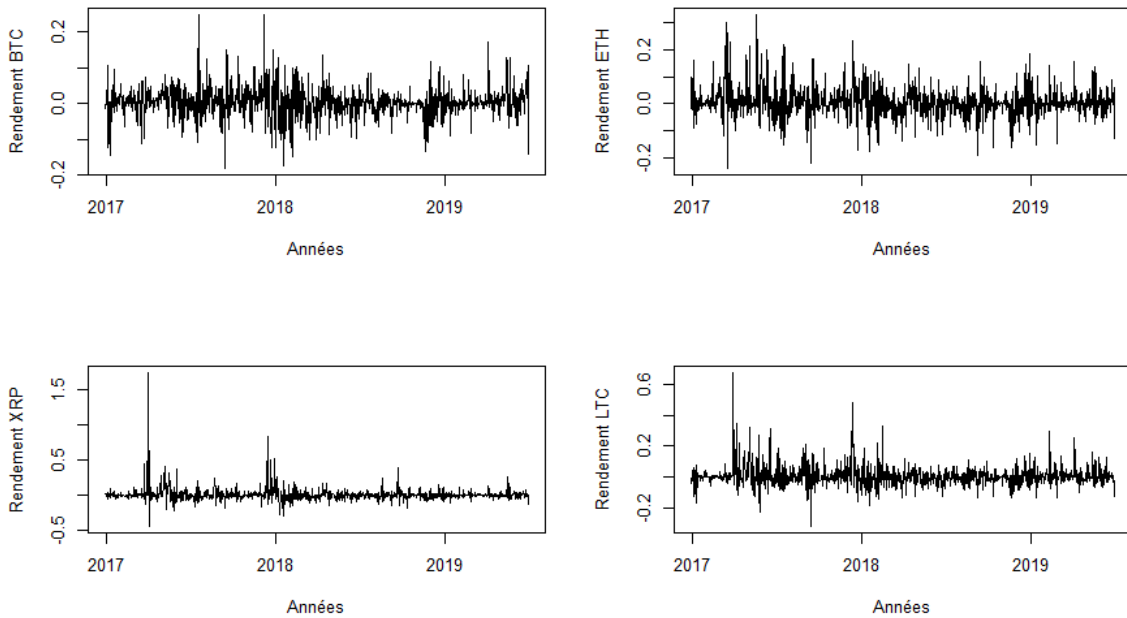


FIGURE 1.2 – Evolution journalière des rendements du Bitcoin, de l'Ethereum, de la Ripple et la Litecoin.

Tout d'abord, les différences entre les échelles des valeurs aberrantes des rendements du Bitcoin, de l'Ethereum, de la Ripple et de la Litecoin sont notables. En effet, la majorité des rendements journaliers se trouvent dans l'intervalle $[-0.2, 0.2]$. Toutefois, la Ripple et la Litecoin atteignent des valeurs aberrantes à des périodes similaires. La Ripple atteint la valeur 1.74 le 2 avril 2017 et la Litecoin atteint la valeur de 0.69 le 31 mars 2017 et elles ont toutes les deux une chute impressionnante le jour suivant. La Ripple passe d'un rendement de 1.74 à un rendement négatif de -0.45, et la Litecoin passe de 0.69 à -0.05. En annexe, sont visibles des valeurs aberrantes similaires dans les rendements de certaines cryptomonnaies telles la Digibyte, la Nem ou la Stellar.

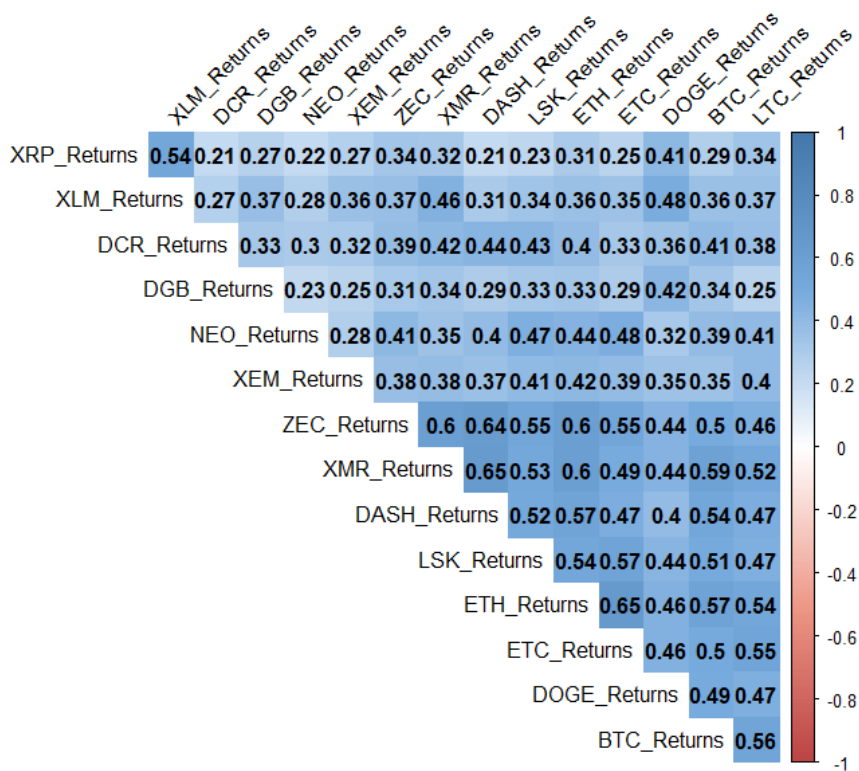


FIGURE 1.3 – Corrélations entre les rendements des cryptomonnaies

Vérifier la corrélation entre les rendements des actifs permet déjà d’avoir une idée de la possibilité de diversifier des portefeuilles comportant uniquement ce type d’actifs. La figure 1.3 permet d’obtenir une vision globale des corrélations entre les rendements des cryptomonnaies étudiées. La figure ci-dessus indique qu’il n’y a pas de corrélation trop élevée entre les rendements des différentes cryptomonnaies. Cependant, les corrélations sont toutes positives ce qui est attendu. En effet, la figure 1.1 de l’évolution des prix montre que les prix n’ont pas de tendances opposées. La corrélation maximale entre deux cryptomonnaies est celle entre l’Ethereum classic et l’Ethereum et s’élève à 0.65. Cette forte corrélation vient sans doute de l’origine commune des deux cryptomonnaies. En effet, suite à un projet de récolte de fonds, Ethereum s’est fait hacké l’équivalent de 50 millions de dollars en ETH (Finley,2016) [16]. Pour pallier à cela, Ethereum a décidé de lancer un nouveau protocole ainsi qu’une nouvelle chaîne. Cependant, certains mineurs ont continué sur la chaîne de blocks originelle lançant ainsi l’Ethereum classic [23].

Grâce à ces premiers résultats, il va donc être possible de se pencher sur un modèle basé sur la théorie moderne du portefeuille dans le chapitre suivant. Ces corrélations permettent en effet de considérer les cryptomonnaies comme un marché et de créer un indice à partir de celles-ci.

Chapitre 2

Modèles linéaires

2.1 Modèle d'évaluation des actifs financiers

Le modèle d'évaluation des actifs financiers, abrégé MEDAF, introduit par Sharpe (1964) et Lintner(1965) et basé sur les travaux de Markowitz permet de modéliser les rendements d'actifs (R_{actif}) à partir de l'indice du marché (R_M), du taux d'intérêt sans risque (R_{SR}) et d'un coefficient (β_{RM}) qui est le rapport entre la covariance des rendements de l'actif et de l'indice du marché et la volatilité du rendement du marché. Ce modèle est formulé comme suit :

$$R_{actif} = R_{SR} + \beta_{RM} (R_M - R_{SR}) + \varepsilon \quad (2.1)$$

où ε est un bruit blanc indépendant [26] [27].

Le taux sans risque en Belgique a été bas voire négatif à certains moments. De plus, lorsque testé, l'intercept n'était pas significatif au seuil de 5%. Il a donc été décidé de le fixer à 0. L'intercept est donc nul dans tout les modèles qui vont suivre. Le rendement du marché a quant à lui été calculé en prenant la moyenne des rendements pondérés par la capitalisation boursière de chacune des cryptomonnaies. Le graphique de son évolution au cours de la période étudiée se trouve en annexe A.7. Aussi obtient-on finalement un modèle de la forme suivante :

$$R_{actif} = \beta_{RM} (R_M) + \varepsilon \quad (2.2)$$

L'idée du MEDAF est de voir comment un actif en particulier réagit aux coups sur le marché. Par exemple, un actif dont le β_{RM} est très proche de 1 implique que, par exemple, si une récession frappe le marché, les rendements de cet actif vont subir des secousses dans le même sens que l'indice de marché. Dans le tableau 2.1, se trouvent les résultats des régressions linéaires basées sur l'équation 2.2. Les β_{RM} sont donc un indicateur de la façon dont les rendements des différentes cryptomonnaies se comportent proportionnellement au rendement du marché.

La cryptomonnaie pour laquelle le modèle est le plus performant sur base du R^2 ajusté est le Bitcoin. Cela n'est pas surprenant car son poids dans le rendement du

marché est nettement plus élevé que celui des autres cryptomonnaies. En effet, la capitalisation boursière du Bitcoin (BTC) est à peu près dix fois plus grande que celle de l'Ethereum qui est pourtant la deuxième plus grande cryptomonnaie sur le marché. Cependant, la performance du modèle ne diminue pas forcément selon l'ordre des capitalisations boursières.

En effet, afin de mieux comparer les modèles pour les différentes cryptomonnaies, une liste ordonnée par capitalisation de celles-ci a été créé. Celle-ci prend l'ordre des cryptomonnaies par capitalisation boursière moyenne sur la période considérée. Cette liste se trouve en annexe. Par exemple, le modèle du Monero (XMR) a un R_{adj}^2 plus élevé que le Ripple (XRP) bien que cette cryptomonnaie ait une plus grande capitalisation boursière. Cela peut sans doute s'expliquer par la valeur de la corrélation entre les rendements ces deux actifs et ceux du Bitcoin. En effet, la Ripple a une corrélation plus basse avec les rendements du Bitcoin que la Monero. Ces corrélations sont de respectivement 0.29 et 0.59. Aussi la Monero est-elle sans doute mieux expliquée par l'indice de marché par sa tendance plus proche de celle du Bitcoin.

Là où on aurait pu s'attendre à un coefficient très proche de 1 pour le β_{RM} du Bitcoin, cela ne s'avère pas être le cas. En effet, même si le rendement du marché devrait être le plus proche du rendement du Bitcoin, d'autres cryptomonnaies dénotent un β_{RM} plus proche de 1 comme la Litecoin (LTC) ou la Dogecoin (DOGE) par exemple. Cependant, il faut garder à l'esprit que ce modèle n'est pas aussi bien ajusté pour ces cryptomonnaies là et donc que la valeur de ces coefficients est à prendre avec recul.

Sont également disponibles dans ce tableau les intervalles de confiance des coefficients. Ceux-ci sont pris au seuil de 95% et ce sera le cas tout au long des prochaines analyses à part mention contraire. Ces intervalles permettent d'ailleurs de noter que 1 n'est pas dans l'intervalle de confiance du coefficient du rendement du marché pour le Bitcoin. Plus encore ces intervalles permettent de noter que les coefficients β_{RM} de toutes les cryptomonnaies sont significatifs car 0 n'appartient à aucun des intervalles.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
β_{RM}	0.91	1.04	1.18	0.99	1.18
$IC(\beta_{RM})$	[0.89, 0.94]	[0.98, 1.09]	[1.04, 1.30]	[0.91, 1.07]	[1.04, 1.30]
R_{adj}^2	0.85	0.58	0.26	0.40	0.27
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
β_{RM}	1.02	0.91	1.08	1.01	0.89
$IC(\beta_{RM})$	[0.95, 1.09]	[0.83, 0.98]	[0.94, 1.21]	[0.92, 1.10]	[0.76, 0.99]
R_{adj}^2	0.46	0.37	0.22	0.34	0.21

	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
β_{RM}	1.17	1.02	0.99	0.92	1.09
$IC(\beta_{RM})$	[1.01, 1.33]	[0.92, 1.11]	[0.91, 1.07]	[0.85, 1.00]	[0.96, 1.22]
R^2_{adj}	0.19	0.33	0.38	0.38	0.23

TABLE 2.1 – Résultats des différents MEDAF

2.2 *Small Minus Big*

Le Medaf permet d’obtenir une première idée de la façon dont les rendements d’actions varient selon le rendement du marché. Cependant, Banz soulève que ce modèle a tendance à sur-estimer les rendements des actions d’entreprises à forte capitalisation boursière et inversement à sous-estimer celles à plus faible capitalisation (Fama and french 1993) [15].

C’est la raison pour laquelle Fama et French (1993) [15] introduisent dans un article une nouvelle composante au modèle prenant en compte la taille en terme de capitalisation boursière de chaque actif. Leur approche prend également en compte la valeur comptable d’un actif. Cependant, ici, cela n’est pas pertinent car les cryptomonnaies n’ont pas de valeur comptable *book-to-market ratio* en anglais.

Dès lors, afin de prendre en compte la capitalisation boursière, une variable SMB- abréviation de *Small Minus Big*- a été construite dans le cadre de ce mémoire. Le procédé pour créer cette variable s’inspire de la méthode de Fama et French. Fama et French ont créé six portefeuilles contenant les actifs dont ils étudiaient les rendements. Ceux-ci ont été séparés en deux groupes selon la valeur de leur capitalisation boursière. Ensuite, ces deux groupes sont encore séparés en trois selon leur valeur comptable en français. La variable SMB a alors été construite en prenant la moyenne des rendements des trois petits portefeuilles moins les trois grands portefeuilles. Cependant, comme énoncé précédemment, il n’est pas question de valeur comptable dans l’étude des actifs de cryptomonnaies.

Par conséquent, les différentes cryptomonnaies ont ici simplement été séparées selon leur taille au-dessus et en dessous de la médiane. La variable SMB est donc calculée selon les étapes suivantes :

1. Classer journalièrement les cryptomonnaies par ordre de capitalisation boursière.
2. Les séparer en deux groupes par rapport à la médiane.
3. Créer journalièrement deux portefeuilles pondérés par capitalisation : un pour les cryptomonnaies à petite capitalisation boursière, un autre pour celles à grande capitalisation.
4. Calculer journalièrement la variable SMB selon la formule suivante :

$$SMB = R_{Small} - R_{Big} \quad (2.3)$$

où R_{Small} et R_{Big} sont respectivement les rendements des portefeuilles contenant les actifs à plus petite capitalisation et à plus grande capitalisation. En annexe se trouve le graphique de cette nouvelle série ainsi que celle de la variable qui sera créé dans la section suivante.

Cette nouvelle variable permet donc de rajouter une nouvelle nuance aux premiers modèles. Maintenant, en plus de tenir compte du rendement du marché espéré, est également ajoutée la variable SMB qui prend en compte la taille des cryptomonnaies. Cela donne les modèles de la forme suivante :

$$R_{actif} = \beta_{RM} (R_M) + \beta_{SMB} SMB + \varepsilon \quad (2.4)$$

où ε est toujours un bruit blanc indépendant.

Au cours de toutes les analyses, les modèles seront nommés selon la dernière variable qui a été ajoutée. Ci-dessous se trouvent donc les résultats du modèle SMB pour les quinze cryptomonnaies étudiées. L'intercept pour ce modèle est, comme précédemment, fixé à zéro.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
β_{RM}	0.92	1.03	1.17	0.99	1.15
$IC(\beta_{RM})$	[0.89, 0.94]	[0.98, 1.09]	[1.04, 1.29]	[0.91, 1.06]	[1.04, 1.26]
β_{SMB}	-0.13	0.18	0.22	0.30	0.87
$IC(\beta_{SMB})$	[-0.15, -0.11]	[0.12, 0.23]	[0.10, 0.35]	[0.23, 0.38]	[0.76, 0.99]
R^2_{adj}	0.87	0.59	0.27	0.44	0.41
Breusch-Pagan	1.22e-14	9.44e-07	7.89e-07	4.95e-03	< 2.2e-16

	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
β_{RM}	1.00	0.90	1.05	1.00	0.86
$IC(\beta_{RM})$	[0.94, 1.07]	[0.82, 0.97]	[0.94, 1.16]	[0.92, 1.09]	[0.76, 0.97]
β_{SMB}	0.49	0.40	1.12	0.47	0.59
$IC(\beta_{SMB})$	[0.43, 0.56]	[0.33, 0.47]	[1.01, 1.24]	[0.38, 0.55]	[0.48, 0.69]
R^2_{adj}	0.57	0.44	0.45	0.41	0.30
Breusch-Pagan	< 2.2e-16	2.71e-05	< 2.2e-16	1.12e-09	4.95e-06

	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
β_{RM}	1.16	1.00	0.98	0.91	1.07
$IC(\beta_{RM})$	[1.00, 1.31]	[0.92, 1.09]	[0.90, 1.06]	[0.84, 0.98]	[0.95, 1.20]
β_{SMB}	0.73	0.61	0.47	0.52	0.71
$IC(\beta_{SMB})$	[0.58, 0.89]	[0.52, 0.69]	[0.39, 0.54]	[0.45, 0.59]	[0.59, 0.83]
R^2_{adj}	0.26	0.45	0.46	0.50	0.32
Breusch-Pagan	2.70e-02	2.20e-08	1.70e-04	2.01e-06	1.46e-05

TABLE 2.2 – Résultats des différents modèles SMB

Une première chose à noter dans ces résultats est que les coefficients du rendement du marché ne sont pas beaucoup modifiés par l'ajout de la variable SMB. De plus, les

intervalles de confiance pour β_{SMB} indiquent que, pour chaque cryptomonnaie, cette variable est statistiquement significative.

Une seconde observation frappante est le fait que la seule cryptomonnaie à avoir un coefficient négatif pour la variable SMB est le Bitcoin. Cela peut s'expliquer facilement. En effet, le Bitcoin est l'actif avec la plus grande capitalisation boursière dans cette analyse. Elle est plus de trois fois plus grande sur la période considérée que la seconde cryptomonnaie. Aussi, lorsque la variable SMB est grande, cela veut dire que le rendement du portefeuille à grande capitalisation est plus petit. Or, la cryptomonnaie qui a le plus de poids dans ce portefeuille est le Bitcoin. Dès lors, il n'est pas surprenant que la variable SMB et le rendement du Bitcoin évoluent dans un sens opposé. Toutefois, il est important de noter que la valeur absolue du coefficient β_{SMB} du Bitcoin n'est pas grande par rapport à certaines cryptomonnaies comme la Stellar (XLM). Ceci est sans doute une conséquence du fait que le rendement du Bitcoin est déjà suffisamment bien expliqué par le rendement du marché comme développé précédemment. Par ailleurs il n'y a presque pas de modification du R^2 ajusté dû à la présence de la variable SMB pour le Bitcoin.

Pour ce qui est des autres cryptomonnaies, les R^2 ajustés nous montrent qu'il y a bien un apport d'information dû à l'ajout de la variable SMB, surtout lorsqu'on dépasse le seuil des plus grandes cryptomonnaies. La cryptomonnaie Nem (XEM) par exemple passe d'un R^2 ajusté de 0.22 pour le MEDAF à un de 0.45 avec l'ajout de la variable SMB.

2.3 Adresses actives

Un autre aspect intéressant à considérer dans l'étude de rendements de cryptomonnaies est leur utilisation. Peut-on trouver un lien entre le nombre d'utilisateurs d'une plateforme d'une cryptomonnaie et leur rendements? Il semble logique de se dire que la popularité d'une cryptomonnaie et son utilisation par un grand nombre de personnes influeraient sur sa valeur boursière et donc sur ses rendements.

Afin d'estimer cette influence, la variable adresses actives disponible dans les bases de données du site Coinmetrics (<https://coinmetrics.io>). a été utilisée. Comme son nom l'indique, la variable "adresses actives" donne le nombre d'adresses actives sur une plateforme en un certain jour. Cette variable permet d'avoir une idée du nombre d'utilisateurs et non pas du nombre de transactions effectuées. En effet, si une personne utilise une adresse pour effectuer plus d'une transaction, elle ne sera comptée qu'une unique fois. Un second élément à noter est que, rien empêche une même personne d'avoir plus d'une adresse. Aussi est-il possible que cette variable sur-estime le nombre effectif d'utilisateurs.

Cette nouvelle variable va être ajoutée au modèle de façon similaire à la variable SMB. C'est-à-dire que, plutôt que de l'ajouter directement telle quelle, on va définir

une variable donnant la différence de rendement entre un portefeuille journalier contenant les actions de cryptomonnaies avec un petit nombre d'adresses actives d'un coté et celles contenant un grand nombre d'adresses actives de l'autre.

$$AA = R_{SmallAA} - R_{BigAA} \quad (2.5)$$

où $R_{SmallAA}$ et R_{BigAA} sont respectivement les rendements des portefeuilles à faibles nombres d'adresses actives et ceux des portefeuilles à grand nombre d'adresses actives.

Dès lors, on obtient le modèle AA qui se formule comme suit :

$$R_{actif} = \beta_{RM} R_M + \beta_{SMB} SMB + \beta_{AA} AA + \varepsilon \quad (2.6)$$

où ε est un bruit blanc indépendant.

Ci-dessous se trouvent les résultats du modèle ainsi construit. Une première chose notable est que l'ajout de la variable AA n'améliore guère beaucoup le R^2 ajusté pour la plupart des cryptomonnaies. Cela s'explique par une corrélation de 0.66 entre la variable SMB et la variable AA. Cependant, la Ripple (XRP) a un important coefficient pour la variable AA et voit son R^2 ajusté passer de 0.27 à 0.45.

Un coefficient frappant pour la variable AA est donc celui de la cryptomonnaie Ripple (XRP). En effet, avec une valeur de 1.2, celle-ci est très élevée par rapport aux autres. Cela peut, semble-t-il, simplement s'expliquer par la façon dont la variable AA a été construite. Il s'avère que la cryptomonnaie Ripple est dans la catégorie des cryptomonnaies à faible nombre d'adresses actives. Toutefois, elle a la troisième plus grande capitalisation boursière moyenne sur la période considérée. Aussi a-t-elle un poids élevé dans la construction des portefeuilles utilisés lors de la construction de la variable AA.

Les coefficients de la Decred (DCR) et de la Digibyte (DGB) posent aussi question. En effet, leurs coefficients de 0.87 et 1.14 respectivement sont relativement grands par rapport aux autres cryptomonnaies exceptée la Ripple. Le coefficient indique que, quand le portefeuille à faible nombre d'adresses actives a un rendement supérieur d'une unité à l'autre, la Decred et la Digibyte ont un rendement qui augmente de 0.87 et 1.14 respectivement. Ce phénomène s'explique également par le classement de ces cryptomonnaies en terme d'adresses actives. Celles-ci sont systématiquement dans le portefeuille des cryptomonnaies à faible nombre d'adresses actives. Ces deux cryptomonnaies ainsi que la Ripple voient leur R^2_{adj} augmenter nettement grâce à l'ajout de la variable AA.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
β_{RM}	0.93	1.04	1.20	0.98	1.12
$IC(\beta_{RM})$	[0.91, 0.95]	[0.98, 1.09]	[0.99, 1.20]	[0.92, 1.08]	[1.01, 1.23]
β_{SMB}	-0.04	0.20	-0.50	0.29	0.57
$IC(\beta_{SMB})$	[-0.06, -0.01]	[0.13, 0.26]	[-0.64, -0.36]	[0.29, 0.39]	[0.43, 0.70]
β_{AA}	-0.18	-0.04	1.20	-0.01	0.50
$IC(\beta_{AA})$	[-0.18, -0.12]	[-0.12, 0.02]	[1.06, 1.33]	[-0.08, 0.11]	[0.37, 0.64]
R^2_{adj}	0.89	0.60	0.45	0.44	0.45
Breusch-Pagan	6.68e-12	8.17e-06	< 2.2e-16	4.72e-03	< 2.2e-16

	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
β_{RM}	1.01	0.90	1.05	0.99	0.81
$IC(\beta_{RM})$	[-0.94, 1.07]	[0.83, 0.98]	[0.94, 1.16]	[0.91, 1.08]	[0.72, 0.91]
β_{SMB}	0.55	0.48	1.17	0.38	0.06
$IC(\beta_{SMB})$	[0.47, 0.63]	[0.39, 0.57]	[1.03, 1.31]	[0.27, 0.48]	[-0.06, 0.18]
β_{AA}	-0.09	-0.14	-0.08	0.14	0.87
$IC(\beta_{AA})$	[-0.17, -0.01]	[-0.23, -0.06]	[-0.22, 0.06]	[0.04, 0.25]	[0.74, 0.98]
R^2_{adj}	0.57	0.45	0.47	0.42	0.43
Breusch-Pagan	< 2.2e-16	6.02e-07	< 2.2e-16	1.99e-08	< 2.2e-16

	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
β_{RM}	1.09	0.99	0.97	0.91	1.06
$IC(\beta_{RM})$	[0.94, 1.23]	[0.91, 1.08]	[0.89, 1.05]	[0.84, 0.98]	[0.94, 1.18]
β_{SMB}	0.04	0.53	0.41	0.57	0.56
$IC(\beta_{SMB})$	[-0.14, 0.22]	[0.43, 0.64]	[0.32, 0.51]	[0.48, 0.65]	[0.41, 0.71]
β_{AA}	1.14	0.12	0.08	-0.09	0.25
$IC(\beta_{AA})$	[0.97, 1.32]	[0.01, 0.22]	[-0.02, 0.17]	[-0.17, -0.00]	[0.10, 0.40]
R^2_{adj}	0.38	0.46	0.46	0.50	0.34
Breusch-Pagan	6.02e-11	7.85e-08	4.09e-07	3.68e-12	1.15e-05

TABLE 2.3 – Résultats des différents modèles avec la variable AA

Lorsqu'on observe les graphiques des rendements, figure [1.2](#), il semble clair que les modèles linéaires ont des hypothèses trop rigides pour les données étudiées. Ci-dessous se trouve un rappel de celles-ci [\[20\]](#) :

Soient Y , un vecteur de n observations de la variable à expliquer et X une matrice de dimension $(n \times p)$ contenant les n observations de p variables explicatives, un modèle linéaire s'écrit sous la forme suivante :

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

- X est de rang complet
- X est une matrice fixe
- $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ sont indépendants
- $E(\varepsilon) = 0$
- $var(\varepsilon) = \sigma^2 I_n$.

Ces trois dernières conditions concernant ε sont équivalentes à dire qu'il s'agit d'un bruit blanc indépendant. Une condition plus forte que celle-ci serait que ε soit normalement distribué. Les graphiques des rendements donnent une première indication que ces différentes hypothèses risquent de ne pas être vérifiées. Dans les sous-sections suivantes, les conditions vont être inspectées plus en détails.

2.4 Diagnostique des modèles linéaires

2.4.1 Normalité des résidus

Cette section va se concentrer sur une simple analyse de QQ plot. Les quantiles de la distribution empirique des données vont être comparés aux quantiles d'une loi normale. Seuls les QQ plot pour les quatre plus grandes cryptomonnaies vont être montrés ici. En effet, les autres cryptomonnaies présenteront des résultats similaires et sont en annexe. L'analyse des résultats est faite en résumé pour les trois modèles étudiés jusqu'à présent.

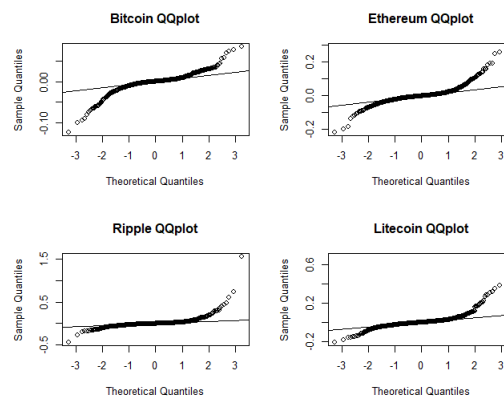


FIGURE 2.1 – QQ plot des résidus du MEDAF pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin

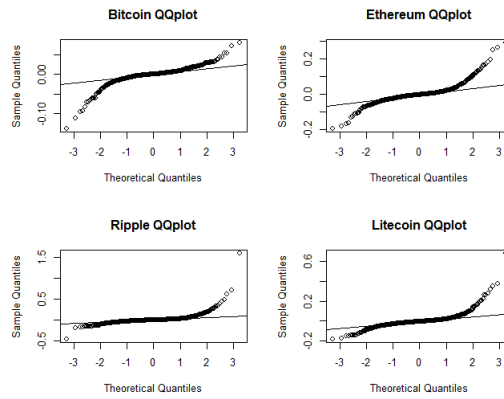


FIGURE 2.2 – QQ plot des résidus du modèle Small Minus Big pour le Bitcoin, l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

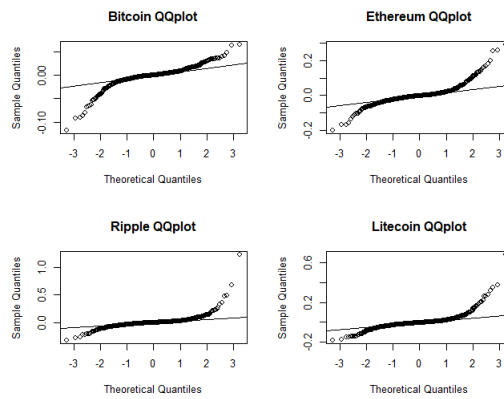


FIGURE 2.3 – QQ plot des résidus du modèle AA pour le Bitcoin, l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

Les trois quatuors de graphiques précédents montrent des résultats similaires. En effet, les QQ plot poussent au rejet de l’hypothèse de normalité des résidus. Cela est marqué pour les trois modèles et est également visible pour les autres cryptomonnaies en annexe. Comme l’hypothèse de normalité n’est pas absolument nécessaire dans le cadre d’un modèle linéaire, l’analyse des résidus peut continuer afin de voir si une condition nécessaire pour les résidus a été violée.

La non-normalité des données a pour conséquence que l’estimateur des moindres carrés utilisé pour connaître les différents coefficients dans les trois modèles ne donne pas les même résultats qu’un estimateur de maximum de vraisemblance. De plus, la non-normalité viole les conditions nécessaires pour faire des tests d’hypothèses sur les coefficients. Ne pas observer le respect de l’hypothèse de normalité des résidus rend donc l’estimation des coefficients par moindres carrés pas optimale.

On va par la suite étudier les autres conditions sur les résidus qui sont nécessaires à la validation d'un modèle linéaire. Ce sont l'homoscédasticité des données et l'indépendance des résidus. Dans la section suivante, il sera notamment question des autocorrélations. En effet, une valeur nulle des autocorrélations est une condition nécessaire bien que non suffisante à l'indépendance des données.

2.4.2 Autocorrélations

Une condition nécessaire sur ε est que $\text{cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t^*}) = 0$ où $t \neq t^*$. Cette condition vient de l'hypothèse d'indépendance des ε . Comme la série des rendements est une série chronologique, il est raisonnable de se demander s'il y a des corrélations entre les observations.

Afin de savoir précisément si les autocorrélations sont significatives pour toutes les cryptomonnaies, un test de Ljung-Box a été fait. Le test de Ljung-Box (1978) [21] est un test permettant de tester si un groupe d'autocorrélation est nulle. Ici, il s'agit d'un décalage de trois. Ci-dessous se trouvent les p-valeurs pour chaque modèle.

Au seuil de 5%, les résultats montrent qu'il reste des autocorrélations de décalage 3 pour plus de la moitié des cryptomonnaies. Par ailleurs, la Dogecoin et la Bitcoin ne perdent ces autocorrélations que lorsque la variable SMB est ajoutée. Aussi peut-on rejeter l'hypothèse d'indépendance des résidus pour la majorité des cryptomonnaies.

	Ljung-Box MEDAF	Ljung-Box SMB	Ljung-Box AA
Bitcoin	0.04	0.21	0.63
Ethereum	0.0001	0.0007	0.0004
Ripple	4.17e-06	5.102e-07	0.04
Litecoin	0.57	0.36	0.36
Stellar	2.06e-11	1.07e-11	8.09e-12
Monero	8.96e-05	0.14	0.11
Dash	0.90	0.76	0.70
Nem	8.43e-08	2.38e-05	4.26e-05
Dogecoin	0.02	0.41	0.30
Decred	0.0003	5.87e-05	0.003
Digibyte	0.19	0.11	0.73
Lisk	2.60e-05	0.002	0.001
Ethereum classic	0.008	0.008	0.008
Zcash	0.26	0.36	0.47
Neo	0.001	0.001	0.0002

TABLE 2.4 – Table des p-valeurs du test de Ljung-box de décalage 3 pour chacun des modèles statiques.

2.4.3 Homoscédasticité

Une dernière hypothèse des modèles linéaires à vérifier est celle d'égalité des variances. Comme dit précédemment, l'hypothèse d'égalité des variances semblent trop fortes au vu de la forme des rendements observés. Afin d'obtenir une réponse claire, un test de Breush-Pagan a été fait pour chaque modèle contenant plus d'un paramètre à estimer.

Un test de Breush-Pagan (1979) [3] est un des tests d'homoscédasticité pour des modèles linéaires. L'objectif est de voir si les variances des résidus dépendent encore des variables explicatives. Pour ce faire, la statistique de Breush-Pagan est calculée. Celle-ci consiste à prendre les résidus observés du modèles puis d'estimer une régression de ceux-ci au carré sur base des variables explicatives de départ. Une fois cela fait, la statistique est simplement égale à la valeur du coefficient de détermination (R^2) de cette nouvelle régression multipliée par le nombre d'observations. Cette valeur est ensuite comparée à une loi χ^2 de degré de liberté égal au nombre de coefficients moins un. Les résultats se trouvent dans les tables 2.2 et 2.3.

Les résultats obtenus poussent à rejeter l'hypothèse d'homoscédasticité au seuil de 5% partout. Comme les graphiques des rendements semblaient l'indiquer, l'hypothèse d'égalité des variances était trop forte. Cela a pour conséquence que, par exemple, les coefficients qui on été estimés par moindre carré ne peuvent plus être supposés les meilleurs estimateurs linéaires non biaisés par le théorème de Gauss-Markov.

2.5 Conclusion des modèles linéaires

Les rendements des différentes cryptomonnaies peuvent être expliqués par différents facteurs : le rendement du marché, c'est-à-dire la tendance résumée des rendements de toutes les cryptomonnaies, un facteur représentant la différence entre les grandes cryptomonnaies et les petites cryptomonnaies en terme de capitalisation et enfin, leur utilisation sous la forme de la différence entre celles où il y a beaucoup d'utilisateurs et celles où il y en a moins. Les deux premières variables sont celles qui ont le plus de poids. Cela correspond avec ce qui a été discuté dans l'ouvrage de Fama et French (1993) bien que la variable SMB ait été construite légèrement différemment [15]. Pour autant, la troisième variable apporte plus d'éclairage pour certaines cryptomonnaies plus petites en terme de capitalisation boursière et pour la Ripple.

Malgré les capacités explicatives des différentes régressions linéaires construites ici, celles-ci ne sont pas optimales. En effet, elles ne peuvent pas s'adapter aux variations changeantes des rendements. Ces modèles fixes semblent trop rigides pour les données qui sont étudiées.

Chapitre 3

Modèles dynamiques

Étant donné les différents problèmes soulevés dans les diagnostics des modèles linéaires, envisager un modèle plus flexible semble raisonnable. Pour ce faire, des modèles dynamiques seront construits permettant de faire varier les coefficients en fonction du temps.

3.1 MEDAF conditionnel

3.1.1 Construction du modèle et résultats

Précédemment, le modèle d'évaluation des actifs financiers supposait que la façon dont les rendements d'une cryptomonnaie spécifique évoluaient en fonction du rendement du marché était fixée. Or, il semble plus raisonnable de considérer cette dépendance comme dynamique. Pour rappel, le coefficient β_{RM} dans le modèle suivant :

$$R_{actif} = \beta_{RM} R_M + \varepsilon$$

se calcule ainsi :

$$\beta_{RM} = \frac{Cov(R_{actif}, R_M)}{Var(R_M)}. \quad (3.1)$$

Afin de tenir compte des variations au cours du temps qui ont été constatées aussi bien par le test d'hétéroscédasticité que par une simple analyse visuelle des rendements, il est préférable de considérer les variances et covariances conditionnelles. On construit ainsi un modèle dynamique :

$$R_{actif}^t = \beta_{RM}^t R_M^t + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

Aussi obtient-on des coefficients β_{RM}^t dynamiques dépendant du temps :

$$\beta_{RM}^t = \frac{Cov_{t-1}(R_{actif}^t, R_M^t)}{Var_{t-1}(R_M^t)} \quad (3.3)$$

où Cov_{t-1} et Var_{t-1} sont respectivement les covariances et variances des vecteurs conditionnés à l'information disponible au temps $t - 1$.

Donc, afin de calculer la valeur des coefficients de l'indice de marché, les covariances et variances conditionnelles à chaque temps vont devoir être estimées.

Pour ce faire, un modèle *Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity* aussi appelé GARCH a été utilisé ici. Développée par Engle (1982) [13] et Bollerslev (1986) [1], cette approche permet d'estimer la volatilité conditionnelle en utilisant un lissage exponentiel. En effet, les graphiques des rendements montrent des données qui varient autour d'une moyenne et dont la volatilité change en fonction du temps. Une façon classique de modéliser la variance conditionnelle de rendements est d'utiliser un modèle GARCH(1,1). Le modèle GARCH(1,1) utilisé ici s'écrit selon l'équation suivante :

$$Var_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta Var_{t-1} \quad (3.4)$$

avec $\omega > 0$, $\alpha \geq 0$ et $\alpha \leq 0$.

Pour obtenir la covariance, c'est un modèle GARCH multivarié qui a été construit à partir de la série des rendements du marché et des rendements des différentes cryptomonnaies. Pour ce faire, c'est le modèle *Dynamical Conditional Correlation* (DCC) ou corrélation conditionnelle dynamique en français qui a été utilisé. Les détails de la construction d'un DCC sont disponibles dans l'article d'Engle (2002) [14].

On obtient ainsi une estimation des variances et des covariances conditionnelles nécessaires au calcul des β_{RM}^t . Ci-dessous se trouvent les graphiques des coefficients de l'indice de marché pour les quatre plus grandes cryptomonnaies : le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

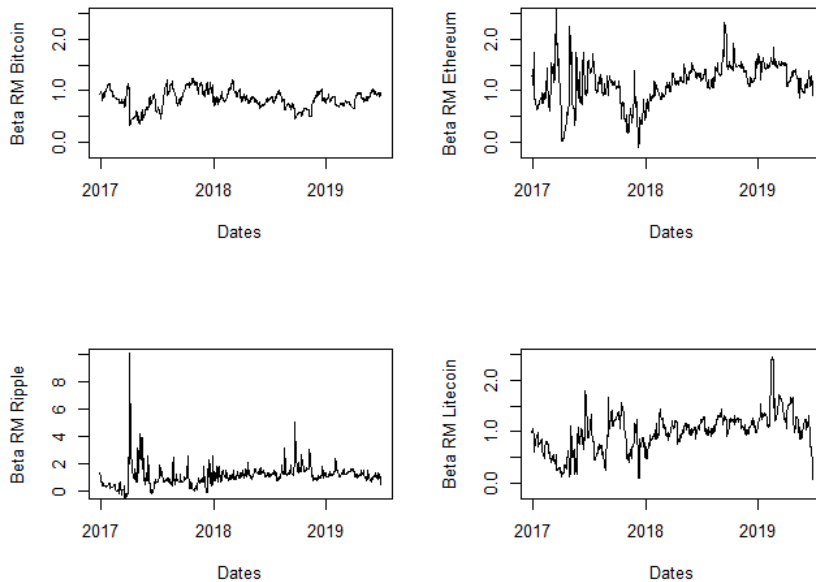


FIGURE 3.1 – Graphique des coefficients de l'indice de marché pour les MEDAF conditionnels du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

Tous les graphiques sont à la même échelle sauf celui des coefficients du rendement du marché de la Ripple. En effet, la série des β_{RM}^t dénote d'un pic particulier où

le β_{RM}^t est estimé à 6.30 en début avril 2017. Cela correspond à la date à laquelle le rendement de la Ripple atteint brusquement 1.74 comme visible sur la figure [1.2](#).

Pour ce qui est des coefficients dans le cas plus général, ces graphiques montrent que les coefficients de l'indice de marché du Bitcoin restent plus stable autour de 1. Cela est cohérent car tout au long de la période étudiée, le Bitcoin demeure la cryptomonnaie ayant de loin le plus de poids dans l'indice de marché. Lors de l'explosion des prix des cryptomonnaies fin 2017, ces résultats montrent que, mis à part le Bitcoin, les rendements des trois autres grandes cryptomonnaies n'allaient brièvement pas dans le même sens que l'indice de marché. Une hypothèse est que le Bitcoin étant la cryptomonnaie la plus connue, les prix ont d'abord explosé pour elle et que les autres ont suivi ensuite dans les jours suivants.

Afin d'avoir une idée plus générale des comportements de ces coefficients, voici un tableau de statistiques descriptives de ces différents vecteurs β_{RM}^t pour chacune des quinze cryptomonnaies étudiées.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	0.43	0.07	-0.25	0.02	-0.24
Max	1.29	2.71	9.53	2.54	5.55
Moyenne	0.89	1.11	1.24	1.06	1.15
Médiane	0.90	1.10	1.02	1.08	1.12
Variance	0.02	0.11	1.11	0.13	0.27

	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	0.10	-0.98	-0.35	0.17	-1.74
Max	1.53	2.97	2.43	2.31	1.89
Moyenne	1.04	0.94	1.07	0.95	0.86
Médiane	1.11	1.04	1.11	0.95	0.98
Variance	0.08	0.23	0.11	0.14	0.21

	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	-0.27	-0.28	0.02	-0.48	-0.31
Max	5.76	2.05	1.79	1.70	2.85
Moyenne	1.15	0.99	1.00	0.93	1.13
Médiane	1.20	1.02	1.07	1.01	1.23
Variance	0.40	0.17	0.07	0.14	0.29

TABLE 3.1 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t pour le MEDAF.

Tout d'abord, les résultats des moyennes et des médianes sont cohérents avec les résultats obtenus dans le MEDAF statique. En effet, les coefficients restent proches de 1 quand on regarde leurs tendances centrales. Par ailleurs, les chocs observables sur les graphiques sont aussi visibles dans d'autres cryptomonnaies. En effet malgré une moyenne de 1.15, la Digibyte a des coefficients d'indices de marché qui atteignent des valeurs extrêmes : le β_{RM}^t maximum obtenu est de 5.76. Cette valeur correspond à une valeur aberrante visible dans la figure [A.6](#).

Comme constaté sur les graphiques précédents, le Bitcoin est la cryptomonnaie qui a des coefficients d'indices de marché les plus stables. Ceux-ci varient peu comparés à ceux de la Ripple. Cependant, celle-ci constitue un cas extrême. En effet, les variances des coefficients β_{RM} pour les autres cryptomonnaies sont loin d'atteindre une variance aussi grande que 1.11.

Une majorité des cryptomonnaies atteignent à un moment un coefficient de rendement du marché négatif. C'est-à-dire que leurs rendements vont dans une direction opposée à celle de cet indice. Les données négatives correspondant à ces dates se divisent en deux catégories : celles datant de fin mars ou début avril et celles datant de fin novembre 2017. Ces dates correspondent à deux mouvements dans le marché. En fin mars 2017, des cryptomonnaies comme la Ripple, la Stellar ou la Nem par exemple, prennent soudainement de la valeur alors que leur prix était quasiment nul auparavant, ou du moins, stagnait. A la fin de novembre 2017, une explosion des prix a commencé, d'abord avec le Bitcoin pour ensuite se répercuter sur les autres cryptomonnaies. Cette bulle, qui finit par un crash du marché dans les premiers mois de 2018, explique sans doute que certaines cryptomonnaies ont eu un rendement en décalage avec le marché pendant quelques jours avant de suivre la tendance.

3.1.2 Valeurs ajustées

Pour obtenir une première idée de la façon dont le modèle s'adapte aux données, les graphiques ci-dessous ont été tracés. Au-dessus se trouvent les rendements observés jusqu'au 19 mars 2019. Ensuite, il s'agit des données prédites selon le modèle MEDAF dynamique décrit par l'équation [3.2](#).

Les graphiques ci-après montrent que pour les deux plus grandes cryptomonnaies, la prédiction est satisfaisante pour ce qui est des tendances. En effet, la forme générale que prennent les rendements dans les deux cas est proche des rendements réels. Quelques différences sont toutefois encore visibles. Le 3 avril 2019, il y a un pic dans les rendements réels du Bitcoin. Si l'ajustement dénote également ce pic, il n'est pas aussi haut. D'autres petites différences peuvent être observées mais les tendances sont respectées. Dans la figure [3.3](#) concernant l'Ethereum, un pic semblable est remarquable à la même date. Toutefois, le problème inverse se pose ici. En effet, l'ajustement surestime le rendement à cette date-là. Le même constat que précédemment peut toutefois être fait. L'évolution des rendements est globalement respectée pour les rendements de l'Ethereum.

Cependant, aussi bien l'Ethereum que le Bitcoin sont les cryptomonnaies qui ont le plus de poids dans le calcul du rendement du marché. Dès lors, il n'est pas étonnant que l'ajustement soit bon pour ces deux cryptomonnaies. C'est pourquoi sont également présentées les valeurs ajustées des rendements de deux autres cryptomonnaies : la Digibyte et la Decred. Ce sont les deux plus petites cryptomonnaies en terme de capitalisation boursière. Le graphique concernant la Digibyte présente un léger pic au 3 avril 2019. Or, les vrais rendements ne présentent pas ce même pic. Ceci est dû à un pic dans l'indice de marché. En effet, la plupart des cryptomonnaies ont vu leur

taux de rendements prendre une valeur aberrante au même moment. Dès lors, l'indice de marché présente cette même particularité. Comme il s'agit de la seule variable du modèle, ce pic se retrouve dans les valeurs ajustées des rendements de toutes les cryptomonnaies même celles pour lesquelles ça ne devrait pas être le cas.

En général l'ajustement pour la Digibyte n'est pas aussi bonne que pour les autres. Comme pour le MEDAF statique, les rendements de la Digibyte sont mal expliqués par l'indice du marché. Une autre indication de cela est que les β_{RM}^t de la Digibyte ont la variance la plus élevée. Par contre, la Decred présente aussi le pic en question et les valeurs ajustées sont proches des données réelles sauf pour les dernières où un pic vers le haut est manquant. Le reste des cryptomonnaies ont le graphique des résultats en annexe.

En conclusion, la modélisation uniquement fondée sur l'indice de marché est bonne pour savoir s'il y a une diminution ou augmentation ponctuelle des rendements. Cependant, certains événements qui touchent une grande partie du marché vont avoir un poids trop grand pour l'ajustement selon les modèles dynamiques de toutes les cryptomonnaies. Par ailleurs, les échelles des variations sont parfois mal ajustées, prévoyant ainsi des oscillations de mauvaises ampleurs. Enfin, sans surprise, les deux plus grandes cryptomonnaies en terme de capitalisation boursière ont une meilleure modélisation de leurs rendements.

Valeurs ajustées des Rendements du Bitcoin

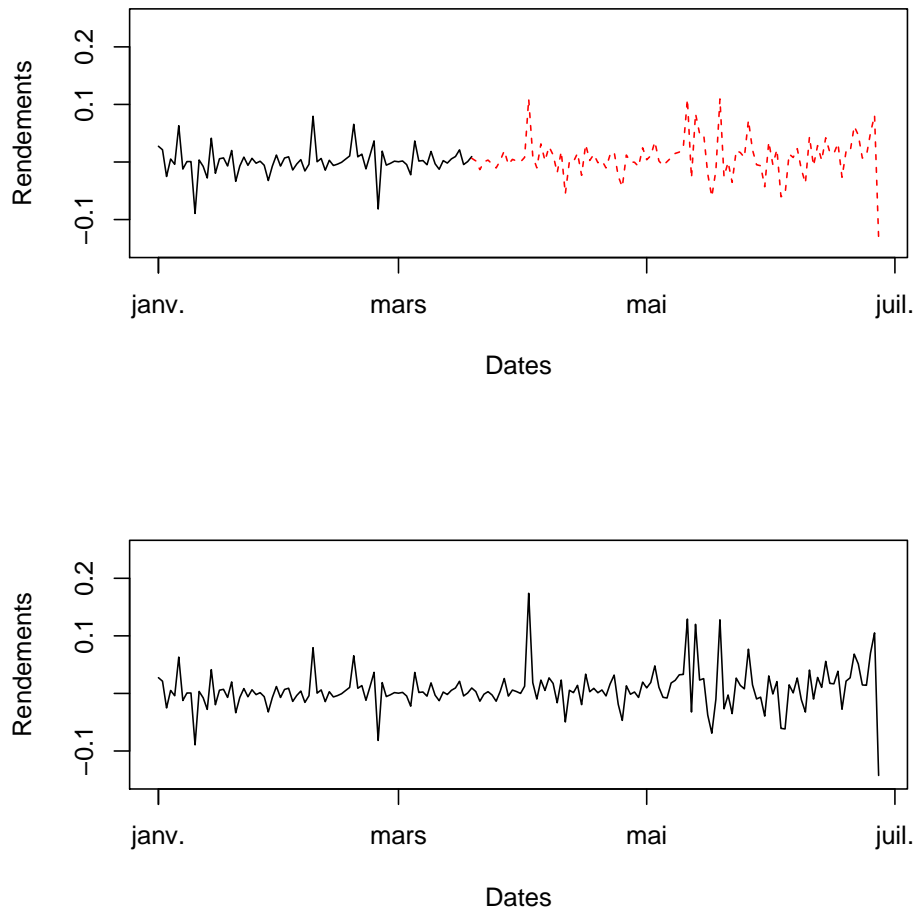


FIGURE 3.2 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique du Bitcoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de l'Ethereum

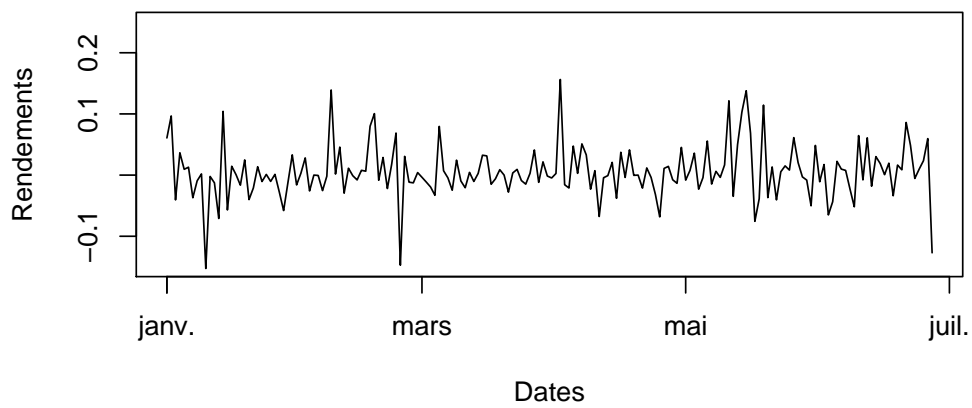
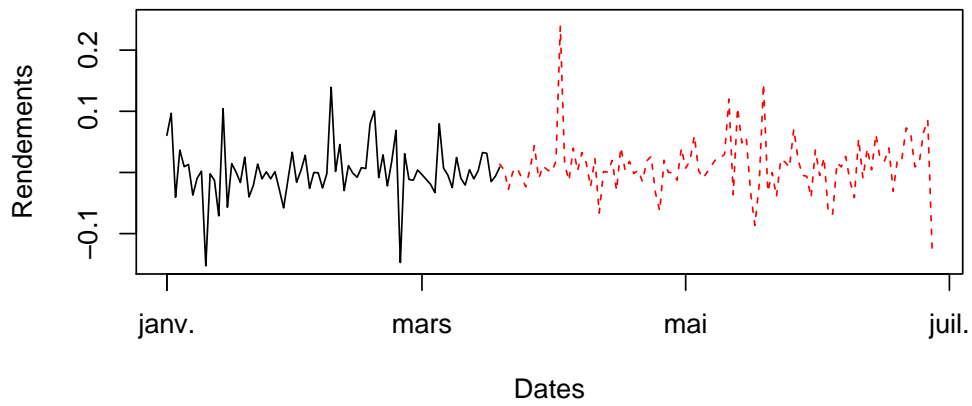


FIGURE 3.3 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de l'Ethereum : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de la Decred

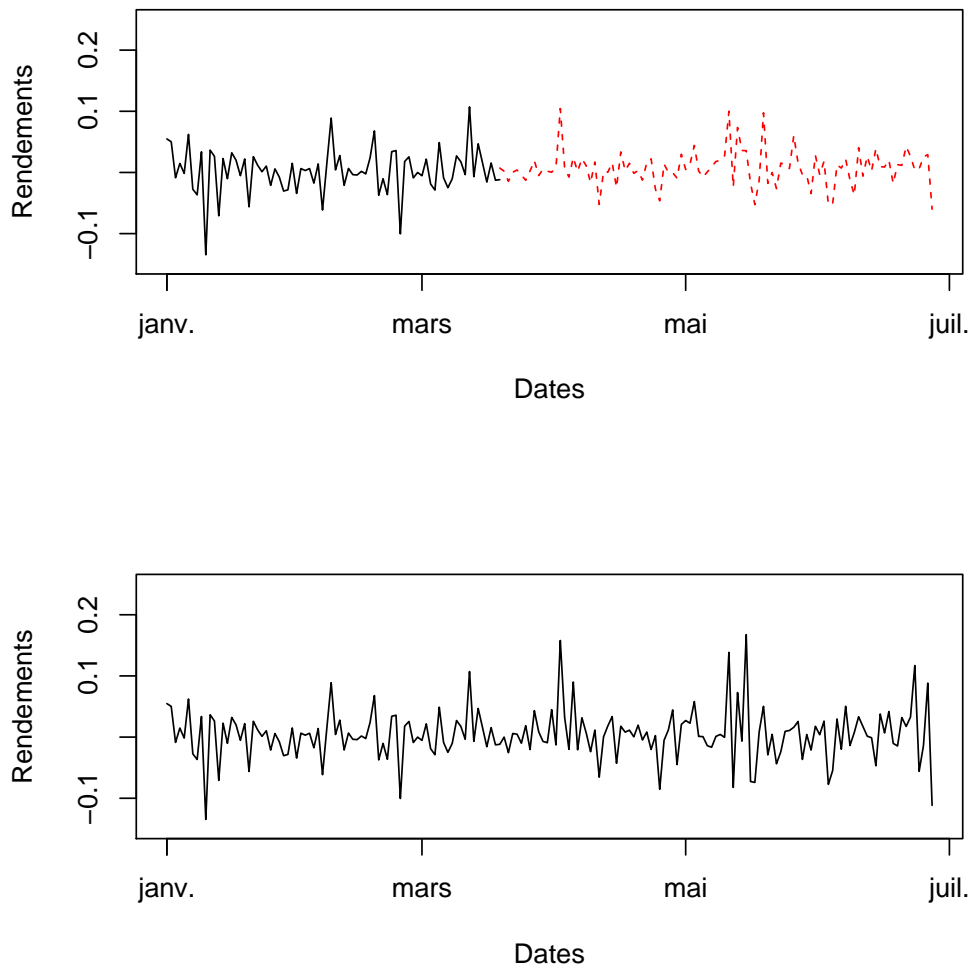


FIGURE 3.4 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Decred : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de la Digibyte

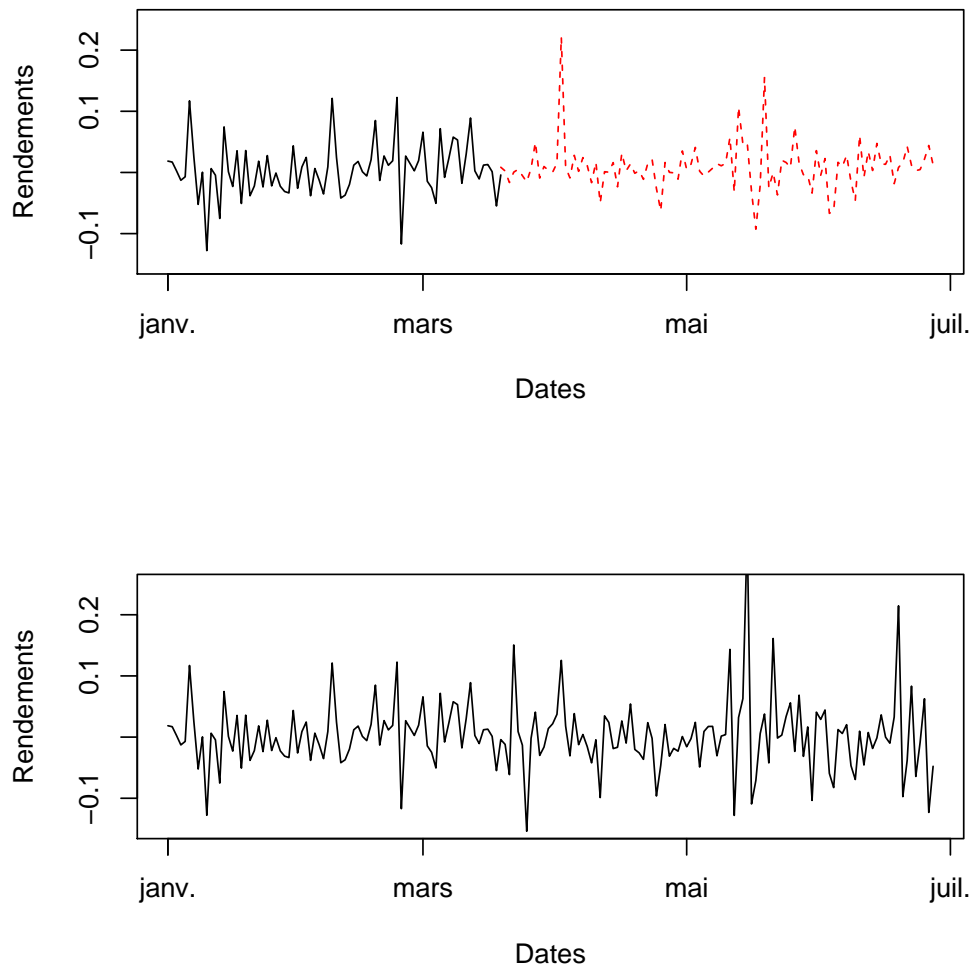


FIGURE 3.5 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Digibyte : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

3.2 Modèle SMB dynamique

3.2.1 Construction du modèle et résultats

Si les valeurs ajustées du MEDAF dynamique de la section précédente donnait de bons résultats approximatifs, ce n'était pas le cas pour toutes les cryptomonnaies. C'est pourquoi, va être ajouté la variable SMB construite dans le chapitre 2. En effet, toutes les cryptomonnaies n'évoluent pas simplement en fonction de l'indice de marché même en adaptant le coefficient du rendement du marché en fonction du temps.

Pour rappel, l'intercept est toujours fixé à 0. C'est donc un modèle de la forme suivante qui va être construit :

$$R_{actif}^t = \beta_{RM}^t R_M^t + \beta_{SMB}^t SMB^t + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

où R_M^t et SMB^t sont la variable d'indice de marché et la variable *Small Minus Big*.

Puisqu'il s'agit d'un modèle multivarié et dynamique, le vecteur des coefficients de la forme $\beta^t = \begin{pmatrix} \beta_{RM}^t \\ \beta_{SMB}^t \end{pmatrix}$ se construit selon la méthode suivante :

Soient y^t un vecteur contenant les rendements d'une cryptomonnaie et $x^t = (R_M^t \text{ } SMB^t)$

$$\beta^t = H_{yx}^t H_{xx}^t^{-1} \quad (3.6)$$

où H_{yx}^t et H_{xx}^t sont les covariances et variances conditionnelles. Le choix a ici été fait de réutiliser l'approche *Dynamical conditional correlations* développé dans l'article de Engle (2002) pour faire face aux modèles multivariés.

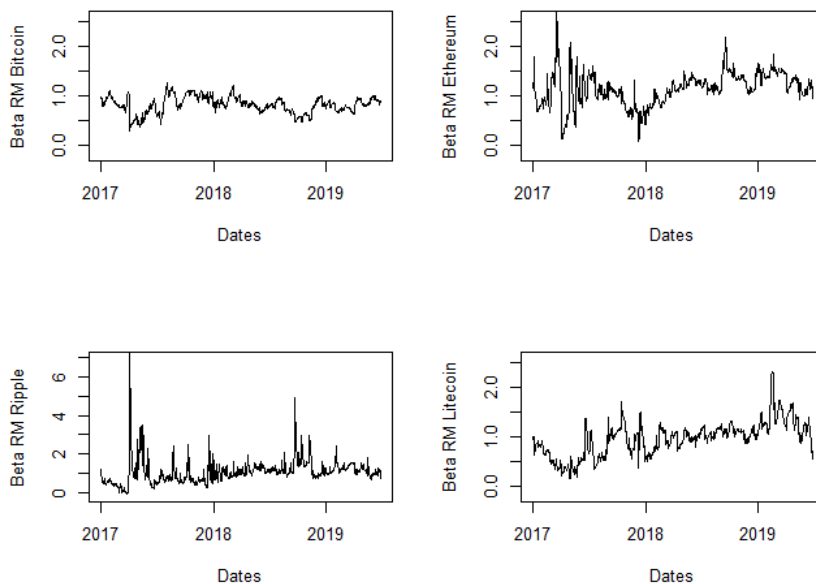


FIGURE 3.6 – Graphique des coefficients de l'indice de marché pour le modèle SMB du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

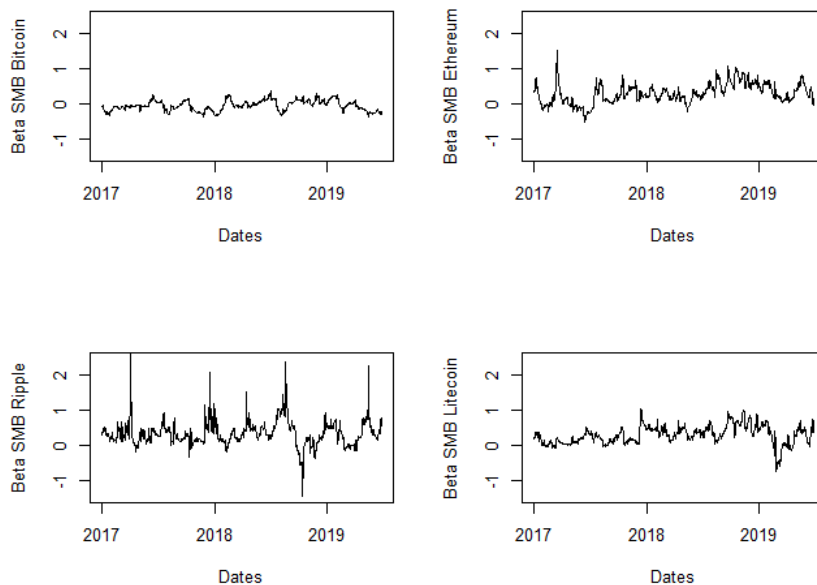


FIGURE 3.7 – Graphiques des coefficients de la variable SMB pour le modèle SMB du Bitcoin, de l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

Tout d’abord, les graphiques des coefficients du rendement du marché ne montrent pas beaucoup de changements. En effet, la figure 3.1 est très similaire à celle ci-dessus. Toutefois, quelques légères différences sont néanmoins présentes. Le coefficient de l’indice de marché pour la Litecoin en fin 2018 subit une chute plus importante dans le MEDAF conditionnel que dans ce modèle-ci. Cela mis à part, les quatre plus grandes cryptomonnaies ne présentent pas une différence dans les coefficients de l’indice de marché pour les deux modèles dynamiques étudiés pour l’instant.

Pour ce qui est des coefficients de la variable SMB, il y a plusieurs choses notables pour ces quatre cryptomonnaies. Premièrement, les coefficients du Bitcoin tournent autour d’une valeur nulle. Cela peut s’expliquer par le fait que les rendements du Bitcoin sont déjà suffisamment expliqués par le rendement du marché. Par ailleurs, bien qu’il soit toujours proche de 0, ce coefficient a de légers pics dans le négatif. Cela est cohérent avec la construction de la variable. En effet, pour rappel, la variable SMB est une variable qui est positive lorsque les cryptomonnaies à faible capitalisation boursière constituent un portefeuille ayant un meilleur rendement que celui à grande capitalisation boursière. Ce second portefeuille est celui contenant le Bitcoin qui a le plus de poids dans le calcul de ses rendements. Dès lors, si le portefeuille des petites cryptomonnaies performe mieux que celui des grandes cryptomonnaies, la variable SMB est positive mais cela veut sans doute dire que le Bitcoin a un rendement moindre. Dès lors, les rendements du Bitcoin ont tendance à aller dans un sens opposé à la variable SMB d’où sa valeur négative.

Un autre élément notable est que la Ripple connaît une grande variation aux alentours de août 2018. En effet, 2018 est témoin d'une chute fulgurante des prix des cryptomonnaies comme visible dans la figure 1.1. Cependant, en août, alors que le Bitcoin peine à rester stable, la Ripple connaît un léger bon. Cela explique donc que là où le portefeuille des cryptomonnaies à grande capitalisation boursière dominé par le Bitcoin va dans un sens, la Ripple va dans l'autre et donc a un coefficient de la variable SMB positif et élevé. Ensuite, ce coefficient va baisser et devenir négatif. Non pas parce que la Ripple performe moins bien, mais au contraire parce que le portefeuille des petites cryptomonnaies ne génère pas de rendements plus élevés que le portefeuille de grandes cryptomonnaies. Pendant cette période-là, la variable SMB est négative. Ainsi, le 21 septembre 2018, les rendements de la Ripple entament une seconde croissance plus importante cette fois mais avec un β_{SMB} négatif.

Enfin, la Litecoin présente également un pic pour sa valeur de coefficient pour la variable SMB. Celui-ci a lieu autour du 18 août 2019. A ce moment là, la variable SMB est négative. Peut-être, ce coefficient négatif pour la Litecoin permet-il de simplement ajuster sa croissance sans être uniquement dépendant du rendement du marché et donc du rendement du Bitcoin indirectement.

Cependant, l'emphase a ici été mise sur les quatre plus grandes cryptomonnaies. Les tableaux des statistiques descriptives va pouvoir montrer comment les coefficients des plus petites se comportent.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	0.30	0.09	-0.05	0.16	-0.06
Max	1.26	3.07	7.12	2.31	6.22
Moyenne	0.83	1.14	1.09	0.96	0.71
Médiane	0.83	1.15	1.02	1.01	0.57
Variance	0.03	0.12	0.45	0.12	0.33
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	0.06	-0.54	0.10	0.23	-0.44
Max	2.31	2.73	1.79	2.68	2.59
Moyenne	0.94	0.96	1.04	0.78	0.88
Médiane	0.96	0.90	1.03	0.71	0.87
Variance	0.07	0.17	0.11	0.13	0.009
	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	-0.02	-0.07	0.21	0.16	-0.07
Max	7.24	2.09	2.53	1.53	4.45
Moyenne	1.07	0.89	0.95	0.90	1.14
Médiane	1.07	0.89	0.96	0.95	1.22
Variance	0.27	0.10	0.07	0.06	0.28

TABLE 3.2 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t du modèle SMB dynamique.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	-0.36	-0.52	-1.46	-0.75	-0.06
Max	0.36	1.53	3.16	1.03	6.22
Moyenne	0.06	0.29	0.34	0.29	0.71
Médiane	-0.07	0.27	0.30	0.28	0.56
Variance	0.02	0.08	0.13	0.07	0.37
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	-0.80	-0.10	0.03	-0.04	-0.11
Max	1.37	2.31	2.70	2.88	2.37
Moyenne	0.46	0.59	1.15	0.44	0.68
Médiane	0.45	0.53	1.13	0.37	0.61
Variance	0.12	0.15	0.37	0.10	0.15
	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	-0.40	-0.35	-0.22	-0.14	-0.35
Max	2.23	2.26	2.26	1.82	2.48
Moyenne	0.70	0.66	0.70	0.61	0.77
Médiane	0.67	0.69	0.64	0.57	0.69
Variance	0.20	0.13	0.28	0.14	0.31

TABLE 3.3 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{SMB}^t du modèle SMB dynamique.

Quelques changements sont visibles pour les coefficients de l'indice de marché. Premièrement, les variances des séries de ces coefficients diminuent pour toutes les cryptomonnaies. Cela se remarque également au niveau des valeurs extrêmes. Les minima augmentent pour chaque cryptomonnaie mise à part le Bitcoin, la Stellar (XMR) et la Lisk (LSK). Une différence notable est celle entre le coefficient de rendement du marché minimum pour la Zcash (ZEC) dans le modèle précédent par rapport à celui-ci. En effet, celui-ci passe d'une valeur de -0.48 à une valeur de 0.05.

Les tendances centrales ont également changé d'un modèle à un autre. En effet, la moyenne et la médiane ont subi de légers changements. Les différences pour les moyennes vont de 0 pour la Litecoin à 0.06 pour la Dash et la Dogecoin. Pour ce qui est des médianes, la différence entre les deux modèles va de nulle pour la Ripple à 0.09 pour la Dash.

En ce qui concerne les β_{SMB}^t , les moyennes sont très disparates. Il y a une nette différence entre les trois premières cryptomonnaies dont la moyenne des coefficients de la variable SMB est moindre que pour le reste. Comme dit précédemment, cela est sans doute dû au fait que ces cryptomonnaies ont des rendements déjà suffisamment expliqués par l'indice de marché à part pour la Ripple qui, elle, a une moyenne peut élevée mais connaît quelques changements soudains au niveau de ses β_{SMB}^t . La Nem est la cryptomonnaie dont les β_{SMB}^t ont des tendances centrales plus élevées. Cela pourrait être surprenant au regard du classement des capitalisations boursières moyennes données en annexe B mais il s'agit d'un classement de moyennes. Dans les faits, la Nem se retrouve le plus souvent dans le portefeuille des cryptomonnaies à faible capitalisation.

Aussi a-t-elle un rendement qui va dans le sens de la différence entre les portefeuilles de rendements de cryptomonnaies de petites tailles et celles de grandes tailles.

Le tableau précédent montre également que les variances de ses coefficients sont plus élevées que celle du coefficient de l'indice de marché. Cela implique que la façon dont la variable SMB influe sur les rendements varient plus en fonction du temps. Comme dans le cas dynamique, la seule cryptomonnaie présentant une moyenne négative pour le coefficient de la variable SMB est le Bitcoin. Comme depuis le début de l'analyse, le poids écrasant du Bitcoin dans toutes les pondérations le place dans un statu particulier. Comme expliqué précédemment, celui-ci dictant une grande partie du poids des portefeuilles à forte capitalisation, il est normal pour lui d'avoir des rendements allant dans le sens opposé à celui de la variable SMB.

3.2.2 Valeurs ajustées SMB

Comme précédemment, ci-après se trouvent les graphiques des valeurs ajustées de rendements de plusieurs cryptomonnaies : les deux plus grandes et les deux plus petites. De la même manière que pour le modèle précédent, les rendements du 20 mars à la fin juin 2019 ont été estimés par le modèle. Ici, cela a été fait à partir des coefficients du rendement du marché et de la variable SMB.

Le premier graphique concernant le Bitcoin montre que l'ajout de la variable SMB n'a pas un effet rapidement visible sur la façon dont le modèle est ajusté. En effet, les différences entre les figures 3.2 et 3.7 sont difficilement repérables. Toutefois certaines peuvent être néanmoins notées. Par exemple le pic de début avril est plus petit dans les valeurs ajustées du modèle SMB du Bitcoin, s'éloignant ainsi de la vraie valeur. Pour avoir une meilleure idée des performances relatives de chacun des modèles, il va falloir se pencher sur les valeurs des critères d'information qui vont être présentées par la suite lors des comparaisons des différents modèles. Pour l'Ethereum, de même que pour MEDAF conditionnelle, un pic trop important est ajusté en début du mois d'avril mais il est légèrement moins haut dans le modèle *Small Minus Big*. De plus, l'avant-dernier pic visible fin juin est sous-estimé dans les deux modèles.

Pour ce qui est des deux plus petites cryptomonnaies, les résultats de l'analyse seront différentes. En effet, le Bitcoin et l'Ethereum sont déjà bien expliqués par l'indice de marché étant donné la construction de celui-ci. Dans le cas de la Decred et de la Digibyte, ce n'est plus le cas. Celles-ci ont un poids moindre dans le calcul de l'indice de marché et ne sont donc pas estimées de façon satisfaisante par cette seule variable. La Decred ne présente malheureusement pas une estimation visiblement meilleure que pour le modèle précédent. Toutefois, la Digibyte obtient un ajustement dont la volatilité est plus proche de celle des vrais rendements. En annexe se trouvent les résultats pour les autres cryptomonnaies. L'amélioration des valeurs ajustées dépend de la cryptomonnaie et de la période. En effet, la Ripple et la Stellar, par exemple, voient leurs rendements mieux prédits. L'analyse des résidus permettra de mieux voir ce qu'il en est au cas par cas.

Valeurs ajustées des Rendements du Bitcoin

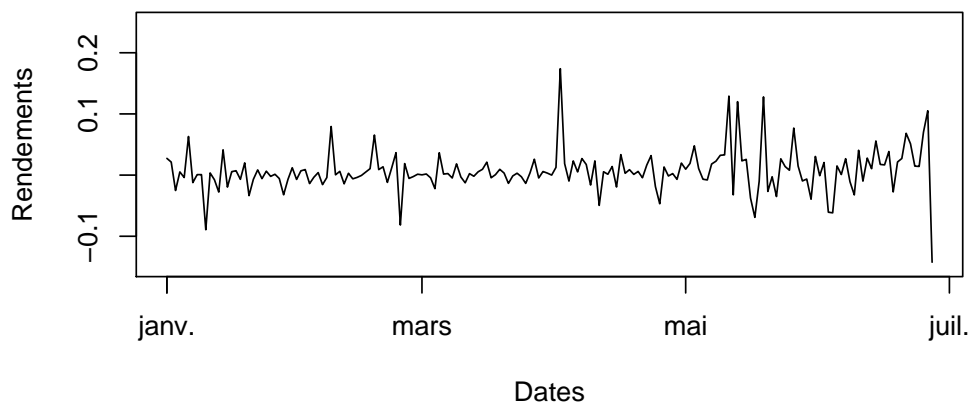
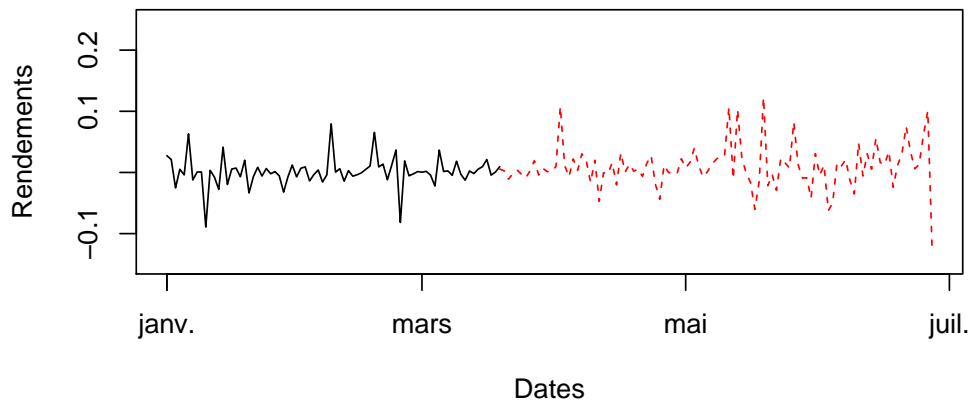


FIGURE 3.8 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique du Bitcoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de l'Ethereum

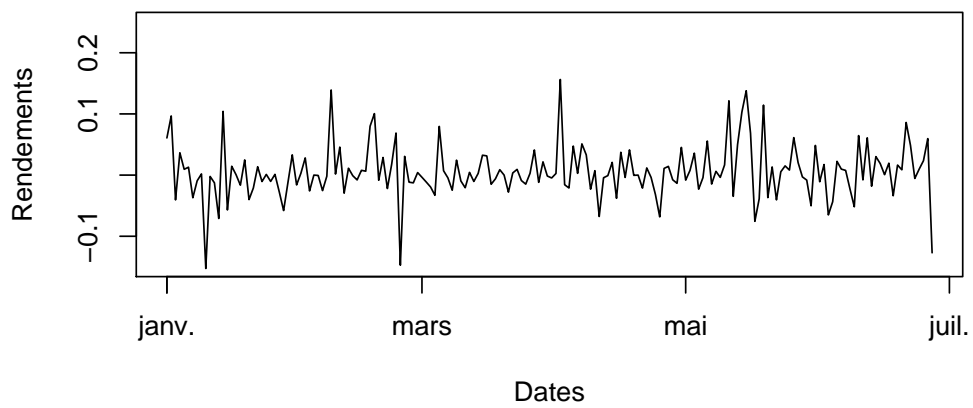
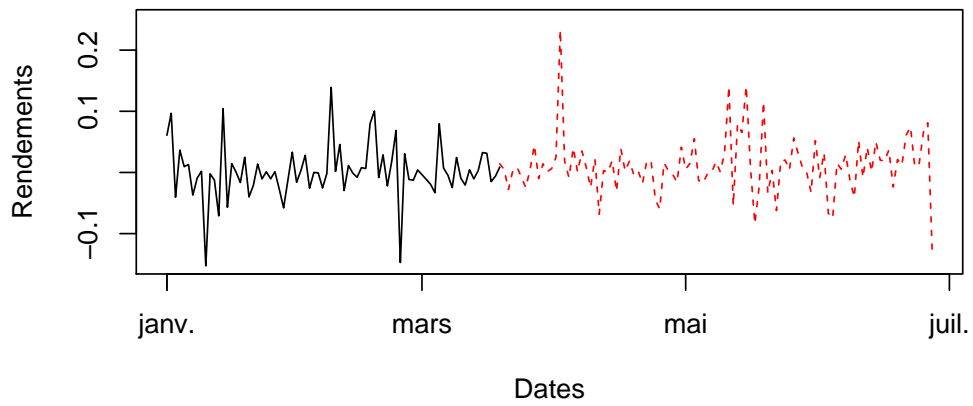


FIGURE 3.9 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de l'Ethereum : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de la Decred

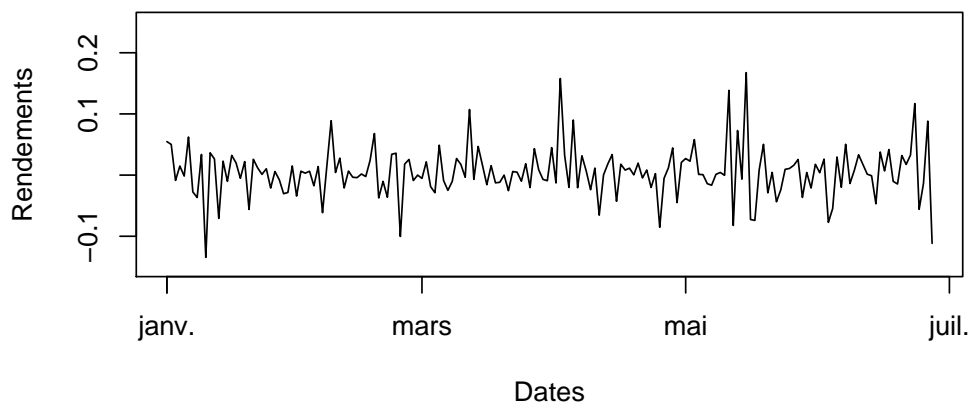
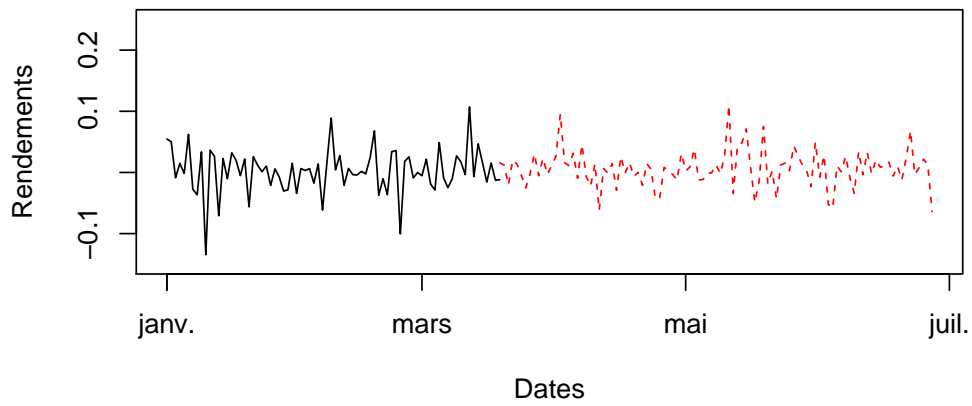


FIGURE 3.10 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Decred : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

Valeurs ajustées des Rendements de la Digibyte

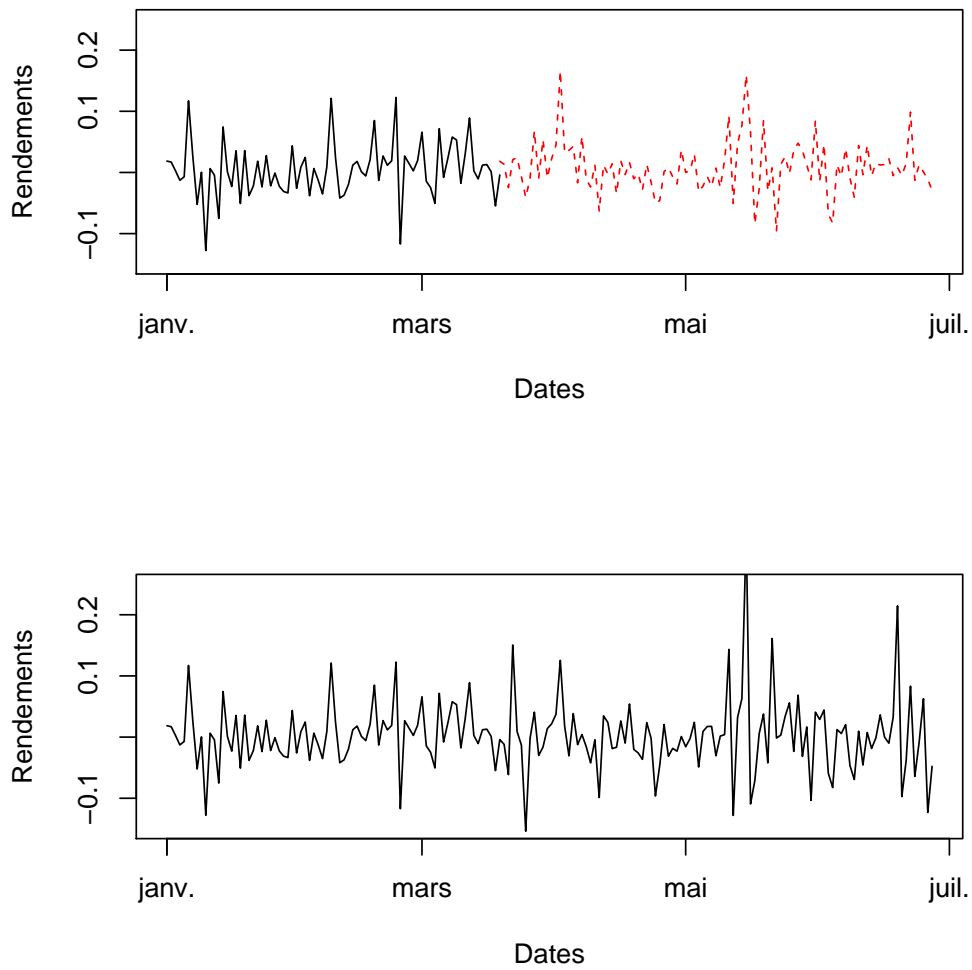


FIGURE 3.11 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Digibyte : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019.

3.3 Modèle AA dynamique

3.3.1 Construction du modèle et résultats

Enfin, un dernier modèle va être ici présenté, il s'agit du modèle AA dynamique. Celui-ci va être construit de façon identique au précédent mis à part l'ajout d'une nouvelle variable. Pour rappel, la variable AA est une variable qui permet d'ajouter au modèle une composante concernant l'utilisation des cryptomonnaies. Il s'agit de la différence entre les rendements des portefeuilles de cryptomonnaies avec peu d'adresses actives et celles avec beaucoup d'adresses actives.

Voici l'équation de ce dernier modèle :

$$R_{actif}^t = \beta_{RM}^t R_M^t + \beta_{SMB}^t SMB^t + \beta_{AA}^t AA^t + \varepsilon_t \quad (3.7)$$

où ε_t est le terme d'erreur .

Afin d'estimer le vecteur des $\beta^t = \begin{pmatrix} \beta_{RM}^t \\ \beta_{SMB}^t \\ \beta_{AA}^t \end{pmatrix}$, une méthode similaire à celle présentée précédemment va être utilisée . Posons y^t un vecteur contenant les rendements d'une cryptomonnaie, $x^t = (R_M^t \text{ } SMB^t \text{ } AA^t)$, on calcule

$$\beta^t = H_{yx}^t H_{xx}^t^{-1}$$

où H_{yx}^t et H_{xx}^t sont les covariances et variances conditionnelles.

C'est encore une fois les *Dynamical conditional correlations* développées de Engle (2002) qui sont utilisées.

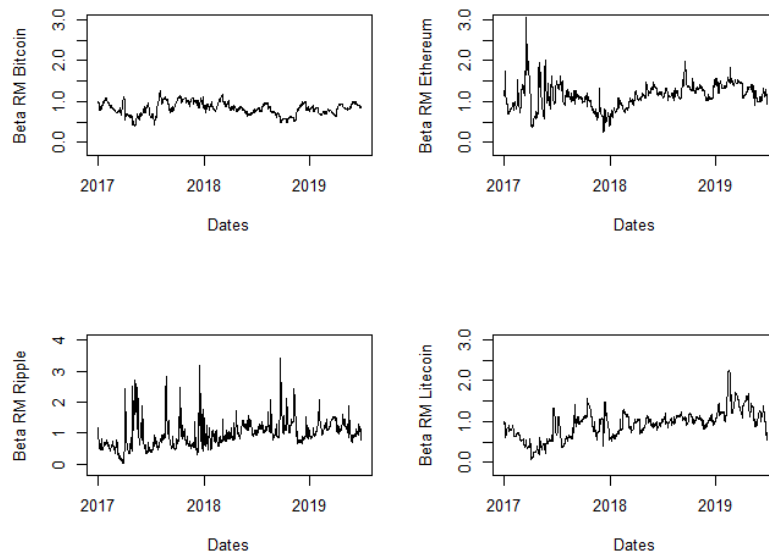


FIGURE 3.12 – Graphique des coefficients de l'indice de marché pour le modèle AA du Bitcoin, de l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

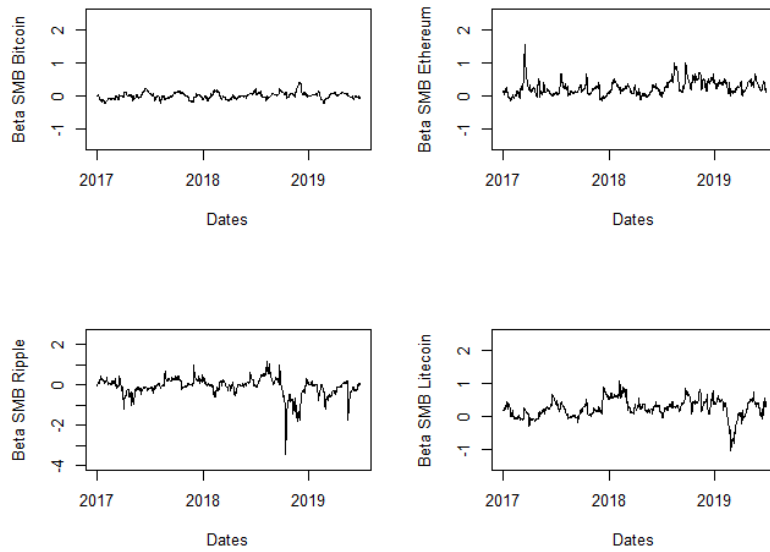


FIGURE 3.13 – Graphique des coefficients de la variable SMB pour le modèle AA du Bitcoin, de l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

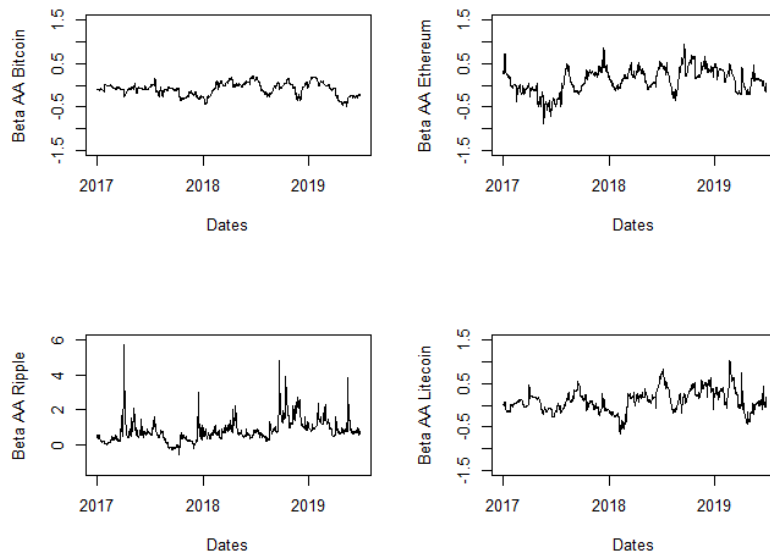


FIGURE 3.14 – Graphique des coefficients de la variable AA pour le modèle AA du Bitcoin, de l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

Ci-dessus se trouvent les graphiques des différents coefficients du modèle AA pour les quatre plus grandes cryptomonnaies. Tout d’abord, le graphique de la Ripple est sur une échelle de 0 à 4. Cela est dû à la diminution des valeurs extrêmes des coefficients

β_{RM} de la Ripple. La valeur maximum de ce coefficient passe de 7.12 à 3.42 suite à l'ajout de la variable AA. Toutefois, malgré cette différence, la tendance du coefficient de l'indice de marché reste sensiblement la même aux autres instant t.

De même, c'est pour la Ripple qu'une différence entre les précédents coefficients de la variable SMB et ceux-ci est remarquable. Cependant, ici, le changement est total : la série n'a plus la même forme, et la grande variation du coefficient β_{SMB} en août 2018 n'est plus visible.

Toutefois, lorsque les valeurs des coefficients β_{AA}^t de la Ripple sont présentés dans les graphiques suivants, ces différences sont moins surprenantes. En effet, une grande partie des effets des deux variables précédentes semblent avoir été absorbé dans la variable AA. Par exemple, le pic que connaissait le coefficient du rendement du marché est maintenant visible à la même date pour le coefficient de la variable AA. Ces coefficients prennent des valeurs plus hautes pour la Ripple que pour les trois autres grandes cryptomonnaies. Comme cela a été expliqué dans le modèle statique, cela est sans doute une conséquence du peu de nombre d'adresses actives de la Ripple au regard de sa grande capitalisation boursière.

Pour les trois autres grandes cryptomonnaies, les coefficients β_{AA}^t varient autour de 0, principalement entre 1 et -1. Il est par ailleurs notable que les coefficients des deux autres variables pour ces trois actifs ne changent pratiquement pas par rapport au modèle précédent. Le coefficient de la variable AA du Bitcoin restent très proche d'une valeur nulle avec peu de variations. Il s'agit également de la seule cryptomonnaie dont les coefficients de la variable AA ont une moyenne négative. Cela s'explique par le même procédé que pour la variable SMB. En effet, le poids du Bitcoin dans le portefeuille à grand nombre d'adresses actives est aussi le plus élevé. Donc si les cryptomonnaies à petit nombre d'adresses actives performant mieux, c'est que le Bitcoin performe généralement moins bien.

Les tableaux des statistiques descriptives ci-dessous montrent que les distributions des coefficients changent pour les autres cryptomonnaies. En effet, les tendances centrales subissent des changements allant de 0.01 pour la médiane des coefficients β_{RM}^t de la Dash à 0.17 pour la médiane des coefficients β_{RM}^t de la Dogecoin. Toutefois, ce n'est pas tout. Les variances des coefficients β_{RM}^t changent également pour les onze autres cryptomonnaies. Celle pour laquelle c'est le plus frappant est la Digibyte dont les coefficients de l'indice de marché étaient de 0.26 et sont passées à 0.10. Cependant, au regard de la valeur importante de la moyenne et de la variance des coefficients de la variable AA visible dans le tableau [3.6](#), cela est moins surprenant.

Pour ce qui est des valeurs des statistiques descriptives des coefficients de la variable SMB, les différences au niveau des tendances centrales sont notables. Notamment, les rendements de la Decred et de la Digibyte ne semblent plus dépendre de la variable SMB étant donné leurs valeurs moyennes et médianes proches de zéro. Certes, plusieurs tendances centrales voient leur valeur modifiée mais les variances changent peu à part pour la variable Decred.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	0.39	0.26	0.03	0.06	0.10
Max	1.27	3.07	3.42	2.26	5.51
Moyenne	0.83	1.14	0.98	0.94	1.12
Médiane	0.83	1.14	0.94	0.98	1.03
Variance	0.02	0.10	0.19	0.12	0.24
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	0.31	-0.23	0.19	0.28	-0.25
Max	2.21	2.65	1.72	2.72	2.05
Moyenne	0.93	0.92	0.98	0.79	0.83
Médiane	0.93	0.96	0.98	0.72	0.81
Variance	0.05	0.11	0.08	0.11	0.07
	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	0.32	0.29	0.35	0.35	0.07
Max	3.65	2.32	1.82	2.71	4.31
Moyenne	1.00	0.90	0.95	0.90	1.10
Médiane	0.98	0.87	0.94	0.92	1.15
Variance	0.10	0.07	0.06	0.04	0.24

TABLE 3.4 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{RM}^t du modèle AA dynamique.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	-0.24	-0.16	-3.43	-1.06	-0.71
Max	0.42	1.56	1.19	1.09	6.71
Moyenne	0.00	0.25	-0.10	0.25	0.40
Médiane	0.00	0.21	-0.03	0.25	0.28
Variance	0.01	0.05	0.20	0.08	0.42
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	-0.74	-0.04	-0.21	-0.22	-1.13
Max	1.48	2.69	2.61	3.80	0.80
Moyenne	0.44	0.66	1.04	0.46	-0.01
Médiane	0.43	0.58	1.03	0.38	0.01
Variance	0.13	0.15	0.39	0.21	0.09
	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	-2.39	-0.32	-0.26	-0.07	-0.72
Max	1.31	1.70	2.60	3.10	2.24
Moyenne	0.01	0.61	0.64	0.81	0.65
Médiane	0.02	0.61	0.54	0.79	0.71
Variance	0.19	0.10	0.25	0.21	0.32

TABLE 3.5 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{SMB}^t du modèle AA dynamique.

	BTC	ETH	XRP	LTC	XLM
Min	-0.49	-0.90	-0.62	-0.65	-1.86
Max	0.22	0.93	5.73	1.03	4.27
Moyenne	-0.09	0.11	0.78	0.10	0.56
Médiane	-0.07	0.14	0.68	0.09	0.60
Variance	0.02	0.08	0.41	0.06	0.20
	XMR	DASH	XEM	DOGE	DCR
Min	-0.83	-2.15	-0.94	-4.22	0.09
Max	1.63	0.81	1.54	1.11	3.13
Moyenne	0.11	-0.09	0.23	-0.05	1.07
Médiane	0.09	-0.06	0.14	-0.01	1.00
Variance	0.13	0.09	0.21	0.23	0.25
	DGB	LSK	ETC	ZEC	NEO
Min	-0.34	-0.52	-1.32	-1.74	-0.75
Max	4.98	1.01	1.45	0.66	1.85
Moyenne	1.32	0.20	0.12	-0.09	0.45
Médiane	1.36	0.19	0.17	-0.05	0.35
Variance	0.47	0.05	0.15	0.12	0.27

TABLE 3.6 – Résumé des statistiques descriptives des coefficients β_{AA}^t du modèle AA dynamique.

Enfin, sont présentés ci-dessus les coefficients de la variable AA. Une première chose à noter est que les cryptomonnaies Dash et Dogecoins sont, en dehors du Bitcoin, les seules à présenter des tendances centrales négatives. Cela est simplement dû à leur nombre d’adresses actives. En effet, celles-ci sont en tout temps parmi les cryptomonnaies avec le plus grand nombre d’adresses actives. La Decred et la Digibyte, par contre, ont des moyennes et médianes élevées car elles font, au contraire, systématiquement partie du portefeuille à faible nombres d’adresses actives.

3.3.2 Valeurs ajustées du modèle AA

Pour ce qui est des plus grandes cryptomonnaies, l’apport de la variable AA est quasi nul. En effet, les statistiques descriptives montrent que celle-ci n’est clairement pas significative pour le Bitcoin et le graphique de l’ajustement pour l’Ethereum ci-après montre qu’elle n’améliore pas le modèle de façon directement visible.

Concernant la cryptomonnaie Decred, l’ajout de la variable AA permet une légèrement meilleure approximation des pics comme celui de fin juin mais ne permet toujours pas de faire une bonne approximation. Enfin, pour la Digibyte, le pic de début avril est mieux approximé dans le modèle précédent mais l’amplitude des variations est plus proche de la réalité dans ce modèle-ci en général. Enfin, s’agissant des autres cryptomonnaies, il est difficile de voir à l’oeil nu si l’ajustement est meilleure à part pour la Ripple où, bien qu’un trop grand pic vers le bas soit visible mi-mai, la fin de la série et le pic du 3 avril sont plus proches des valeurs des rendements véritables.

Valeurs ajustées des Rendements du Bitcoin

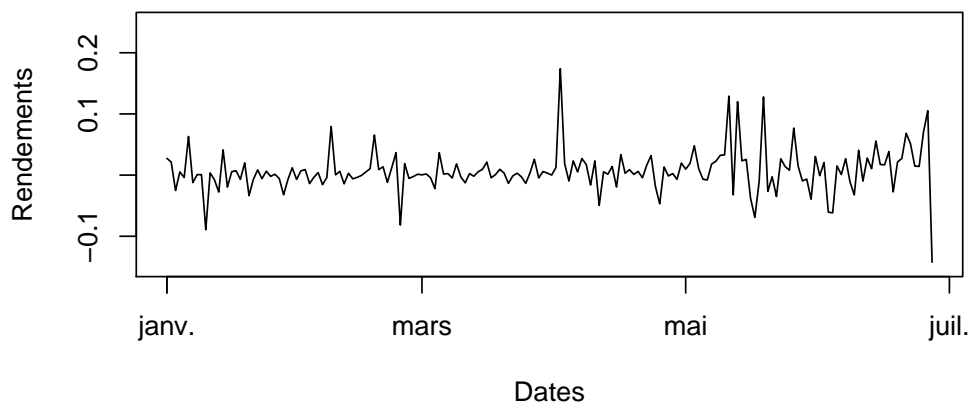
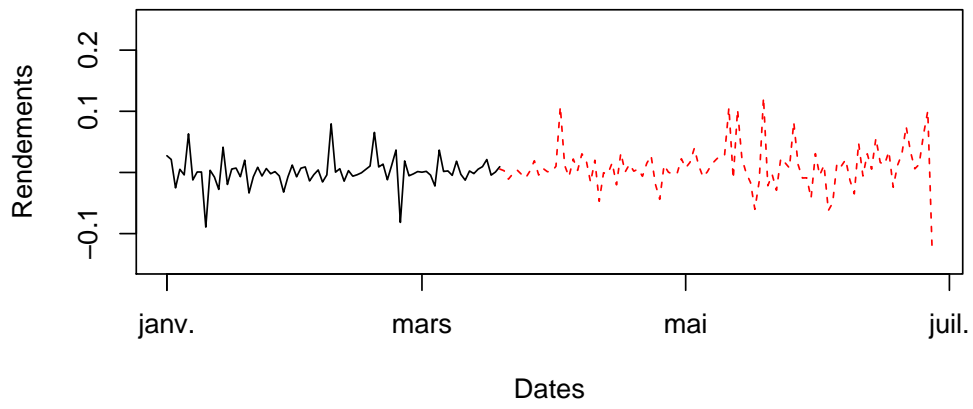


FIGURE 3.15 – Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 du Bitcoin.

Valeurs ajustées à un jour des Rendements de l'Ethereum

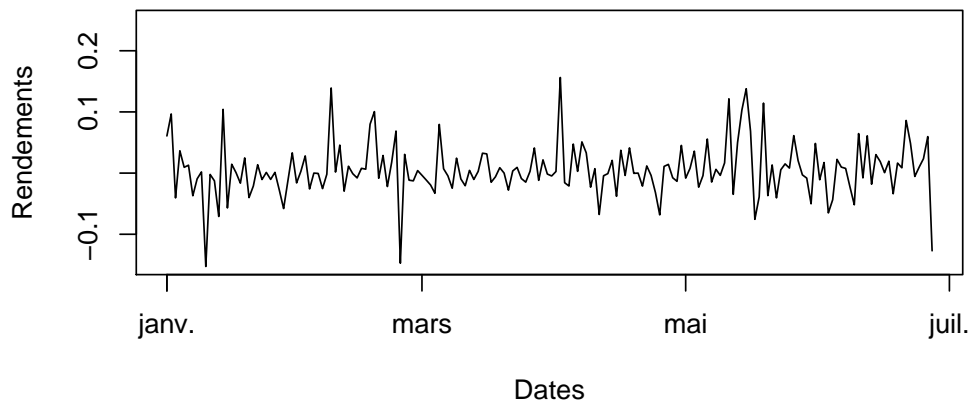
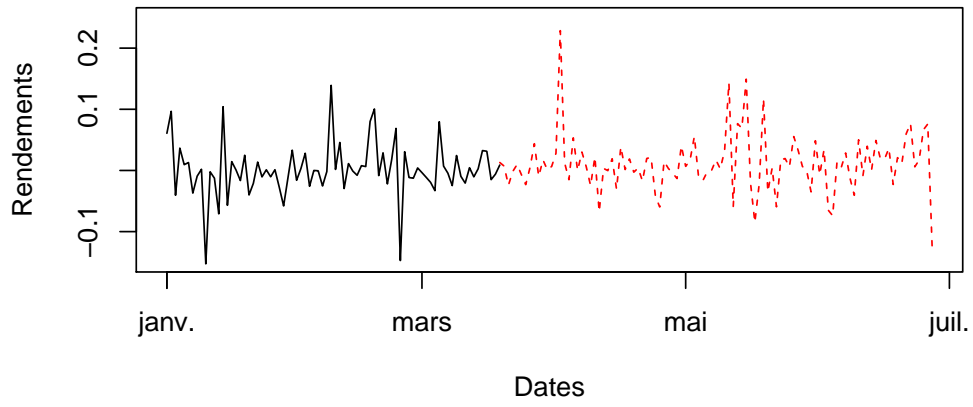


FIGURE 3.16 – Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de l'Ethereum.

Valeurs ajustées des Rendements de la Decred

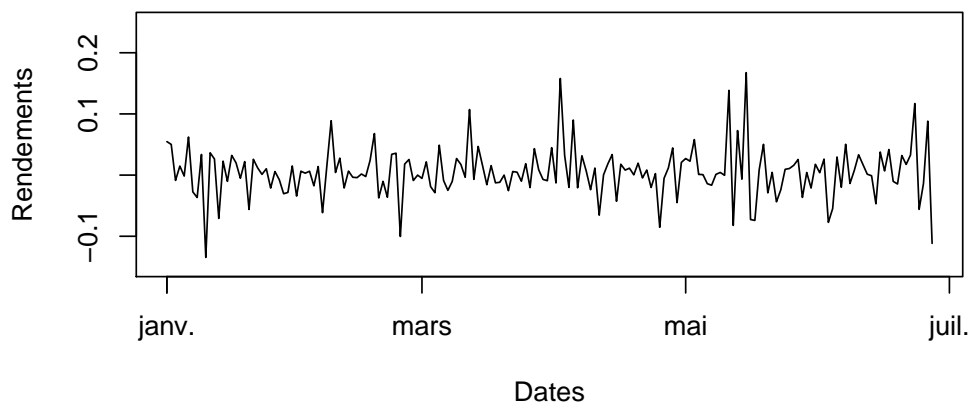
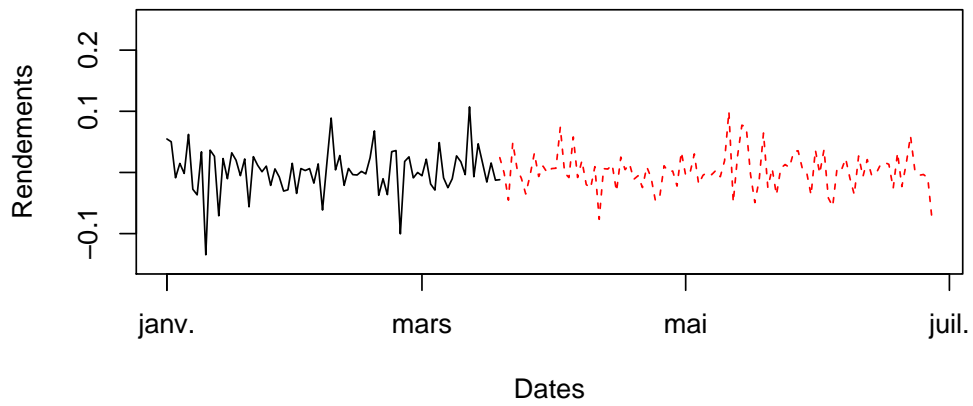


FIGURE 3.17 – Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de la Decred.

Prédiction à un jour des Rendements de la Digibyte

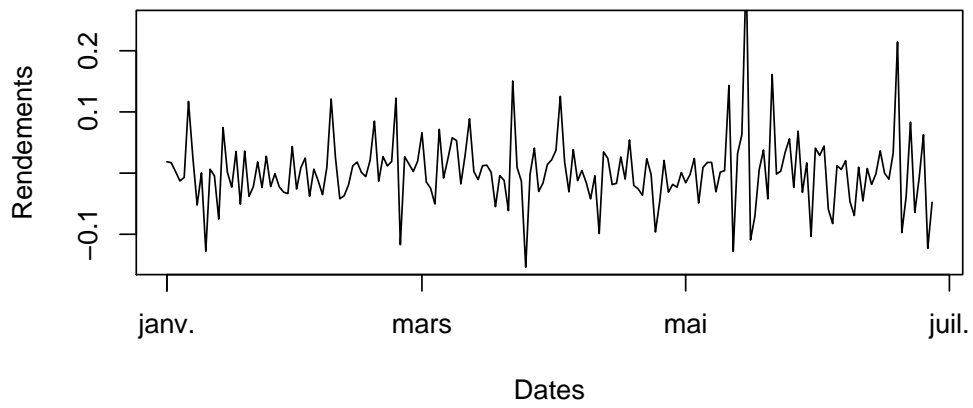
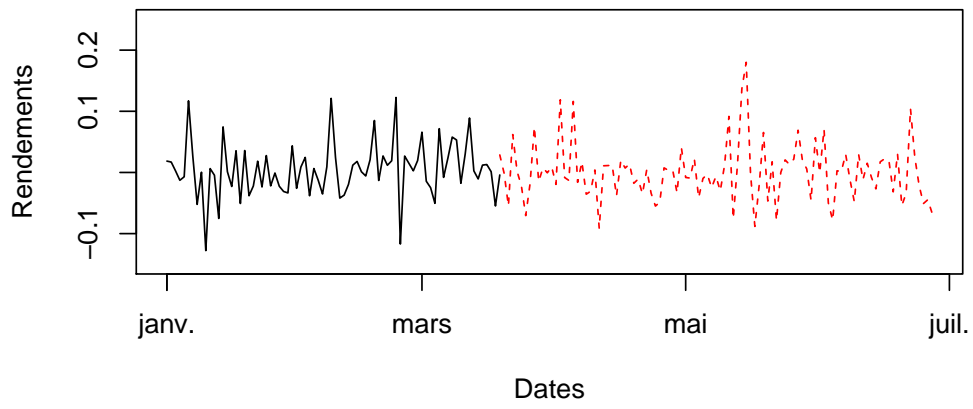


FIGURE 3.18 – Série des rendements à partir du 1 janvier 2019 et valeurs ajustées à partir du 19 mars 2019 de la Digibyte.

3.4 Diagnostique des modèles dynamiques et comparaisons

Dans les sections précédentes, plusieurs modèles ont été présentés. Pour en estimer la qualité, plusieurs métriques vont être utilisées. Tout d'abord, on va analyser les résidus de ces nouveaux modèles.

3.4.1 QQ plot : Modèles dynamiques

Afin de voir si la qualité du modèle s'est améliorée entre les modèles statiques et les modèles dynamiques, une première chose qui peut être analysée c'est la normalité des résidus. En effet, on s'attend à avoir des résidus suivant une distribution plus proche de la distribution gaussienne si le modèle est adéquat. Comme souvent tout au long de ce travail, seul les résultats des quatre plus grandes cryptomonnaies vont être présentés ici et le reste se trouve en annexe.

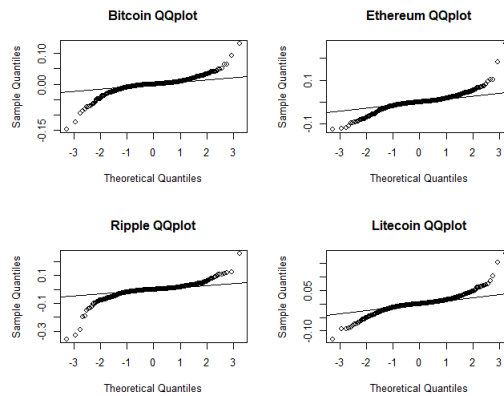


FIGURE 3.19 – QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

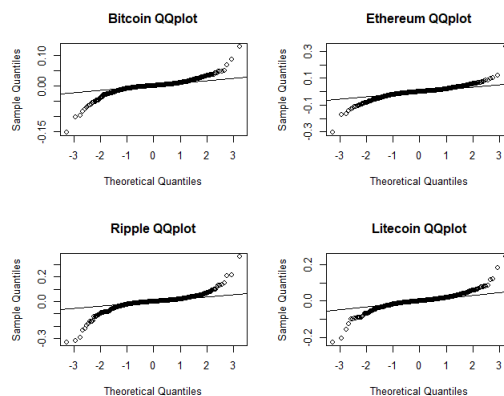


FIGURE 3.20 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour le Bitcoin, l'Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

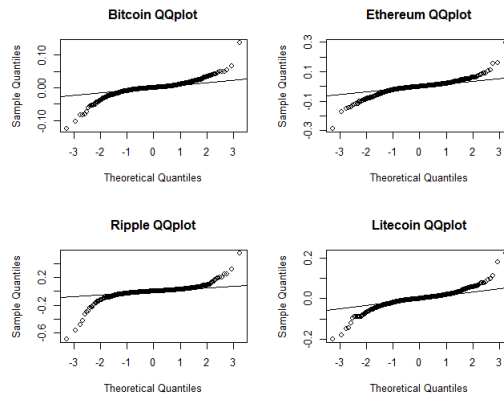


FIGURE 3.21 – QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour le Bitcoin, l’Ethereum, la Ripple et la Litecoin.

Les QQ plot ci-dessus montrent une différence entre les résidus des modèles statiques et des modèles dynamiques. En effet, les figures 2.1, 2.2 et 2.3 du chapitre précédent montraient un clair rejet de l’hypothèse de normalité des résidus. Ici, par contre, les quantiles des résidus observés sont plus proches des quantiles théoriques d’une loi normale. Par ailleurs, lorsque sont comparés entre eux les modèles dynamiques, l’ajout de la variable SMB rapproche les résidus du modèle de l’Ethereum vers une loi normale. Ces résultats montrent déjà en partie une meilleure qualité des modèles dynamiques.

3.4.2 Autocorrélations

Comme dans le cas du modèle statique, les autocorrélations vont être testées de sorte à voir si elles peuvent être considérées comme nulles. Si elles ne sont pas nulles, l’hypothèse d’indépendance va devoir être rejetée.

Comme le tableau ci-dessous le montre, les autocorrélations ne sont pas nulles pour un décalage de 3 pour toutes les cryptomonnaies. En effet, pour le modèle AA, il y a onze cryptomonnaies sur les quinze pour lesquelles le test n’est pas significatif. Dès lors, l’hypothèse d’indépendance des résidus doit être rejetée pour le modèle AA de la Decred de la Digibyte et de la Ripple.

Cela signifie cependant que le modèle dynamique améliore les résultats d’autocorrélations pour les résidus de certaines cryptomonnaies. En effet, lorsque le même test a été effectué sur les modèles statiques, plus de la moitié des cryptomonnaies voyaient leur modèle le plus complexe rejeter l’hypothèse d’indépendance des résidus.

Par ailleurs, parmi les onze cryptomonnaies, certaines avaient des résultats significatifs pour le test de Ljung-Box [21] pour des modèles plus simples que le modèle AA dynamique. En effet, la Lisk et Zcash obtiennent une p-valeur supérieure à 5% qu’une

fois la variable SMB présente. La Neo et la Dash, elles n'ont plus d'autocorrélation significative qu'à partir de l'ajout de la variable AA.

	Ljung-Box MEDAF	Ljung-Box SMB	Ljung-Box AA
Bitcoin	0.15	0.17	0.42
Ethereum	0.17	0.12	0.18
Ripple	0.0002	0.0002	0.005
Litecoin	0.37	0.16	0.18
Stellar	<2.2e-16	1.36e-09	1.86e-06
Monero	0.30	0.42	0.23
Dash	0.0004	0.02	0.06
Nem	0.42	0.09	0.10
Dogecoin	0.54	0.31	0.36
Decred	0.17	0.11	0.01
Digibyte	<2.2e-16	1.23e-08	8.63e-10
Lisk	0.04	0.45	0.81
Ethereum classic	0.16	0.07	0.09
Zcash	0.002	0.05	0.35
Neo	0.02	0.004	0.06

TABLE 3.7 – Table des p-valeurs du test de Ljung box de décalage 3 pour chacun des modèles dynamiques

Chapitre 4

Comparaison des modèles

Six types de modèles ont été étudiés. Afin d'avoir une vision plus claire des qualités et des défauts de chacun, ce chapitre se concentre sur la puissance explicative des différents modèles. La proximité des valeurs ajustées et des vraies valeurs aussi bien que le nombre de paramètres des modèles vont être pris en compte afin de faire un choix parcimonieux.

4.1 BIC des modèles

L'observation des valeurs ajustées des différents modèles dynamiques ont déjà permis d'observer en partie la qualité de ceux-ci. Afin d'obtenir une mesure permettant de choisir un modèle parcimonieux mais également bien ajusté aux données, le critère d'information bayésien ou BIC développé par Gideon E. Schwarz (1978) [18] va être utilisé. Le BIC est défini comme suit :

$$BIC = k \ln(n) + 2 \ln(\hat{L}) \quad (4.1)$$

où k est le nombre de paramètres estimés, n est le nombre d'observations et \hat{L} le maximum de la fonction de vraisemblance.

Comme expliqué précédemment, on ne rejette pas l'hypothèse de normalité dans le cas des modèles dynamiques. Ainsi est-il raisonnable d'utiliser la fonction de vraisemblance gaussienne afin d'obtenir la valeur du BIC pour les différents modèles dynamiques. On peut en dériver facilement à une constante additive près la formule suivante pour les BIC des modèles étudiés :

$$BIC = k \ln(n) + n \ln(\widehat{\sigma_\varepsilon^2}). \quad (4.2)$$

De plus si l'hypothèse de normalité n'est pas respectée pour les modèles statiques, elle est toutefois utilisée pour les construire. C'est pourquoi va être utilisée la fonction de vraisemblance gaussienne pour les BIC des modèles statiques également. Voici les résultats.

	MEDAF	SMB	AA
Bitcoin	-7395	-7502	-7615
Ethereum	-5865	-5894	-5889
Ripple	-4419	-4425	-4675
Litecoin	-5287	-5339	-5332
Stellar	-4442	-4640	-4686
Monero	-5459	-5659	-5657
Dash	-5356	-5458	-5462
Nem	-4351	-4672	-4667
Dogecoin	-5033	-5132	-5132
Decred	-4655	-4760	-4943
Digibyte	-4009	-4087	-4023
Lisk	-4988	-5159	-5157
Ethereum classic	-5229	-5353	-5348
Zcash	-5343	-5532	-5529
Neo	-4382	-4497	-4502

TABLE 4.1 – Table des BIC pour chacun des modèles statiques.

	MEDAF Dynamique	SMB Dynamique	AA Dynamique
Bitcoin	-7332	-7402	-7465
Ethereum	-6530	-6530	-6324
Ripple	-6017	-6009	-6025
Litecoin	-6900	-6893	-6888
Stellar	-5793	-6001	-5994
Monero	-6855	-6863	-6839
Dash	-6482	-5503	-5408
Nem	-6390	-6392	-6380
Dogecoin	-6640	-6649	-6641
Decred	-6757	-6760	-6763
Digibyte	-5764	-5790	-5799
Lisk	-6523	-6544	-6546
Ethereum classic	-6700	-6711	-6589
Zcash	-6873	-6871	-6812
Neo	-6224	-6445	-6322

TABLE 4.2 – Table des BIC pour chacun des modèles dynamiques.

Une première chose à noter à partir des tableaux ci-dessus est que les BIC des modèles dynamiques sont systématiquement plus petits que ceux des modèles statiques mis à part pour le Bitcoin. Il semble donc que des coefficients fixes soient meilleurs pour prédire les rendements du Bitcoin ce qui est étonnant. Toutefois une partie de l'explication se trouve sans doute dans le fait que les rendements du Bitcoin occupent toujours un poids similaire dans les indices à chaque temps. Pour le reste des cryptomonnaies, les BIC sont meilleures pour les modèles dynamiques de façon écrasante donc ceux-ci sont à privilégier.

Parmi les modèles statiques l'apport de la variable SMB est significatif pour toutes les cryptomonnaies. Celle pour laquelle la différence est la plus faible est la Ripple ce qui est cohérent avec mesures du R^2_{adj} de les tables 2.1 et 2.2. De plus, concernant la Litecoin, la Monero, la Nem, l'Ethereum classic et la Zcash, le BIC pour le modèle AA est moins bon que pour le modèle SMB. De plus, en ce qui concerne la Dogecoin, la Lisk et la Neo, l'apport de la variable AA est faible voire nulle pour la Dogecoin en terme du BIC. Aussi en conclut-on que la variable AA n'a un effet significatif que pour sept cryptomonnaies sur les quinze dans les modèles statiques.

Enfin, pour les modèles dynamiques entre eux, les BIC sont sensiblement moins différents d'un modèle à l'autre. En effet, pour la Litecoin, la Ripple et la Zcash, l'ajout de la variable SMB au modèle dynamique ne fait qu'augmenter un peu le BIC. Les autres ont des BIC qui montrent une légèrement meilleure performance du modèle SMB dynamique. Pour finir, le modèle AA dynamique n'a d'apport que pour le Bitcoin, la Ripple et la Digibyte.

En conclusion, le modèle optimal dépend de la cryptomonnaie. Un modèle avec des coefficients dynamiques donnera des meilleurs résultats sauf pour le Bitcoin. Le modèle SMB a généralement un apport significatif pour les modèles statiques mais pour les modèles dynamiques, c'est du cas par cas. Enfin, le modèle AA est généralement à abandonner à part si l'objectif est d'approximer une cryptomonnaie particulière pour laquelle son apport est significatif comme la Ripple.

Chapitre 5

Remarques sur la Ripple et la modélisation actuelle

5.1 Comportement des rendements de la Ripple

Avant de totalement clôturer les analyses des différents modèles, il semble important de se pencher sur une cryptomonnaie dont les rendements se comportent différemment des autres : la Ripple. En effet, tout au long des analyses, la Ripple s'est démarquée comme un outsider. Ces coefficients ont systématiquement une variance plus grande et la variable AA a une puissance explicative bien supérieure à celle des autres grandes cryptomonnaies par exemple. Il faut également noter que la Ripple est moins bien expliquée par le rendement du marché que les autres cryptomonnaies à grande capitalisation.

Comme expliqué dans l'introduction, le développement de la Ripple est différent des autres cryptomonnaies. Elle ne s'inspire pratiquement pas du code source du Bitcoin. Cette indépendance entre le Bitcoin et la Ripple est peut-être une des premières raisons de la différence entre leurs rendements. La Ripple serait considérée comme une alternative au Bitcoin. Puisque son consensus est directement dépendant d'organismes et de personnes qualifiées, l'ajout d'un nouvel acteur dans ce consensus pourrait avoir une influence directe sur ces rendements en certaines dates (Charles Bovaird, 2017) [2].

Toutefois, la réponse se trouve peut-être en partie dans les incohérences soulevées sur le site *coinmetrics* qui a fourni les données pour ce mémoire et dans une décision par Ripple. En 2017, la Ripple a annoncé que 55 billions XRP seraient mises de côté de sorte à éviter que, soudainement, une trop grande quantité en soit mise en circulation et que cela diminue drastiquement le prix de celle-ci sur le marché. Le montant dont il est question équivalait à ce moment à 14 billions de dollars (De Castillo, 2017) [9]. Cela explique deux événements. Tout d'abord, le pic début avril à l'annonce de ce changement et, dans un deuxième temps, l'augmentation brusque du prix de la Ripple en fin d'année bien que des augmentations semblables soient notables pour toutes les cryptomonnaies. Ainsi, chaque mois, 1 billion XRP seraient de nouveau disponible. Si

une partie de cette somme n'est pas utilisée, la somme restant sera de nouveau mise de coté et à nouveau disponible 55 mois plus tard (Garlinghouse, 2017) [17].

Toutefois si la décision ci-dessus explique certains événements particuliers, peut-être n'est-elle pas suffisante pour expliquer une si grande différence dans le comportement des rendements de la Ripple. Un autre élément à investiguer est la présence d'incohérences entre le nombre de Ripple déclarées mises en circulation et la quantité effective visible sur les blocs d'après l'équipe de *coinmetrics* (2019) [8]. Si le but de ce mémoire n'est pas de se pencher sur les particularités d'une unique cryptomonnaie, un individu s'intéressant à la Ripple en particulier pourrait trouver des réponses sur comment modéliser les rendements de cette cryptomonnaies dans ces éléments.

En conclusion, la Ripple a plusieurs caractéristiques qui peuvent expliquer la façon dont ses rendements évoluent différemment des autres. Son code source entièrement différent du Bitcoin, son système de consensus ou sa façon de "libérer" de la monnaie sont tous des éléments à creuser si on souhaite en savoir plus sur les rendements de la Bitcoin.

5.2 La modélisation actuelle : le *stock-to-flow*.

Bien que les cryptomonnaies soient source de réflexion pour les investisseurs, les approches holistiques de la modélisation des rendements de celles-ci sont rares voire inexistantes. En effet, la plupart des personnes qui se sont intéressées à modéliser les prix et rendements de cryptomonnaies n'en ont étudié qu'une seule. Au lieu d'envisager des éléments communs aux différentes cryptomonnaies, ils se sont concentrés sur des particularités. Comme expliqué dans la conclusion du précédent chapitre et comme le suggère la section précédente, une approche au cas par cas n'est pas dénuée de sens. Ainsi, un des modèles les plus connus pour le Bitcoin est le *stock-to-flow*.

Tout d'abord, ce modèle a été pour la première fois présenté par une personne sous le pseudonyme PlanB. Un problème courant lors de l'étude des cryptomonnaies est un anonymat de plusieurs acteurs importants dans le secteur. En effet, le créateur du Bitcoin n'a jamais donné sa réelle identité. De même, PlanB prétend être un investisseur néerlandais mais son nom n'est toutefois pas connu. C'est pourtant son modèle qui a le plus de succès dans l'étude du Bitcoin. Ce modèle modélise la capitalisation boursière et non pas directement les rendements.

Le concept selon lequel une ressource est difficile à obtenir est appelé, comme dans le langage courant, rareté en français ou *scarcity* en anglais. Pour quantifier cette rareté et l'utiliser à des fins de modélisations des capitalisations boursières du Bitcoin, PlanB (mars, 2019) [25] propose d'utiliser une métrique appelée *stock-to-flow*. Ceci est simplement le rapport entre la quantité déjà présente et la quantité produite sur un lapse de temps. Dans ce cas-ci, il s'agit de la durée d'un an. Celle-ci a été calculée chaque mois. PlanB dit avoir constaté une relation linéaire entre le logarithme népérien des

capitalisations boursières du Bitcoin (CMB) et le logarithme népérien du *stock-to-flow* (SF). C'est-à-dire que ces données suivent le modèle suivant :

$$\ln(CMB) = \alpha_0 + \alpha_1 \ln(SF) + \epsilon. \quad (5.1)$$

Dans son article publié sur la plateforme *medium*, PlanB ne donne pas de détails sur la façon dont les résidus se comportent mais dit avoir un R^2 de 95% en utilisant un estimateur des moindres carrés pour estimer ses coefficients. Cependant, d'autres utilisateurs de la plateforme *medium* ont étudié les résidus en question avec leurs codes et leurs résultats disponibles dans leurs articles (Burger, 2019) [5] (Emblow, 2019) [11]. Si, à première vue, ils émettaient des réserves quant à l'utilisation d'estimateur des moindres carrés, ils sont tout deux revenus sur la question dans des articles postérieurs (Burger 2019) [4] (Emblow, 2020) [12]. Par la suite, PlanB (2020) [24] introduit un second modèle non pas sous forme de série chronologique avec une variable SF calculée chaque mois mais en divisant le Bitcoin en quatre phases. Ce modèle ne sera pas explicité ici mais est disponible dans son article [24].

Chapitre 6

Conclusions

Les différentes analyses effectuées permettent d'arriver à plusieurs conclusions. Tout d'abord, la modélisation des rendements de cryptomonnaies selon un modèle à coefficients statiques n'est pas optimale. En effet, différentes hypothèses des modèles linéaires classiques se trouvent violées. L'indépendance des résidus et l'homoscédasticité sont par exemple rejetées. Toutefois, ces modèles permettent d'avoir une première idée de la façon dont les variables d'indice du marché, de taille et d'utilisation des cryptomonnaies influent sur les rendements.

Premièrement, le Bitcoin et son importante capitalisation boursière ont pour conséquence d'avoir un poids écrasant sur l'indice du marché. Cela implique que les rendements du Bitcoin sont très bien expliqués par cette seule variable. Toutefois, le Bitcoin mis à part, les cryptomonnaies les plus grandes ne sont pas toujours mieux expliquées par l'indice de marché que les cryptomonnaies plus petites.

Deuxièmement, la variable SMB dans le modèle statique apporte un supplément d'information pour toutes les cryptomonnaies selon le critère d'information Bayésien. Enfin, le modèle AA constitue une amélioration pour quelques cryptomonnaies, à savoir principalement le Bitcoin, la Stellar, la Decred, la Digibyte et la Ripple. Les modèles statiques de la Neo et la Dash sont également légèrement améliorés par l'ajout de cette variable.

Toutefois, l'efficacité de ces modèles statiques pâlit en comparaison des modèles à coefficients dynamiques. Ceux-ci sont favorisés systématiquement par le BIC mis à part le MEDAF du Bitcoin. Au vu des différences entre les BIC, le MEDAF à coefficients dynamiques semble déjà contenir une bonne partie de l'information du modèle dynamique à trois variables. En effet, l'ajout de la variable SMB améliore un peu le BIC pour la Litecoin, la Ripple et la Zcash. Les autres voient leur BIC augmenter plus ou moins légèrement. Quant à la variable AA, elle ne fait principalement que détériorer le BIC de la plupart des cryptomonnaies à part dans le cas du Bitcoin, de la Ripple, de la Decred et de la Digibyte.

Ces résultats permettent donc d'arriver à deux conclusions : les modèles dynamiques sont meilleurs que les modèles statiques et les rendements ont des particularités propres

selon les cryptomonnaies. Certes d'autres variables pourraient être utilisées telles que le volume d'échange ou le nombre de blocs mais celles-ci ne sont pas pertinentes pour toutes les cryptomonnaies. Toutes ne fonctionnent pas sur le même consensus et n'ont donc pas les mêmes caractéristiques [10]. Afin d'avoir une meilleure idée de comment se comportent les rendements d'une cryptomonnaie, une approche plus particulière à chacune d'elles et moins large que celle utilisée ici serait peut-être plus efficace.

Annexe A

Prix, Rendements et variables

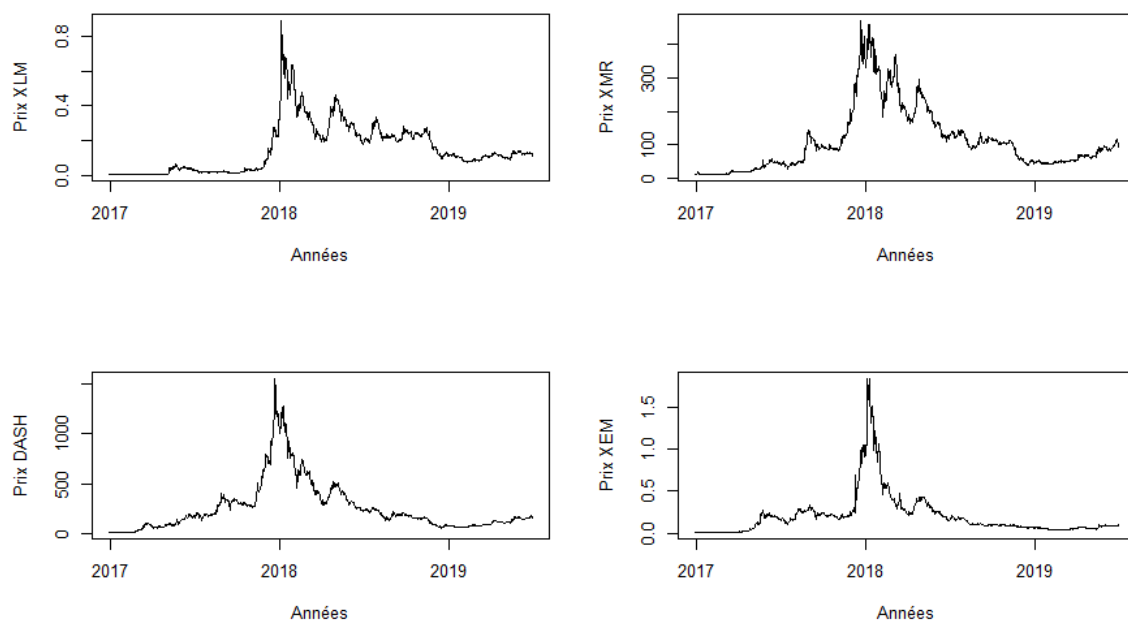


FIGURE A.1 – Evolution temporelle des prix de Stellar, Monero, Dash et Nem

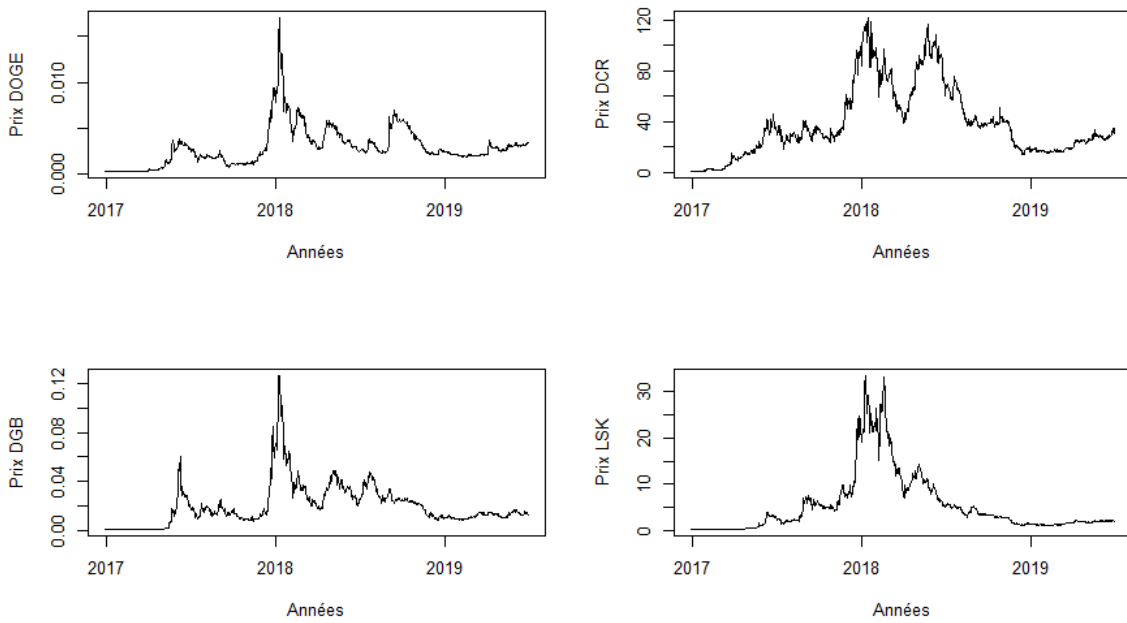


FIGURE A.2 – Evolution temporelle des prix de Dogecoin, Decred, Digibyte et Lisk

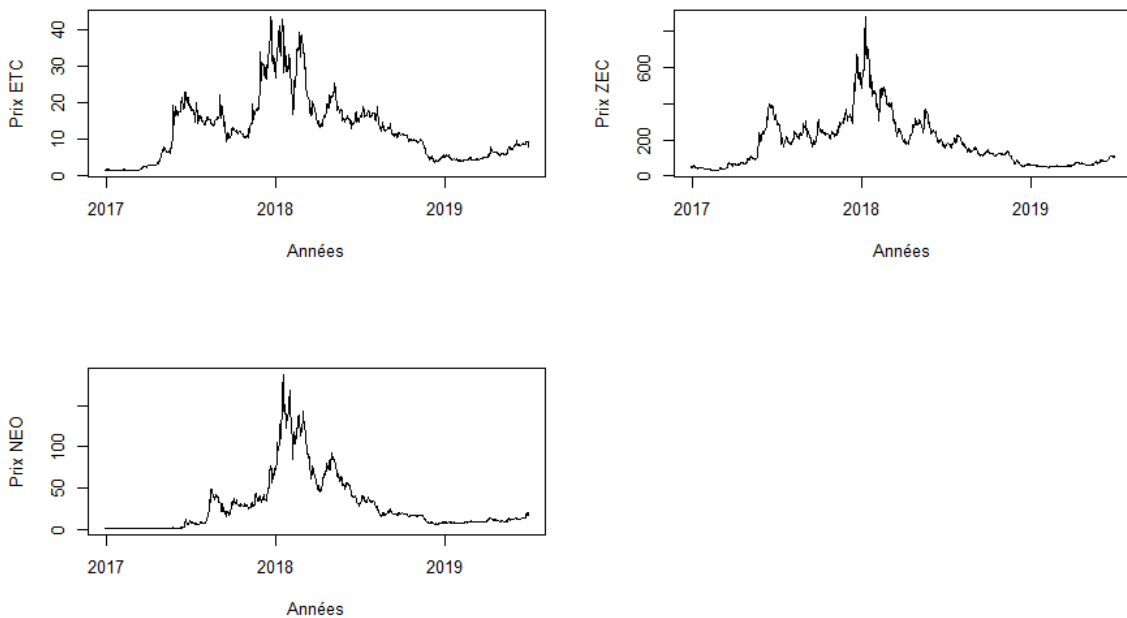


FIGURE A.3 – Evolution temporelle des prix de Ethereum classic, Zcash et Neo

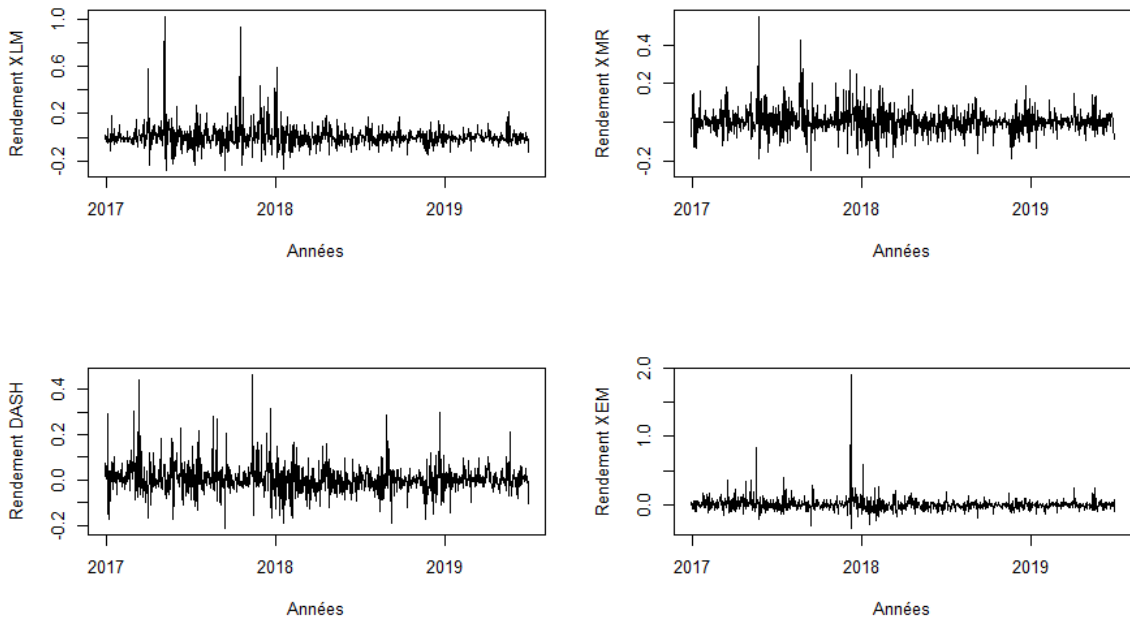


FIGURE A.4 – Evolution journalière des rendements de Stellar, Monero, Dash et Nem

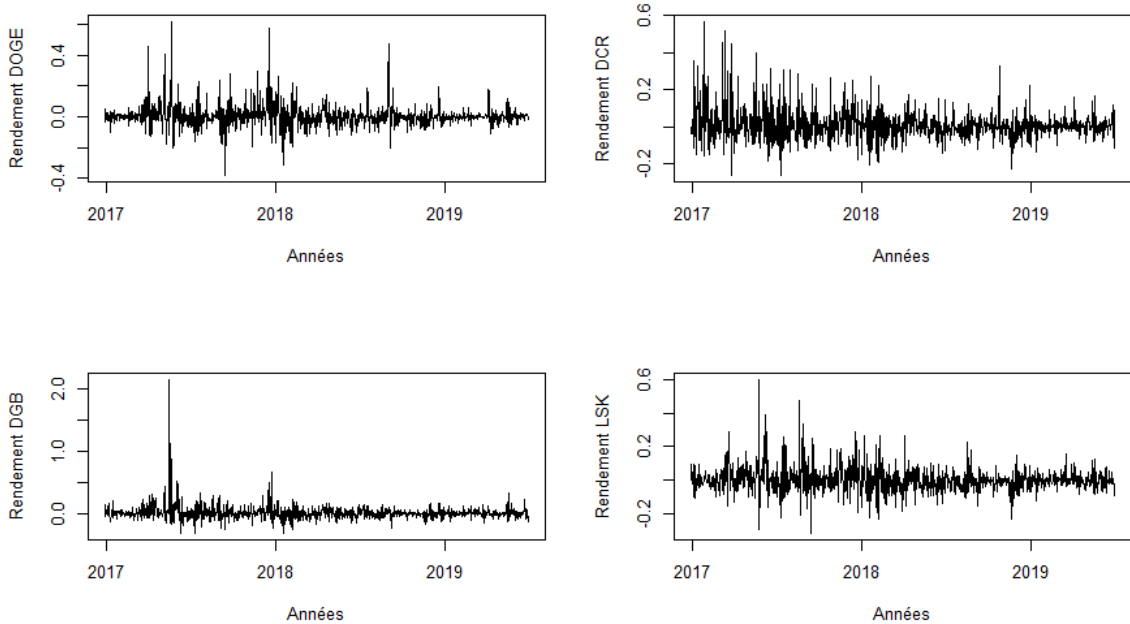


FIGURE A.5 – Evolution journalière des rendements de Dogecoin, Decred, Digibyte et Lisk

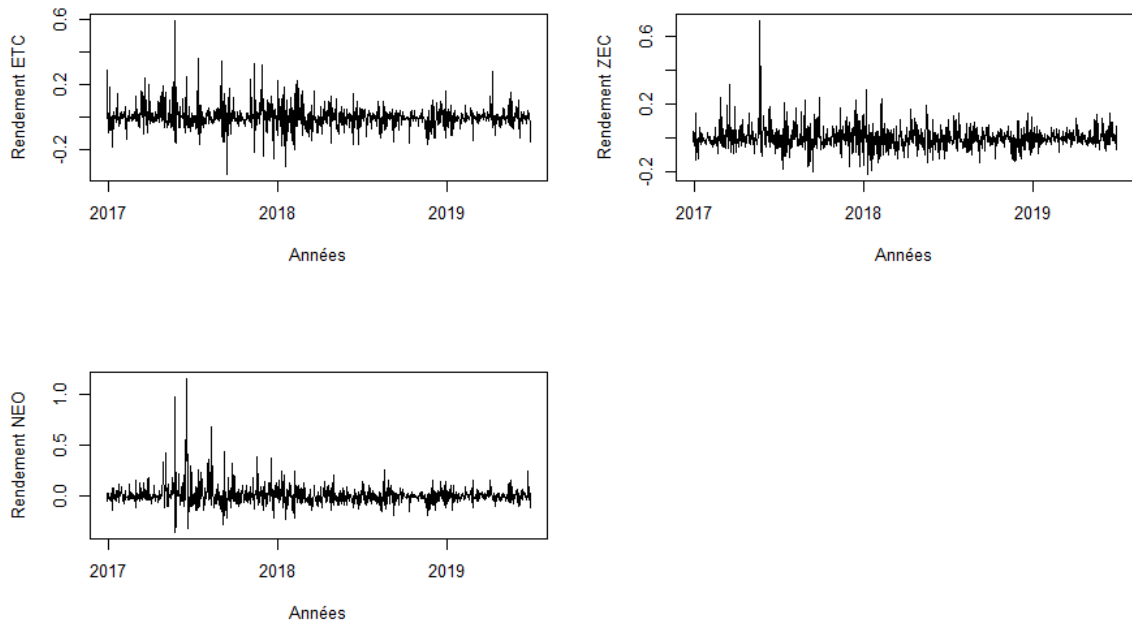


FIGURE A.6 – Evolution journalière des rendements de Ethereum classic, Zcash et Neo.

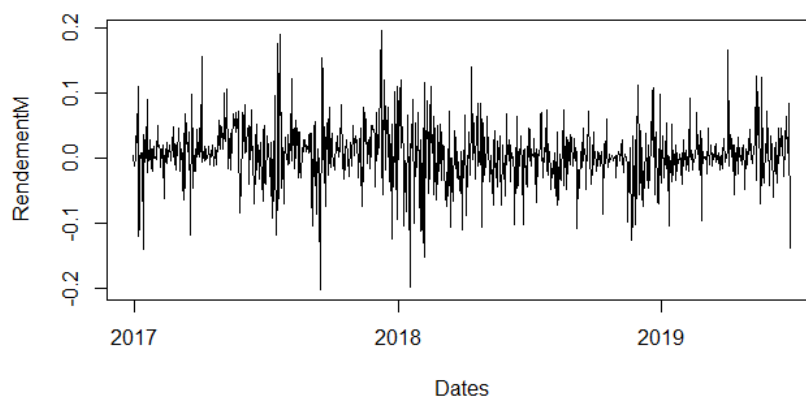


FIGURE A.7 – Graphique de la variable des rendements du marché sur la période étudiée.

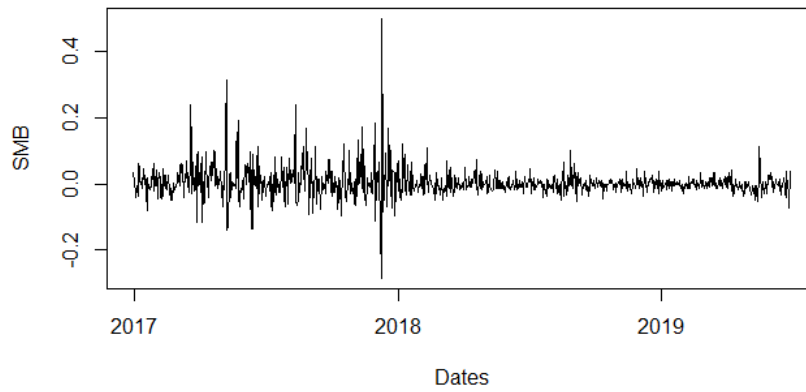


FIGURE A.8 – Graphique de la variable SMB sur la période étudiée.

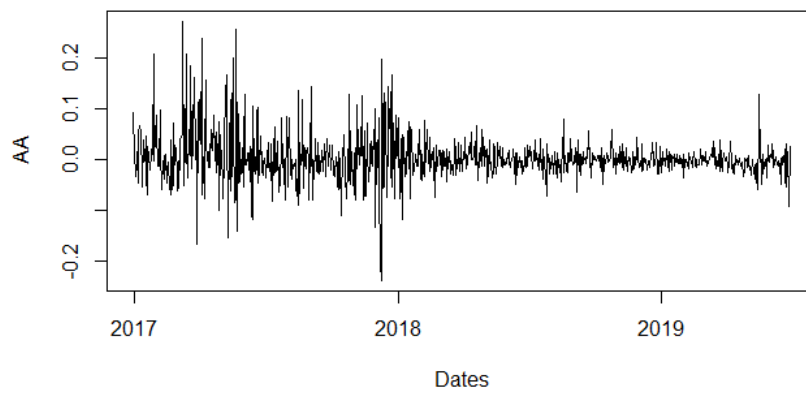


FIGURE A.9 – Graphique de la variable AA sur la période étudiée.

Annexe B

Liste des cryptomonnaies ordonnées par capitalisation boursière moyenne sur la période du 29 décembre 2016 au 28 juin 2019

1. Bitcoin (BTC) : 97 215 248 389
2. Ethereum (ETH) : 31 271 646 885
3. Ripple (XRP) : 16 423 858 642
4. Litecoin (LTC) : 4 308 390 594
5. Stellar (XLM) : 2 721 050 095
6. Dash (DASH) : 2 029 912 338
7. Nem (XEM) : 1 828 850 379
8. Neo (NEO) : 1 804 262 213
9. Monero (XMR) : 1 751 196 977
10. Ethereum classic (ETC) : 1 254 553 610
11. Lisk (LSK) : 598 461 522
12. Zcash (ZEC) : 594 479 572
13. Dogecoin (DOGE) : 329 170 433
14. Decred (DCR) : 278 639 770
15. Digibyte (DGB) : 201 999 910

Annexe C

QQ plot : Modèles statiques

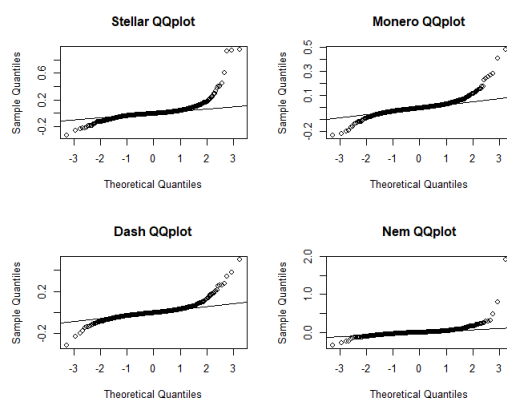


FIGURE C.1 – QQ plot des résidus du MEDAF pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

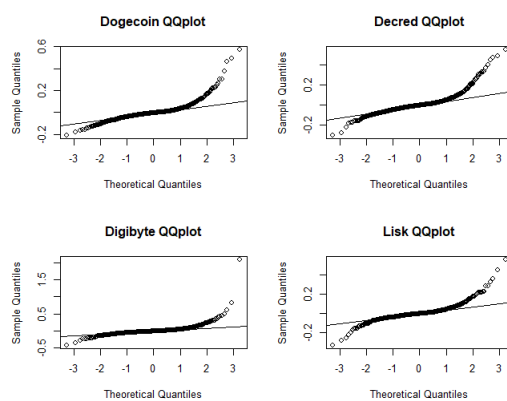


FIGURE C.2 – QQ plot des résidus du MEDAF pour la Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.

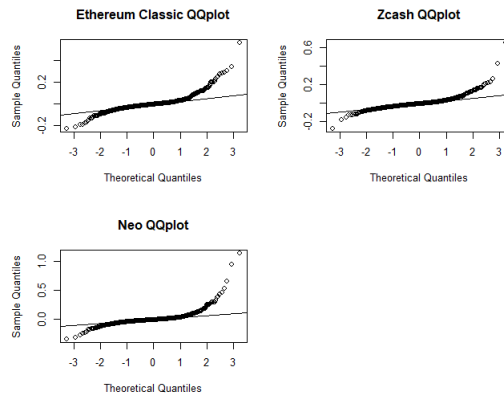


FIGURE C.3 – QQ plot des résidus du MEDAF pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

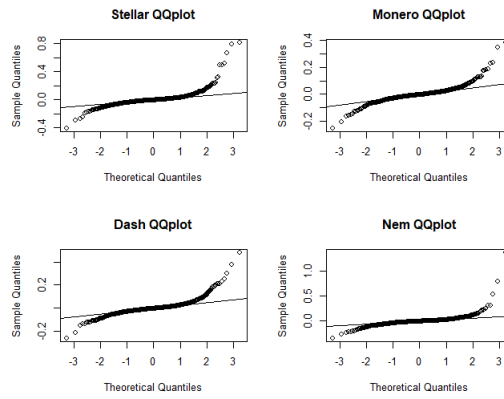


FIGURE C.4 – QQ plot des résidus du modèle SMB pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

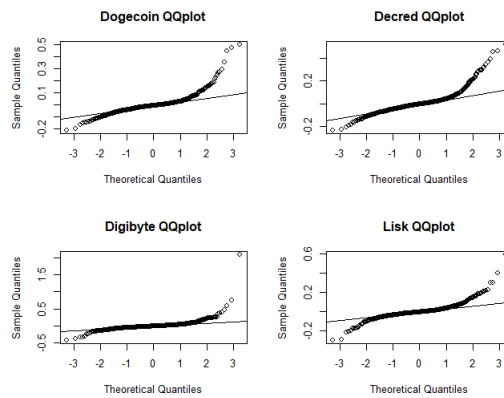


FIGURE C.5 – QQ plot des résidus du modèle SMB pour la Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.

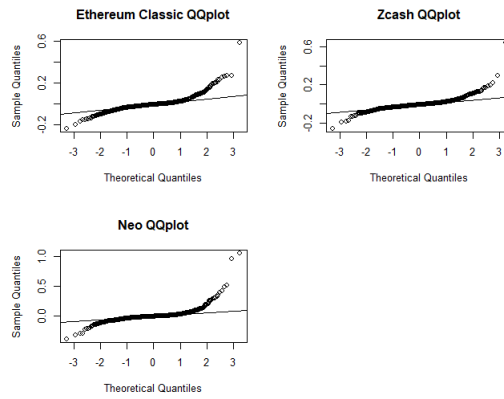


FIGURE C.6 – QQ plot des résidus du modèle SMB pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

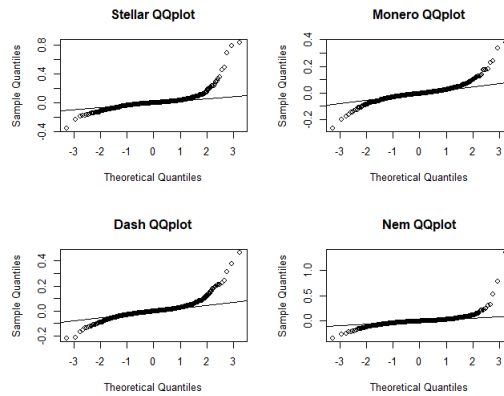


FIGURE C.7 – QQ plot des résidus du modèle AA pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

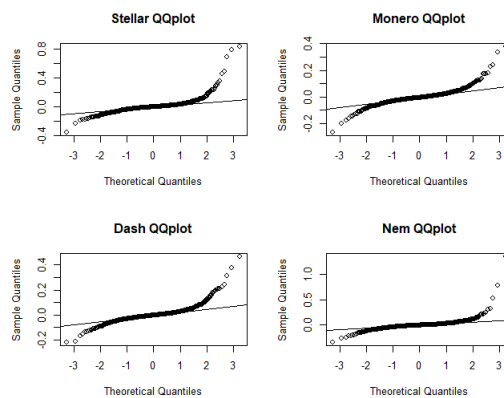


FIGURE C.8 – QQ plot des résidus du modèle AA pour Dogecoin, Decred, la Digibyte et la Lisk.

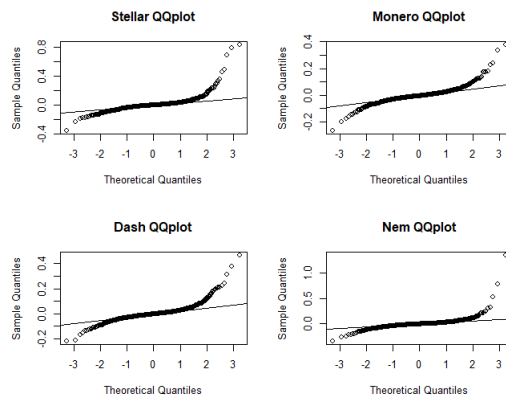


FIGURE C.9 – QQ plot des résidus du modèle AA pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

Annexe D

QQ plot : Modèles dynamiques

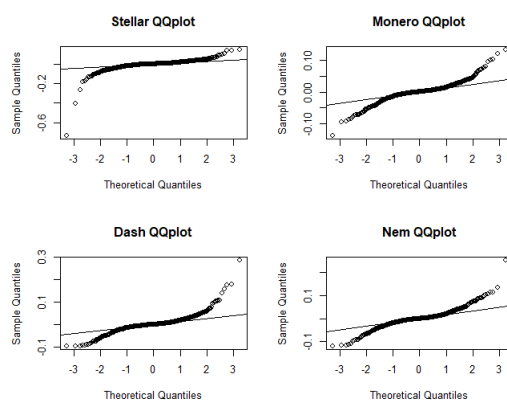


FIGURE D.1 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

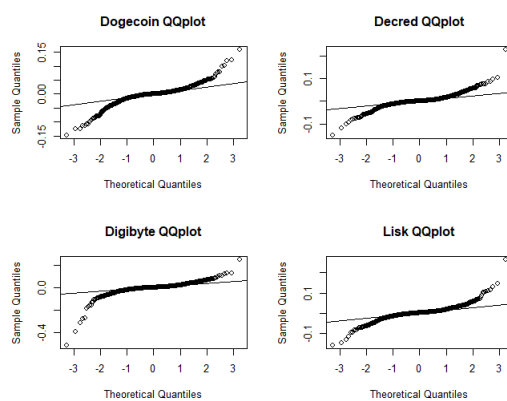


FIGURE D.2 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.

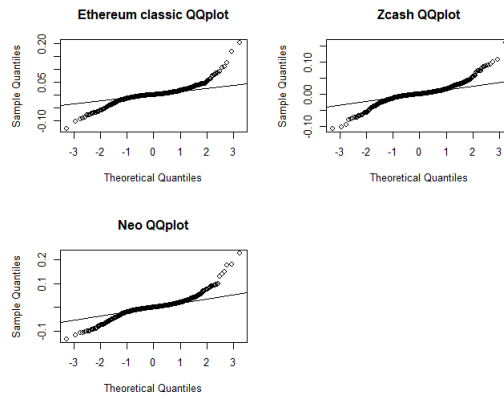


FIGURE D.3 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

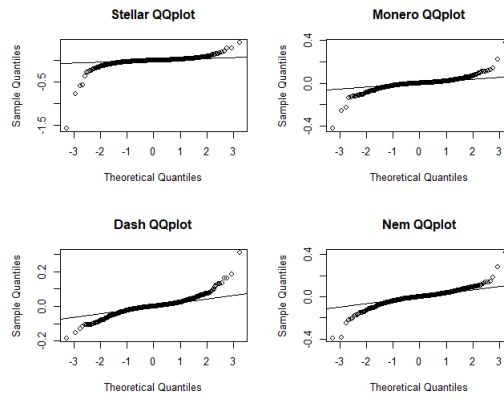


FIGURE D.4 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

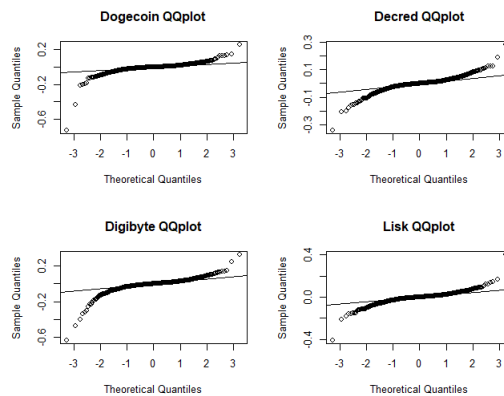


FIGURE D.5 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.

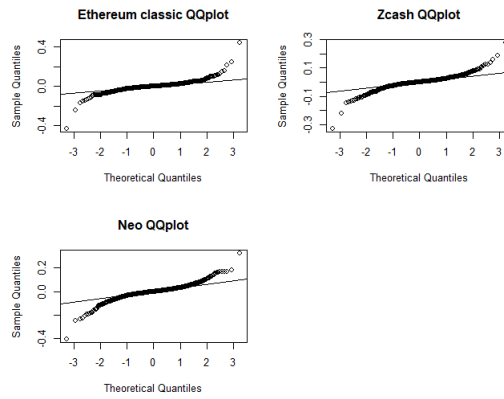


FIGURE D.6 – QQ plot des résidus du modèle SMB dynamique pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

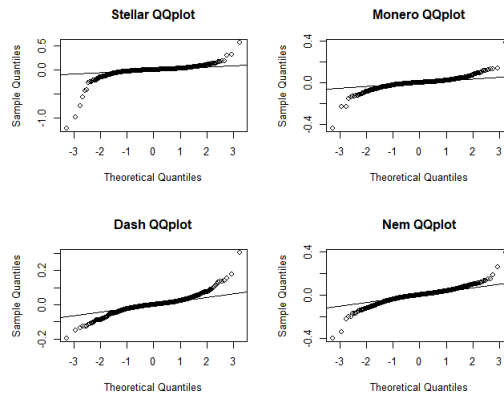


FIGURE D.7 – QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour la Stellar, la Monero, la Dash et la Nem.

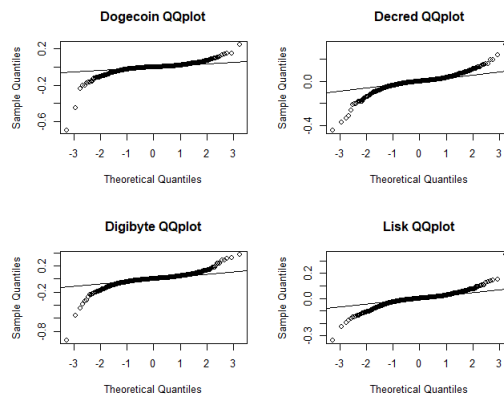


FIGURE D.8 – QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour la Dogecoin, la Decred, la Digibyte et la Lisk.

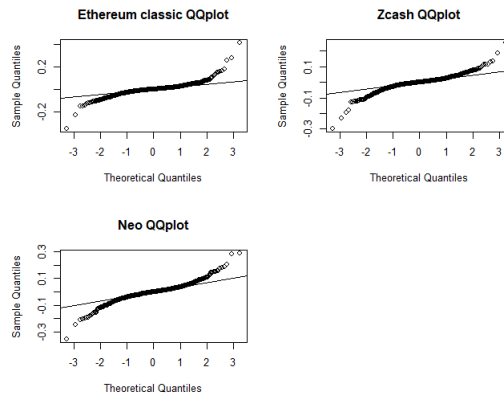


FIGURE D.9 – QQ plot des résidus du modèle AA dynamique pour l’Ethereum classic, la Zcash et la Neo.

Annexe E

Rendements ajustés MEDAF dynamique

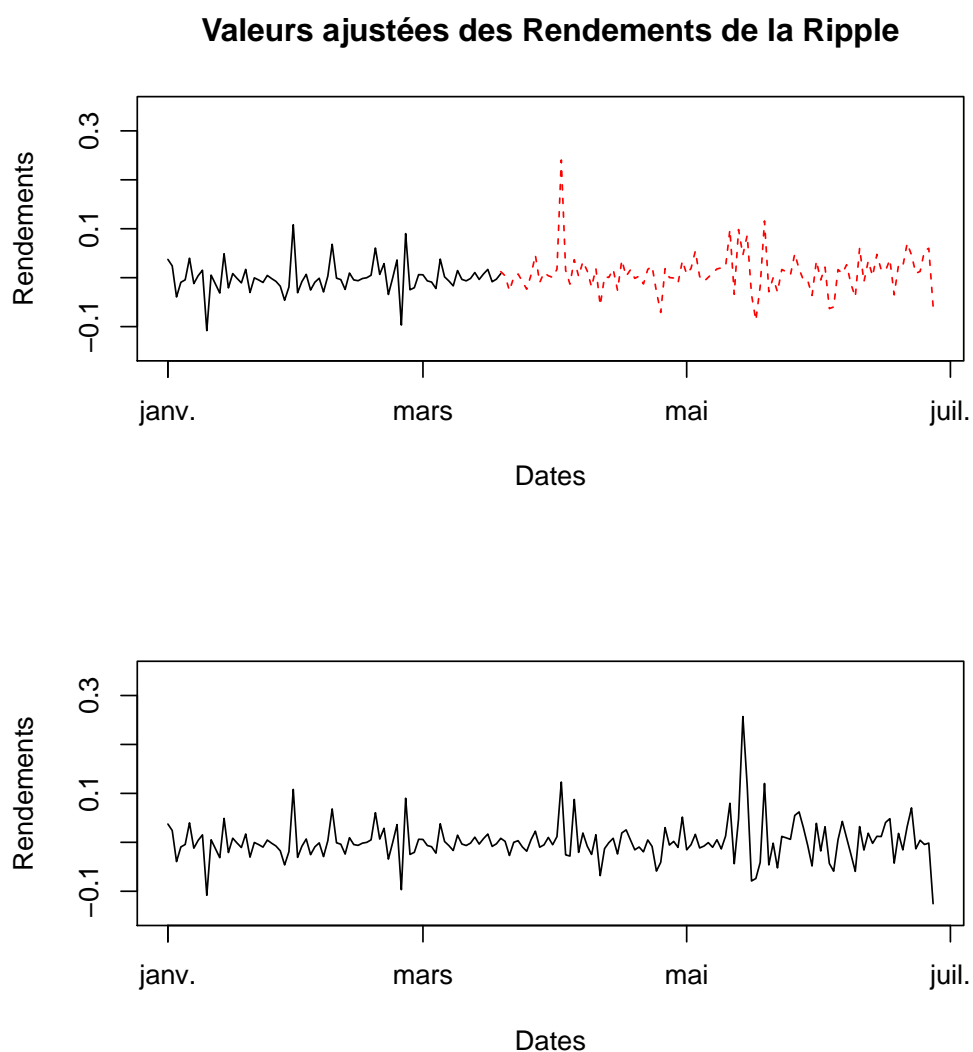


FIGURE E.1 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Ripple : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Litecoin

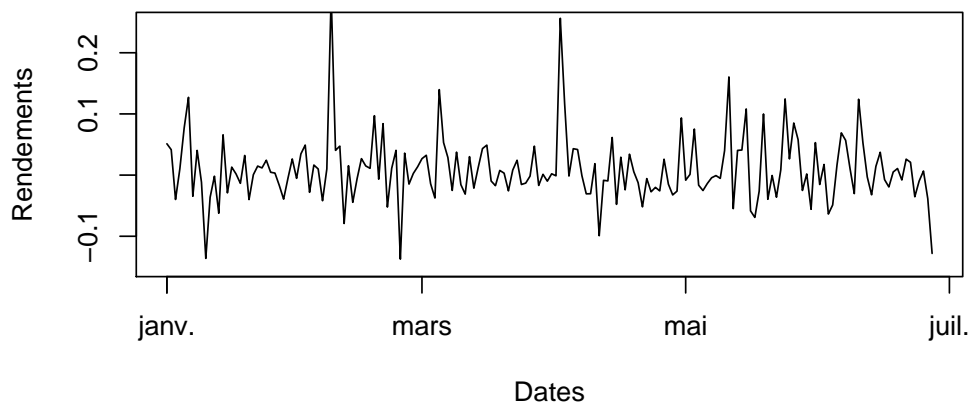
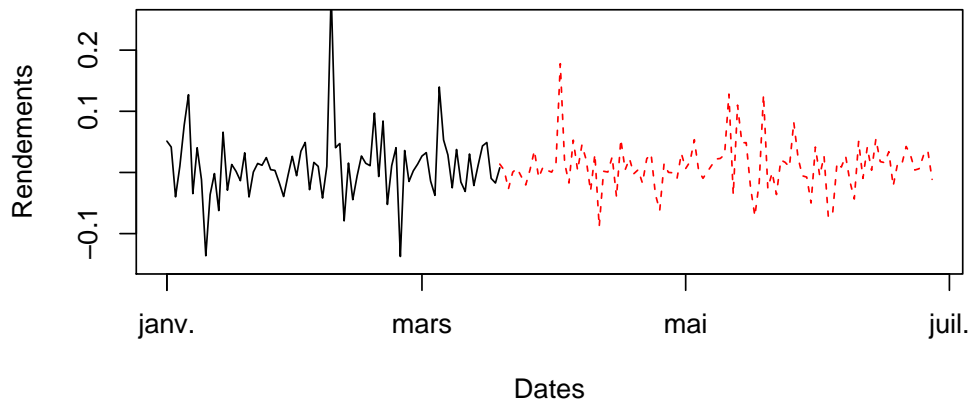


FIGURE E.2 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Litecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Stellar

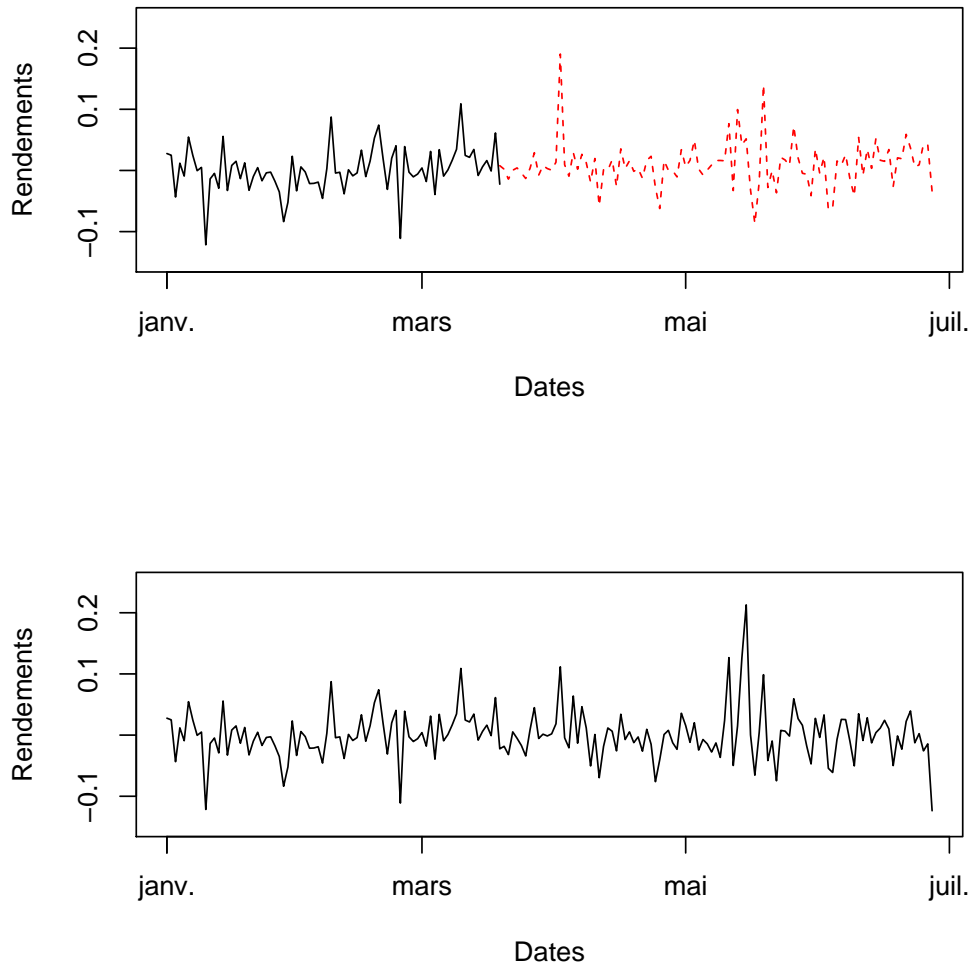


FIGURE E.3 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Stellar : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Monero

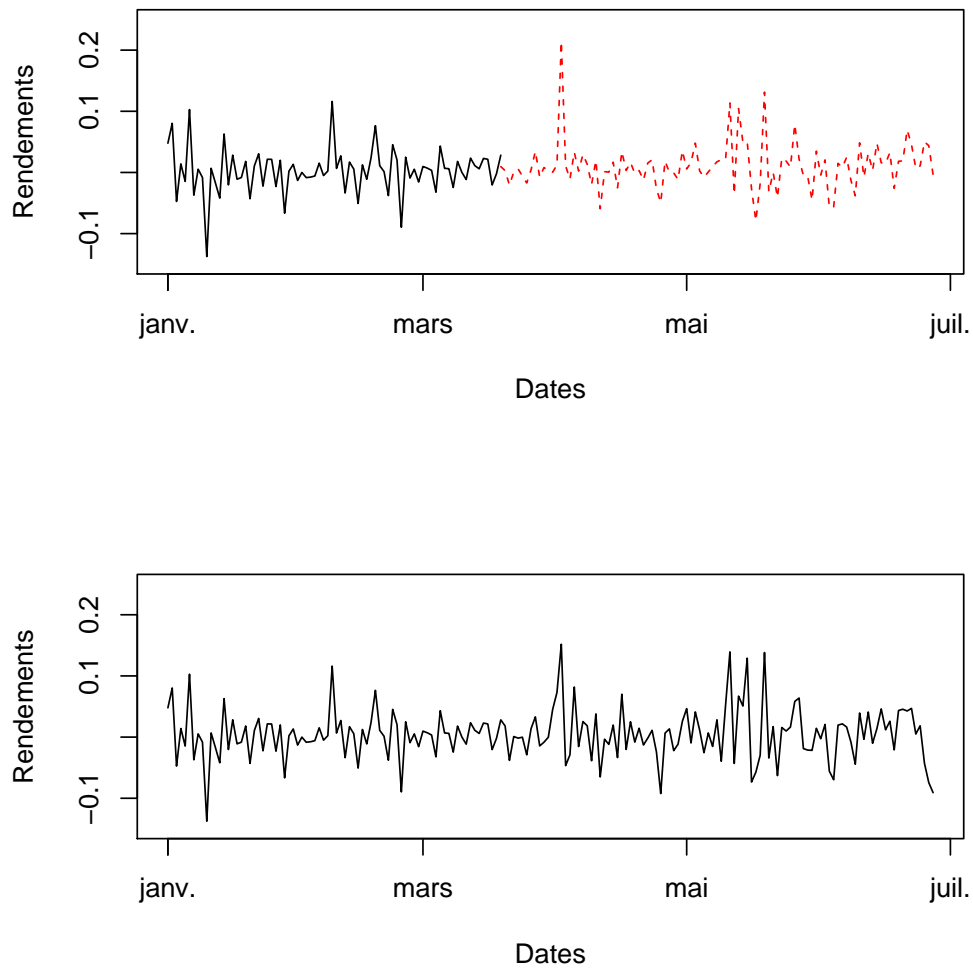


FIGURE E.4 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Monero : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dash

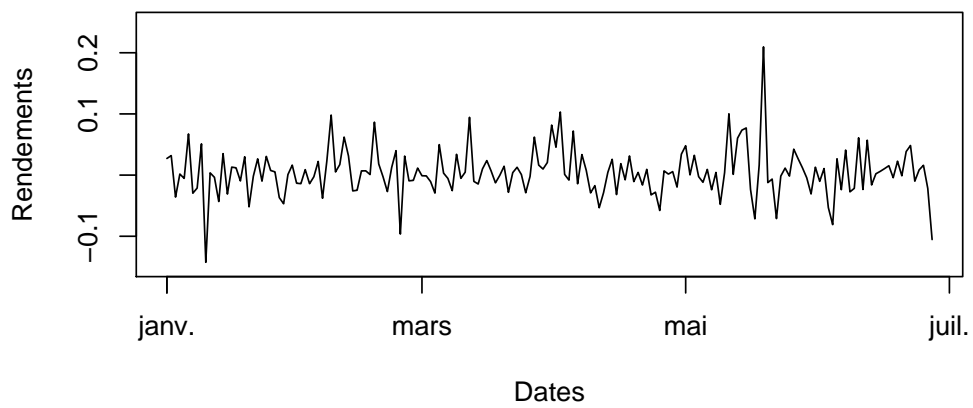
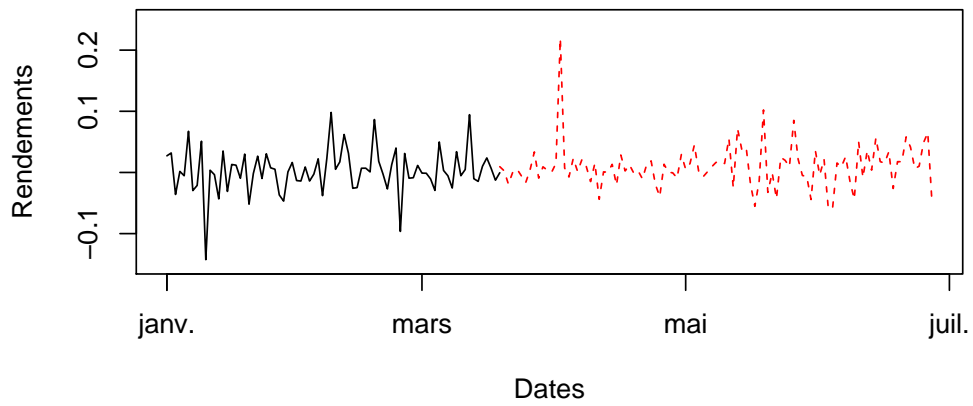


FIGURE E.5 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Dash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Nem

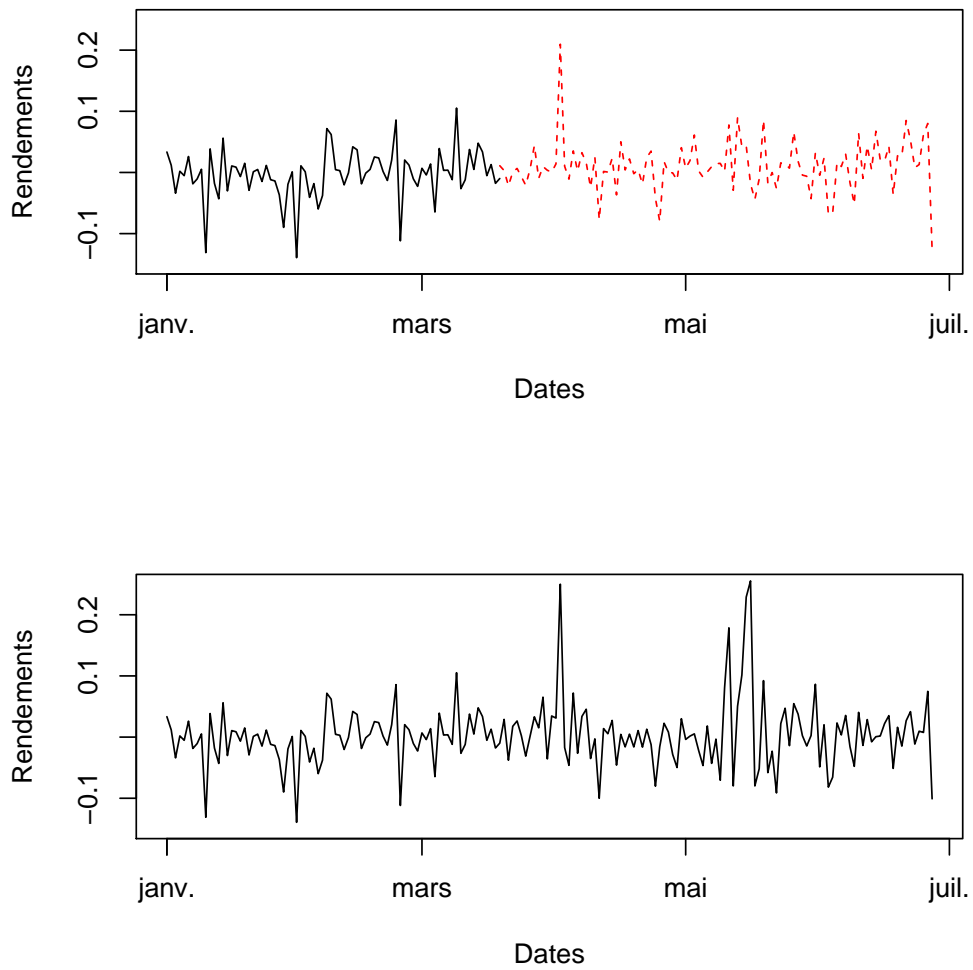


FIGURE E.6 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Nem : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dogecoin

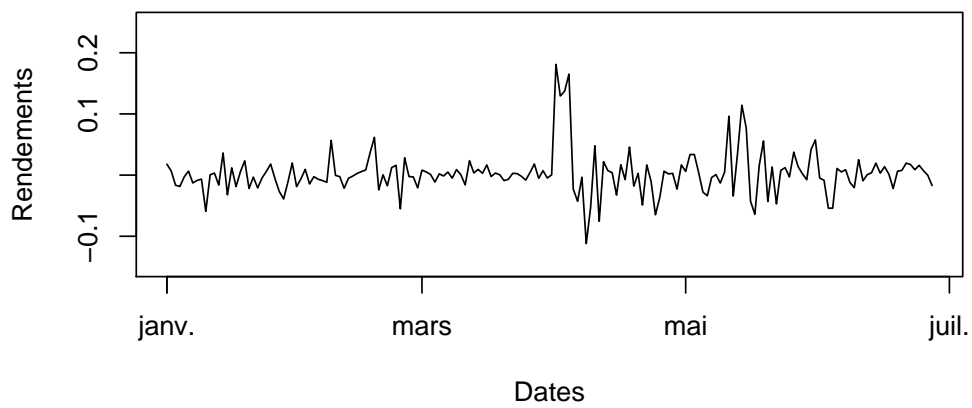
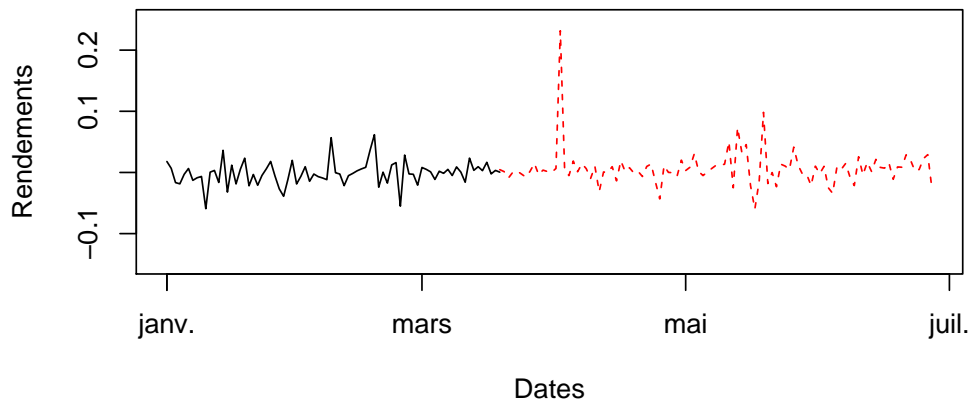


FIGURE E.7 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique du Dogecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Lisk

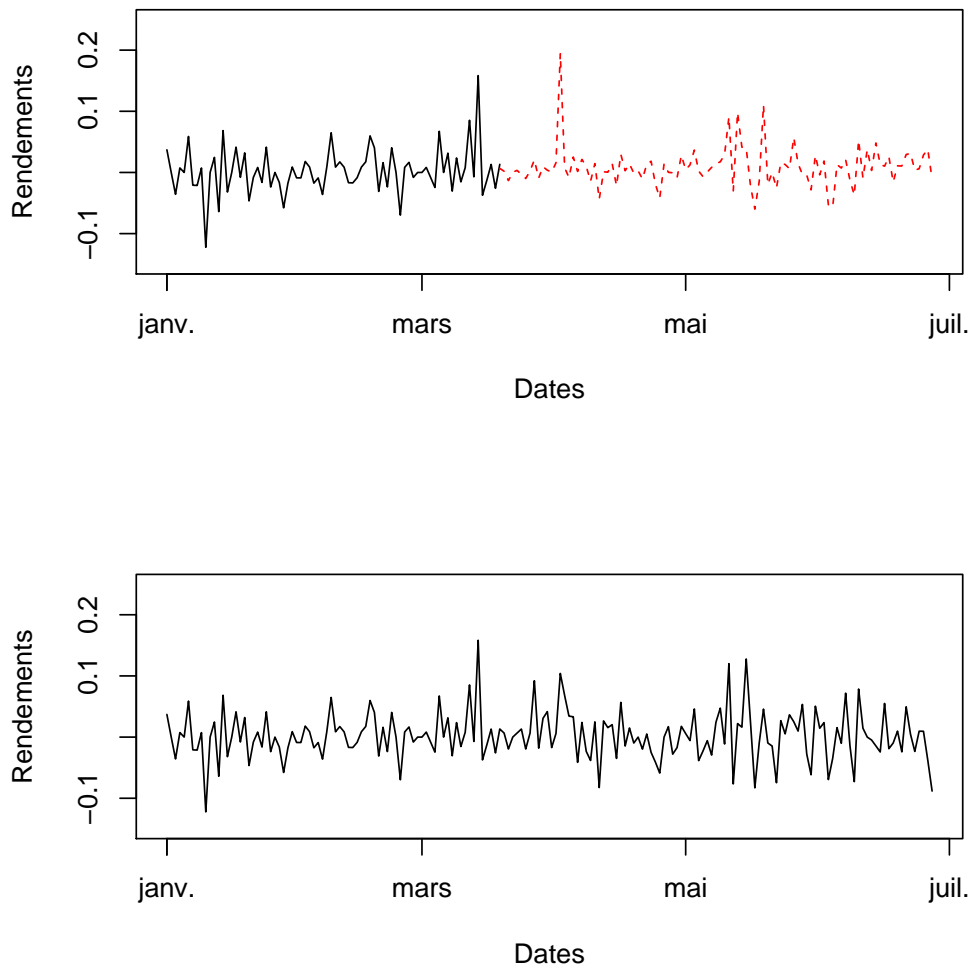


FIGURE E.8 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Lisk : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de l'Ethereum Classic

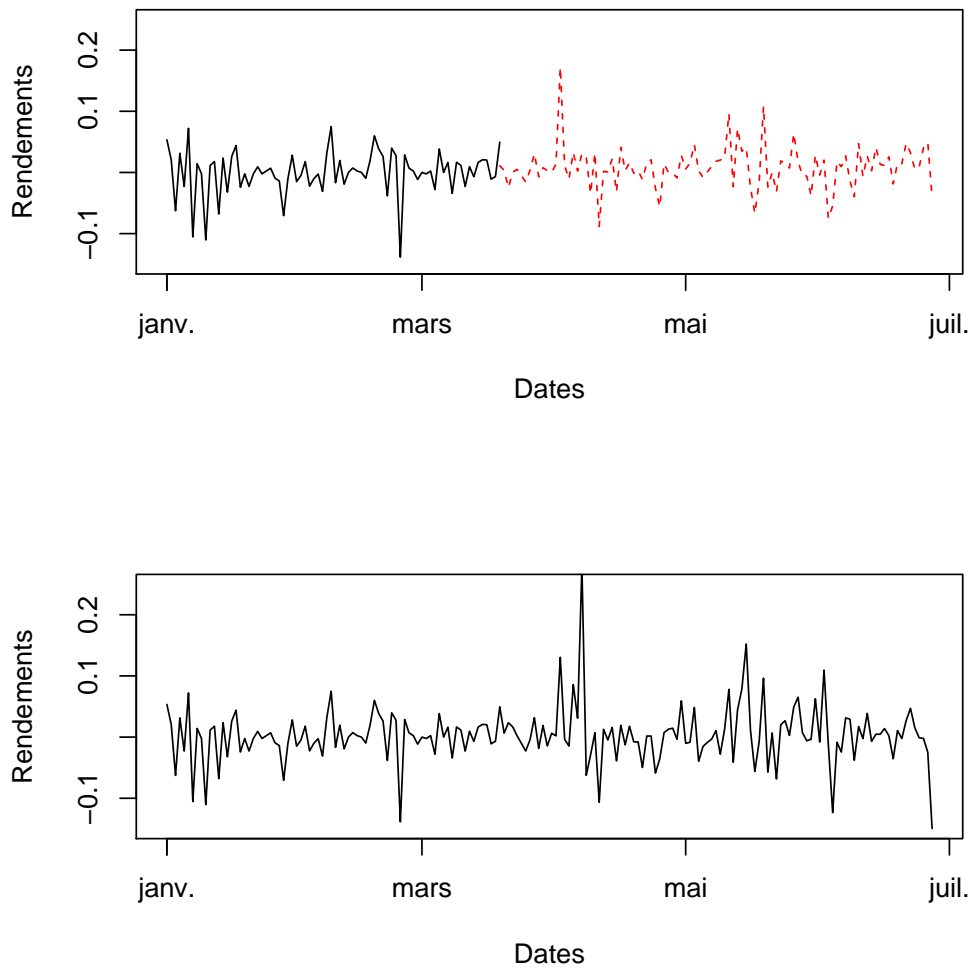


FIGURE E.9 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique du Bitcoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Zcash

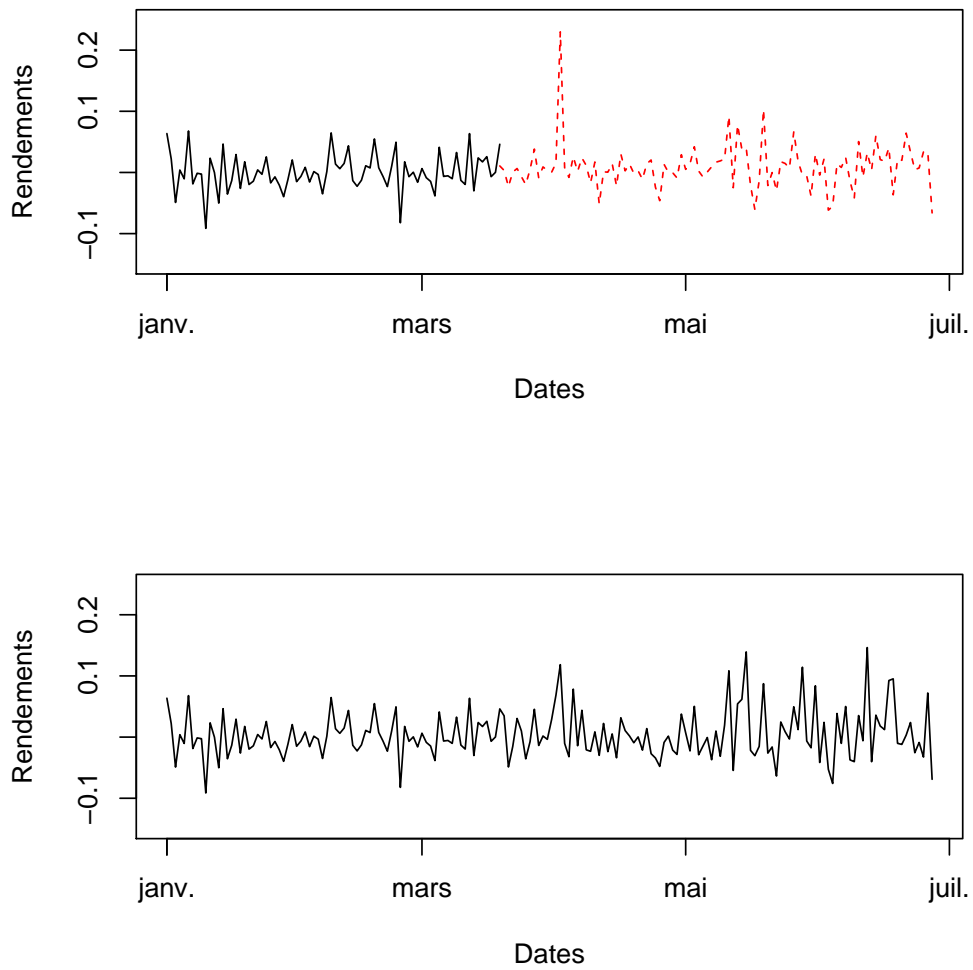


FIGURE E.10 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Zcash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Neo

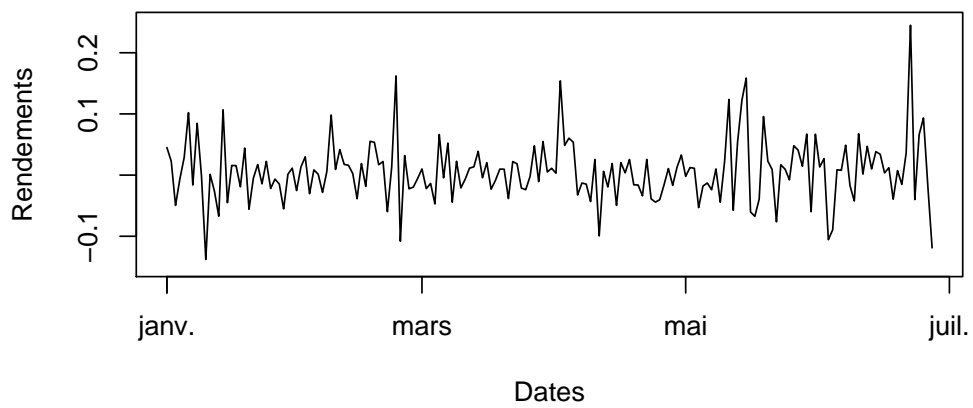
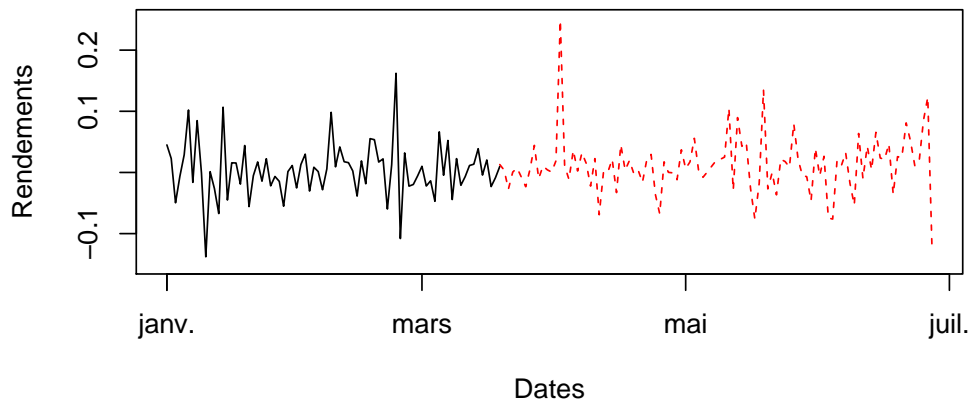


FIGURE E.11 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le MEDAF dynamique de la Neo : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Annexe F

Valeurs ajustées *Small Minus Big* dynamique

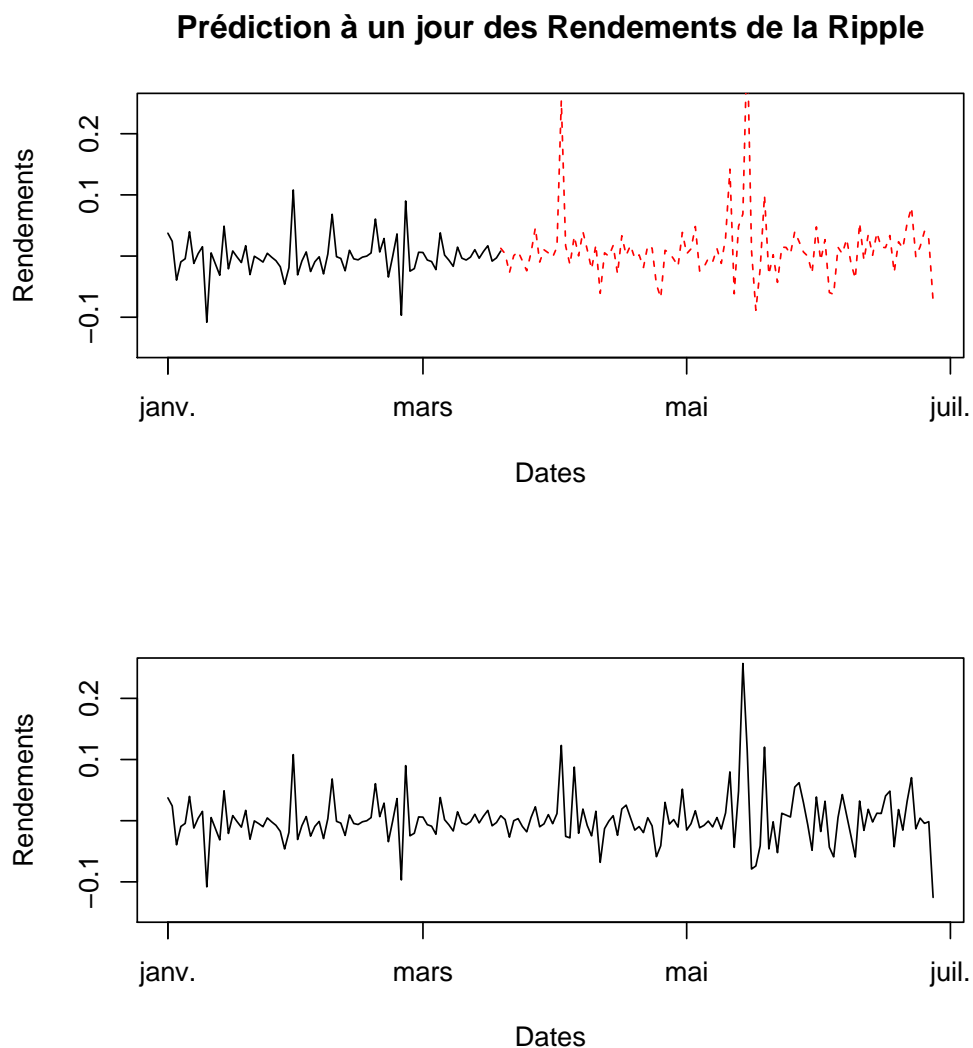


FIGURE F1 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Ripple : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Litecoin

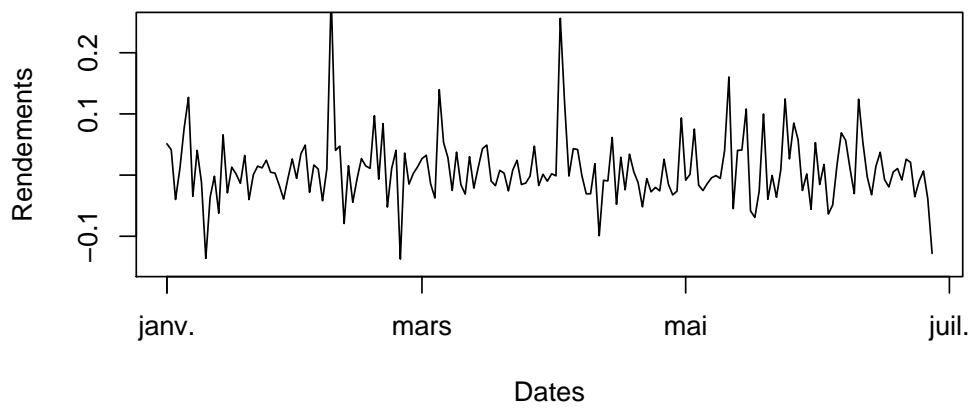
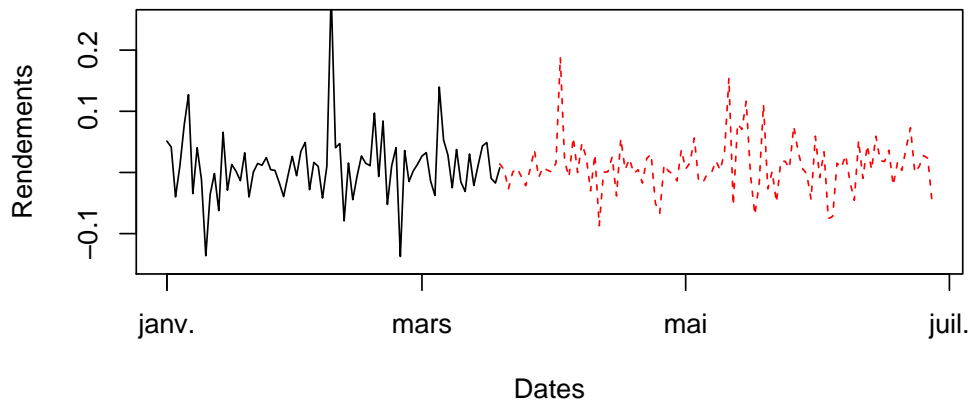


FIGURE E2 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique du Litecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Stellar

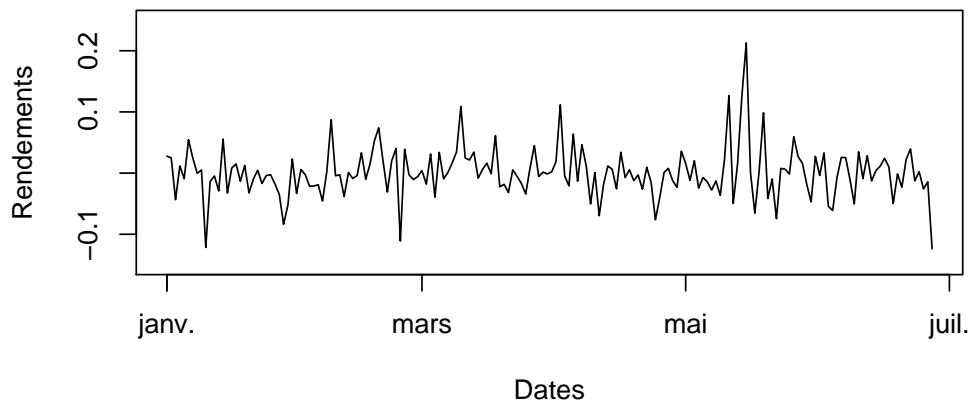
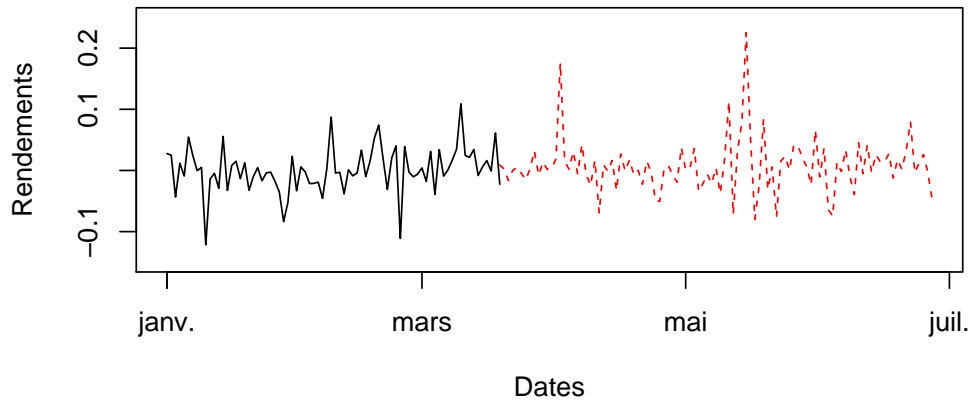


FIGURE E3 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Stellar : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Monero

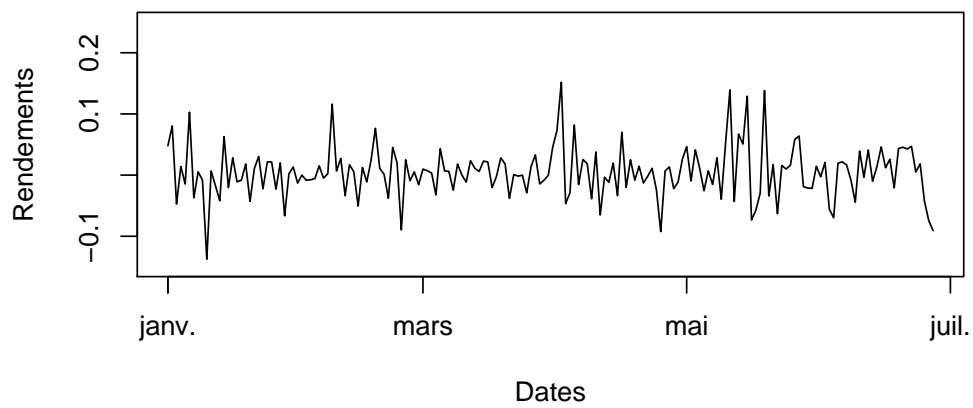
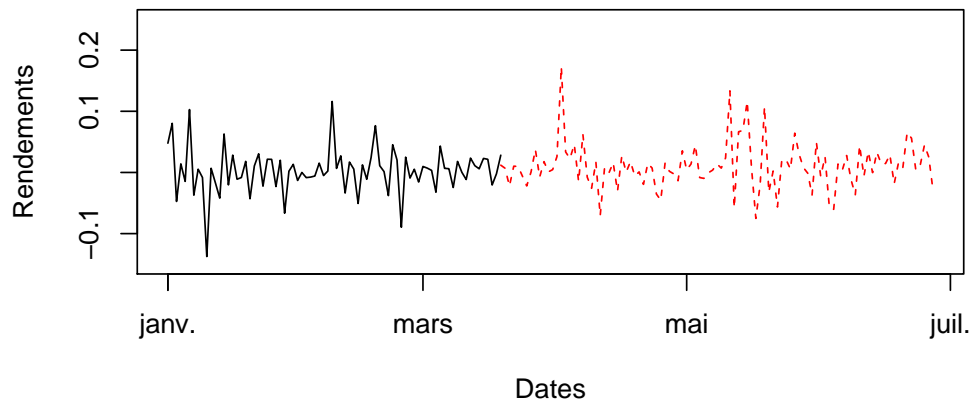


FIGURE F4 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Monero : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dash

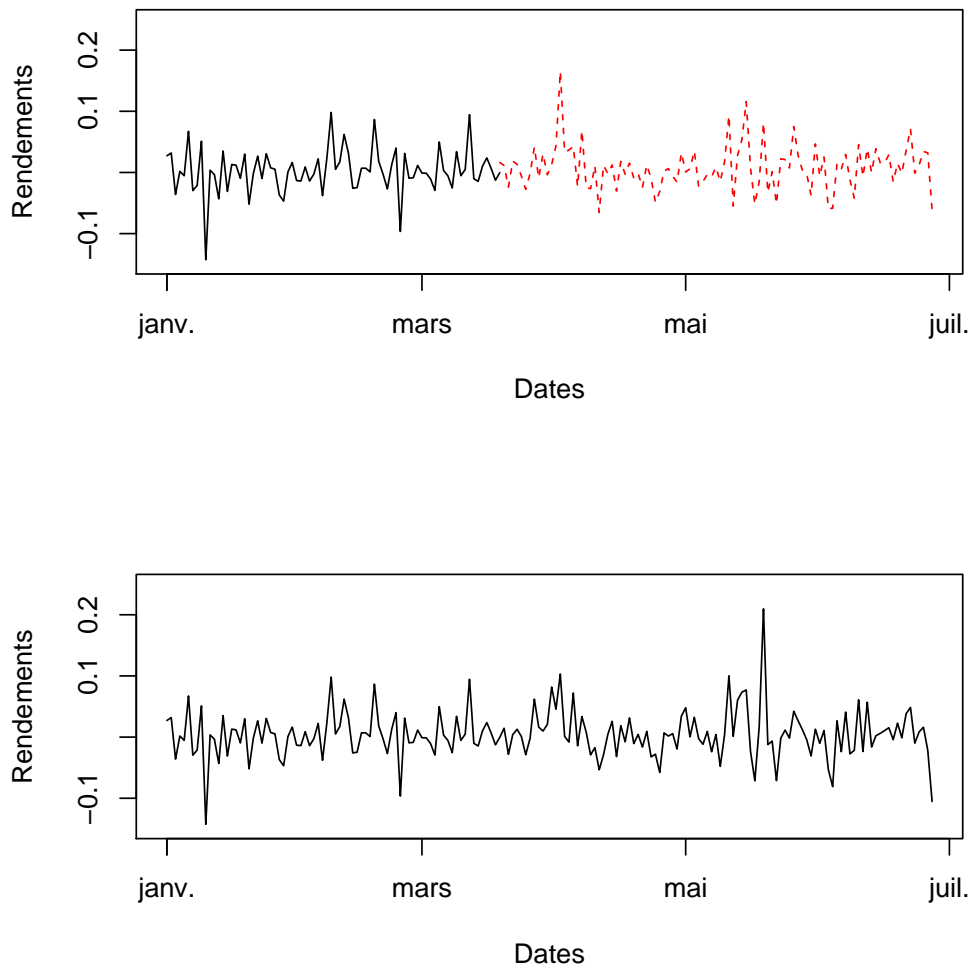


FIGURE E5 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Dash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Nem

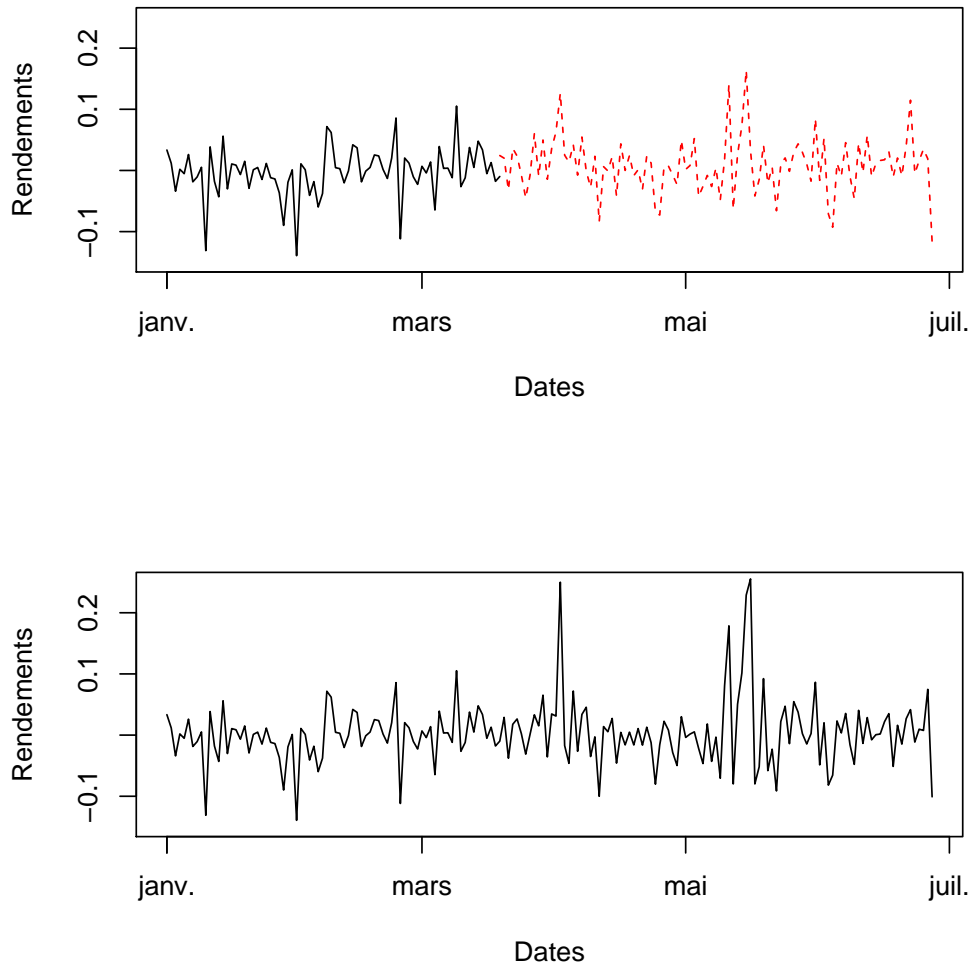


FIGURE E6 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Nem : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dogecoin

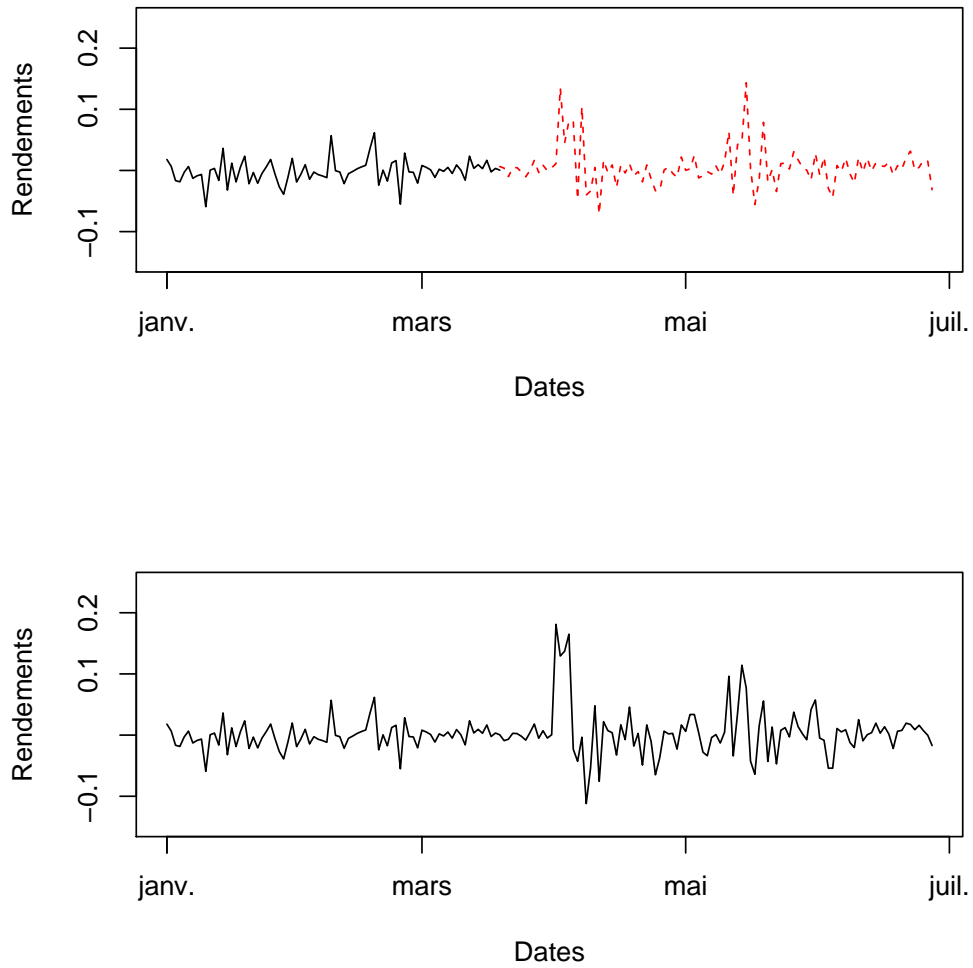


FIGURE F7 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Dogecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Lisk

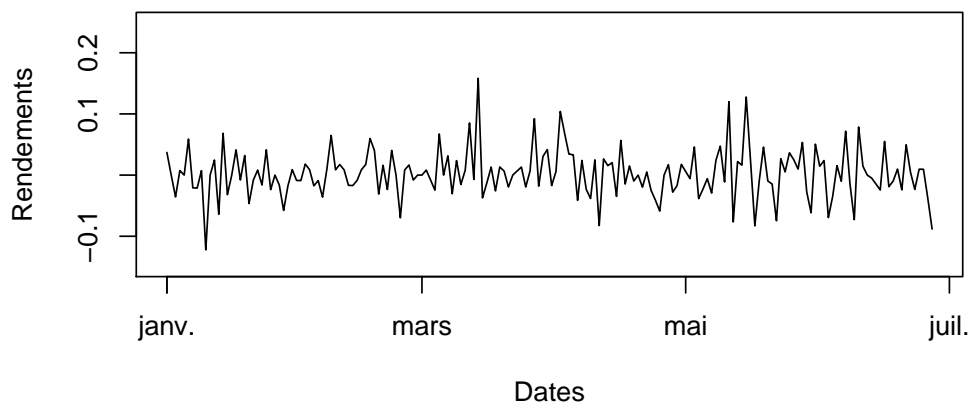
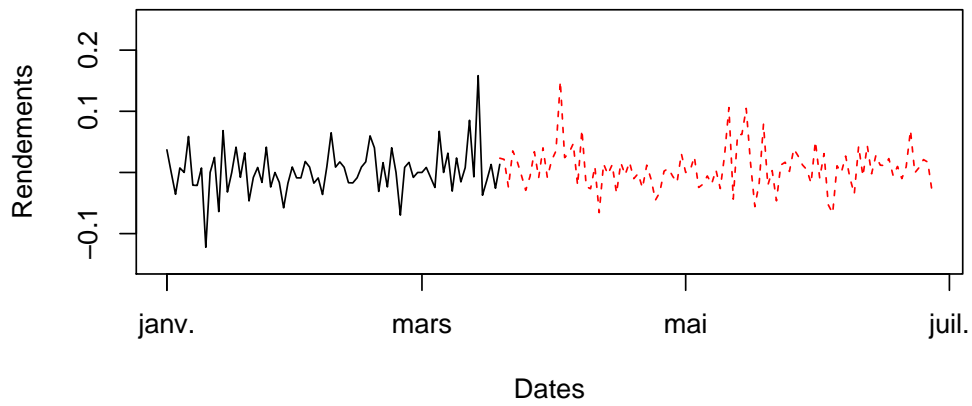


FIGURE E8 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Lisk : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de l'Ethereum Classic

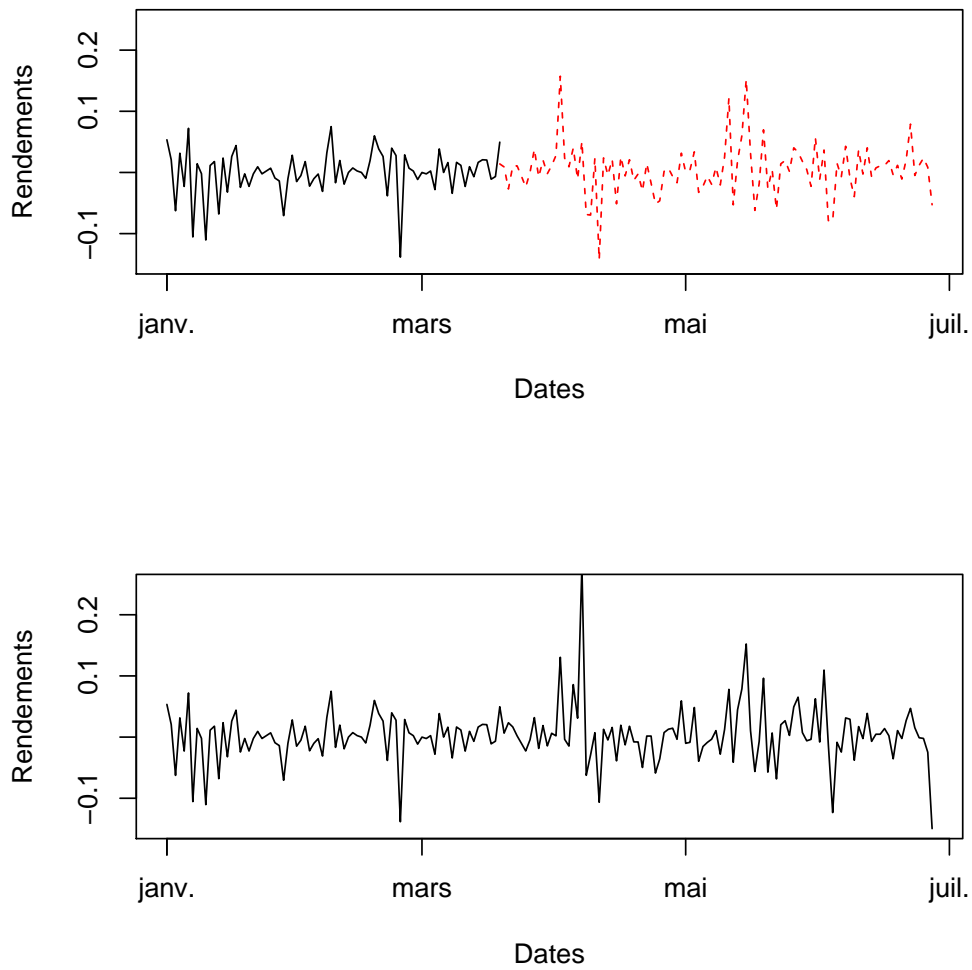


FIGURE E9 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de l'Ethereum classic : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Zcash

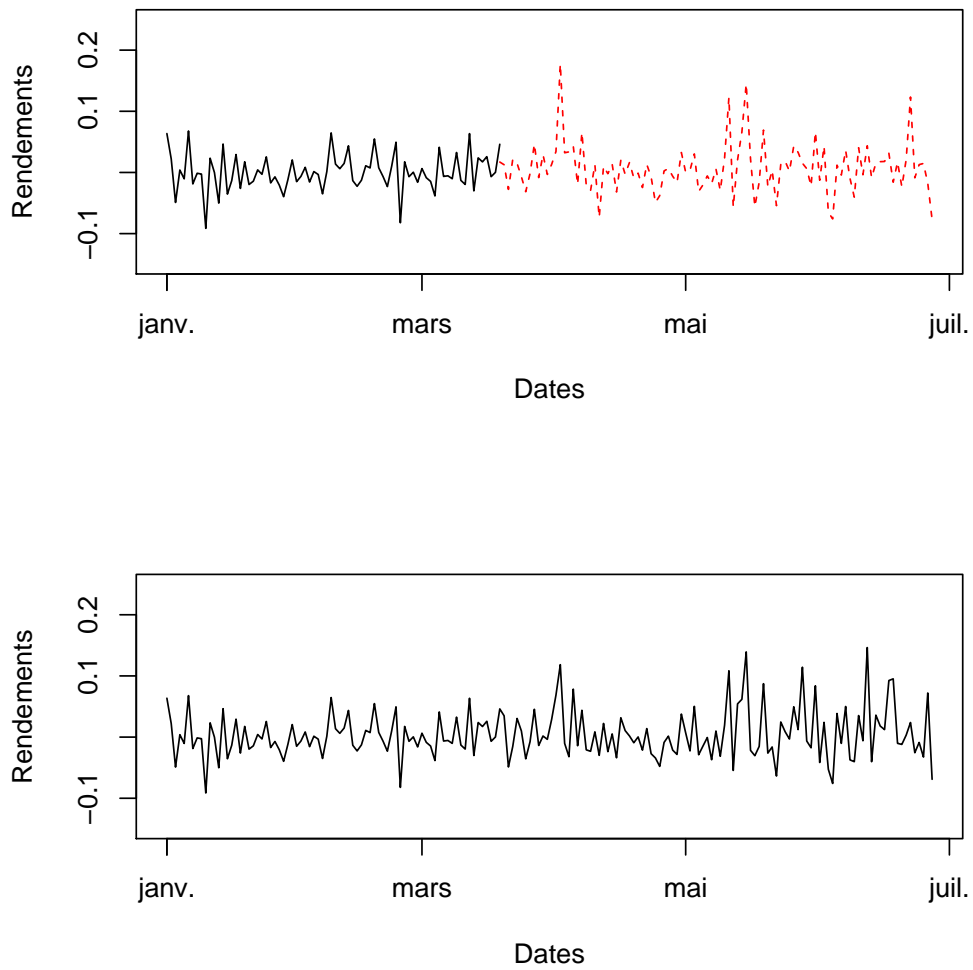


FIGURE F10 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Zcash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Neo

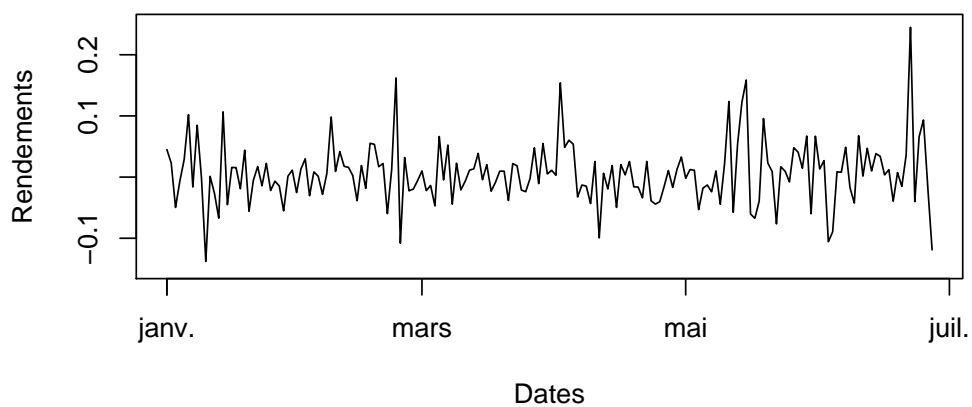
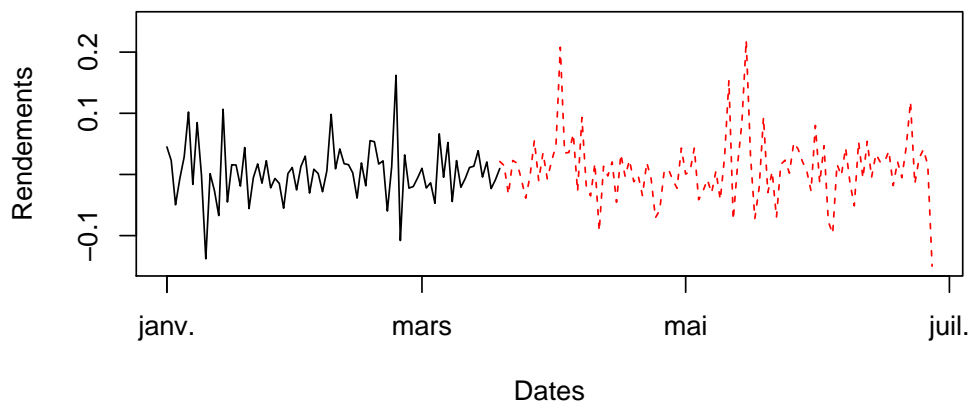


FIGURE E11 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle SMB dynamique de la Neo : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Annexe G

Valeurs ajustées AA dynamique

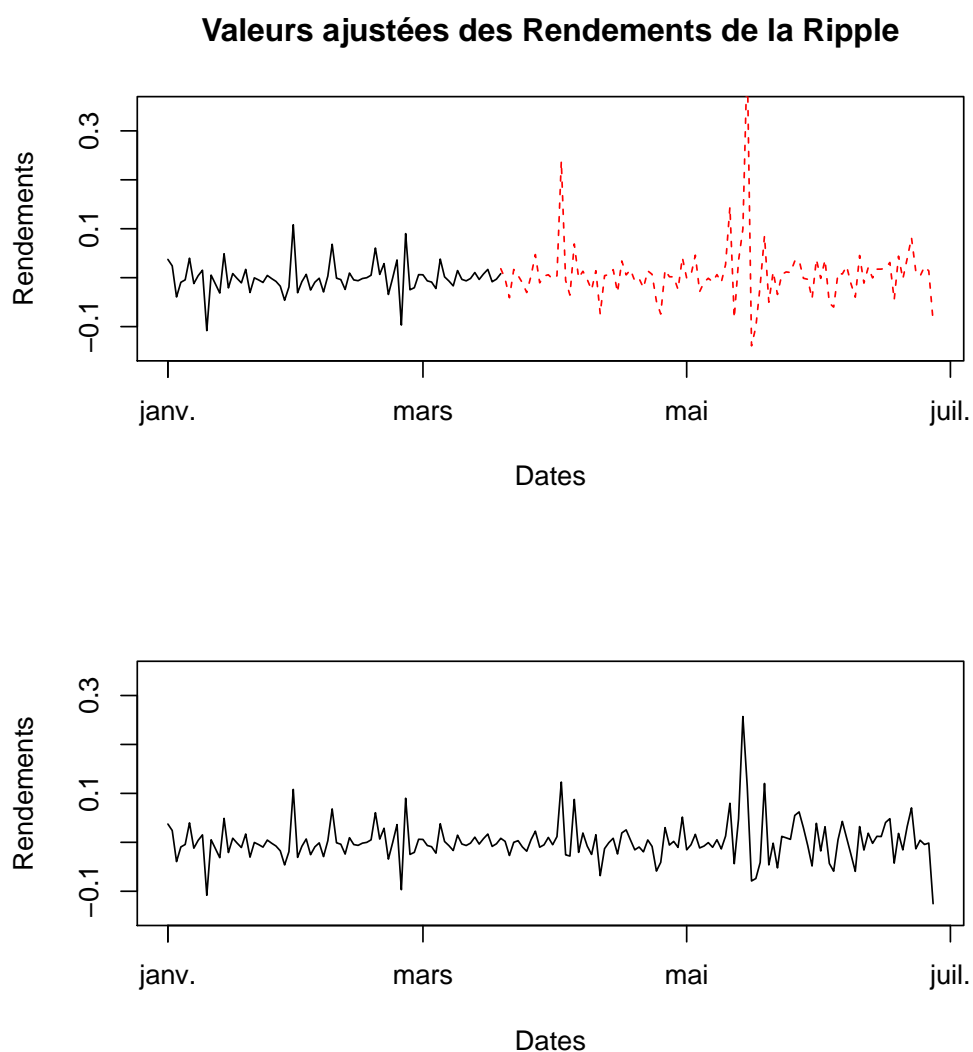


FIGURE G.1 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Ripple : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Litecoin

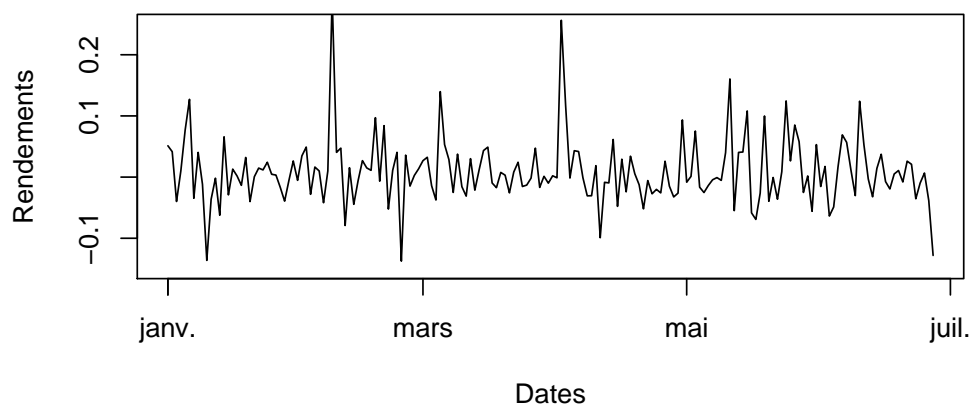
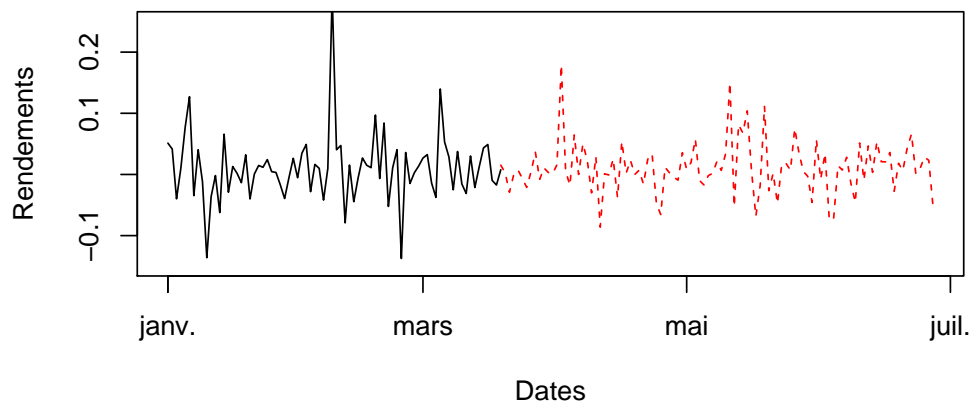


FIGURE G.2 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Litecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Stellar

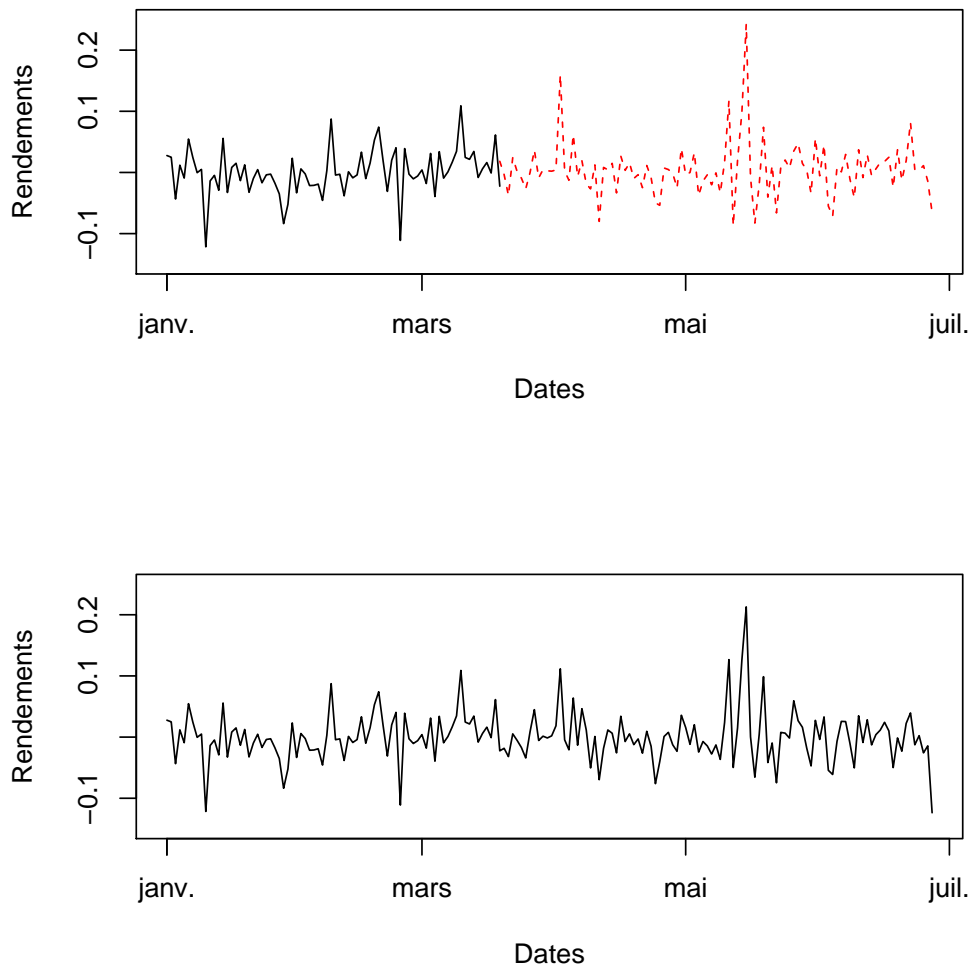


FIGURE G.3 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Stellar : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Monero

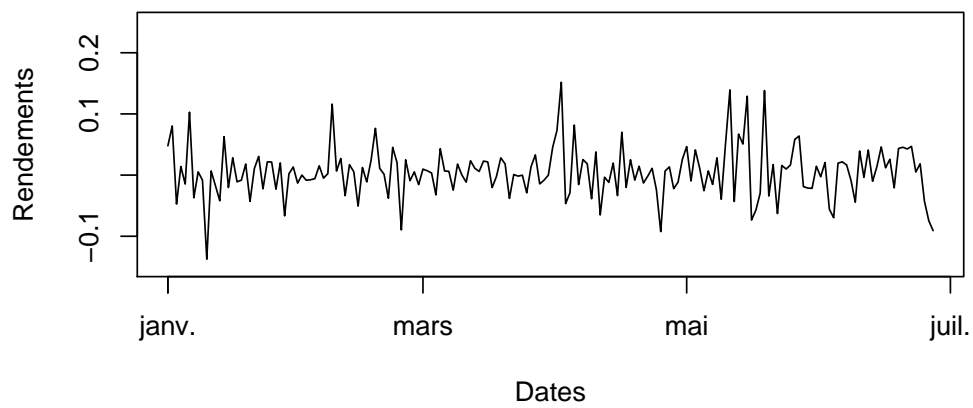
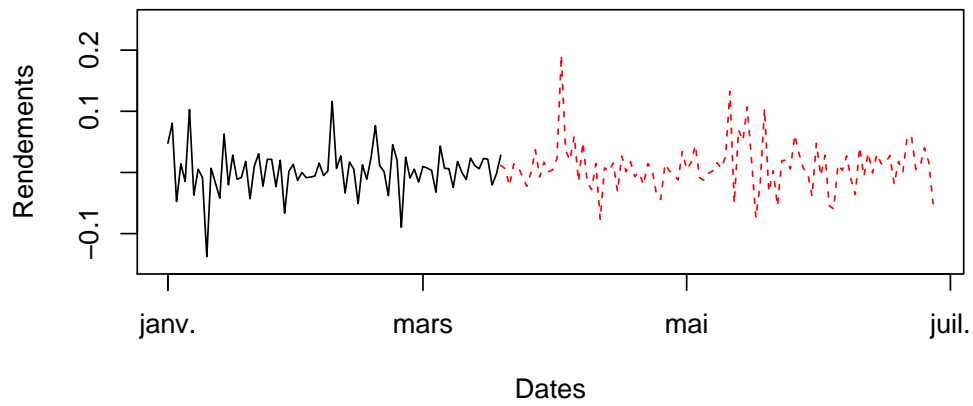


FIGURE G.4 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Monero : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dash

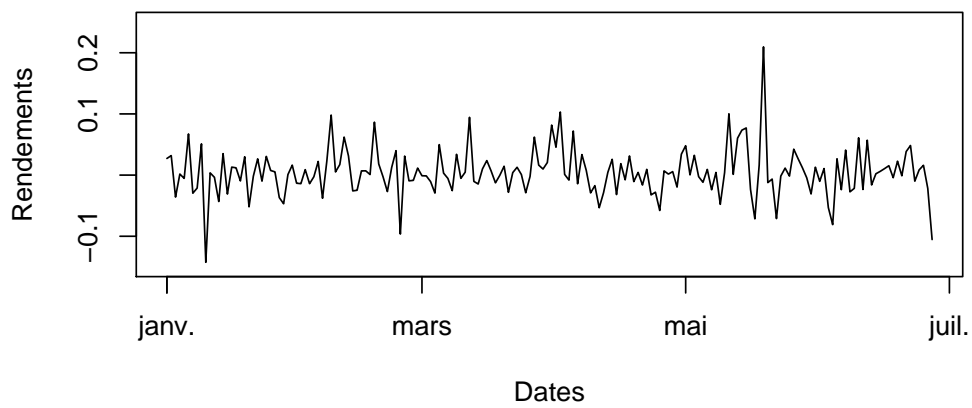
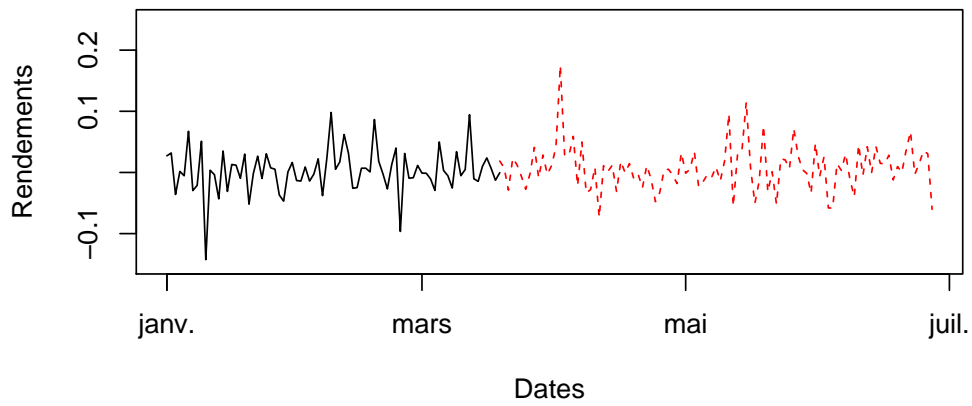


FIGURE G.5 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Dash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Nem

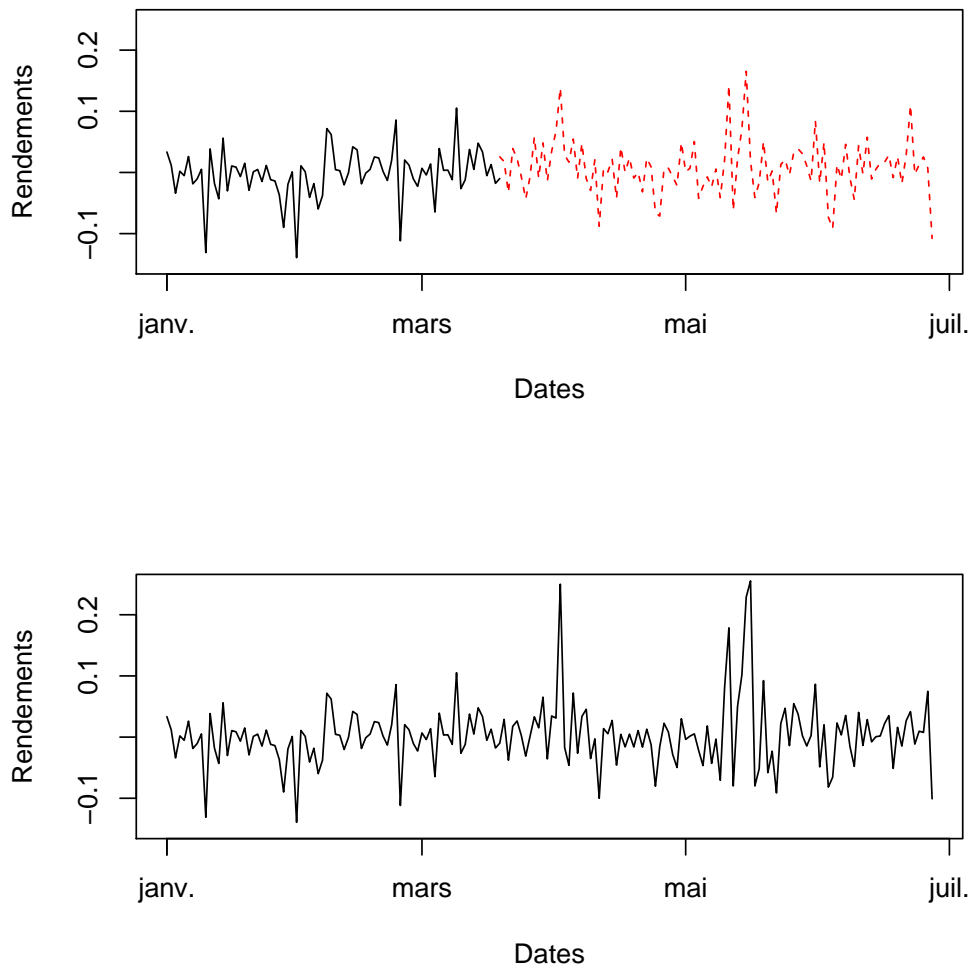


FIGURE G.6 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Nem : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Dogecoin

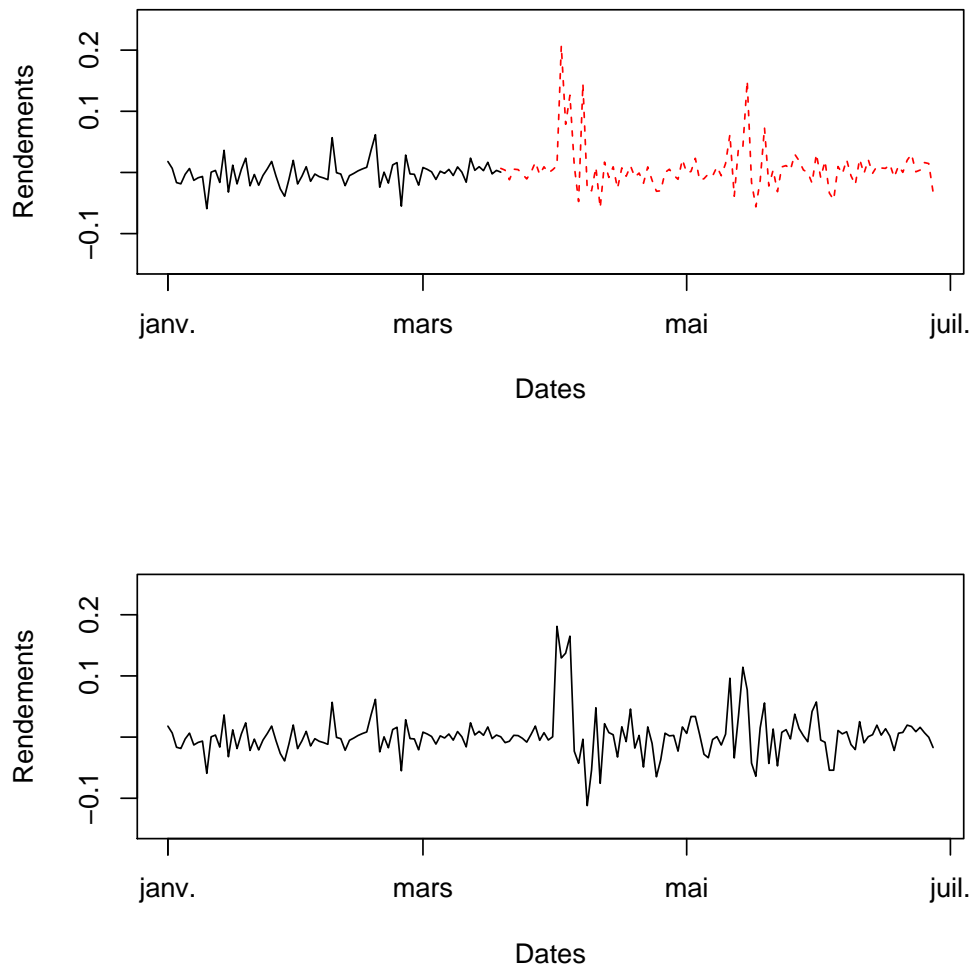


FIGURE G.7 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Dogecoin : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Lisk

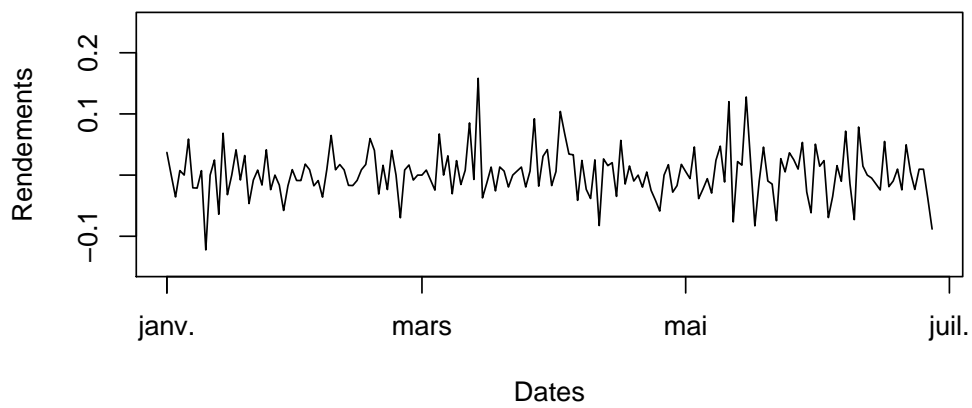
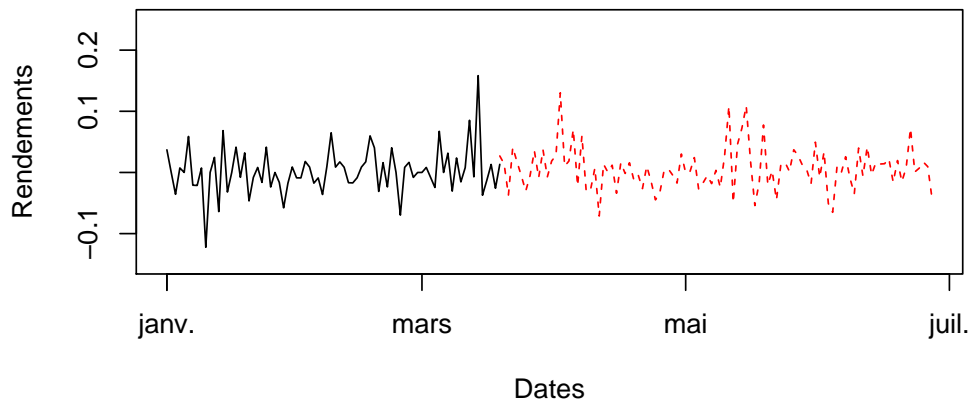


FIGURE G.8 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Lisk : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de l'Ethereum Classic

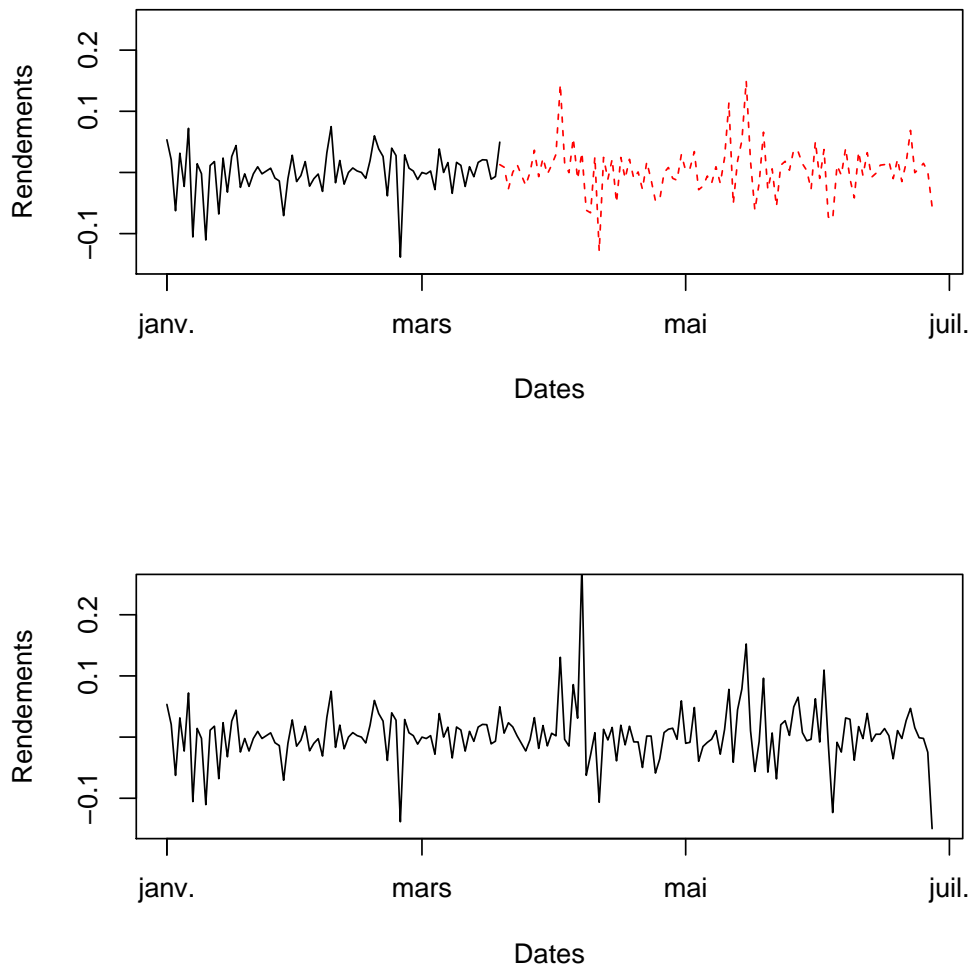


FIGURE G.9 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de l'Ethereum classic : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Zcash

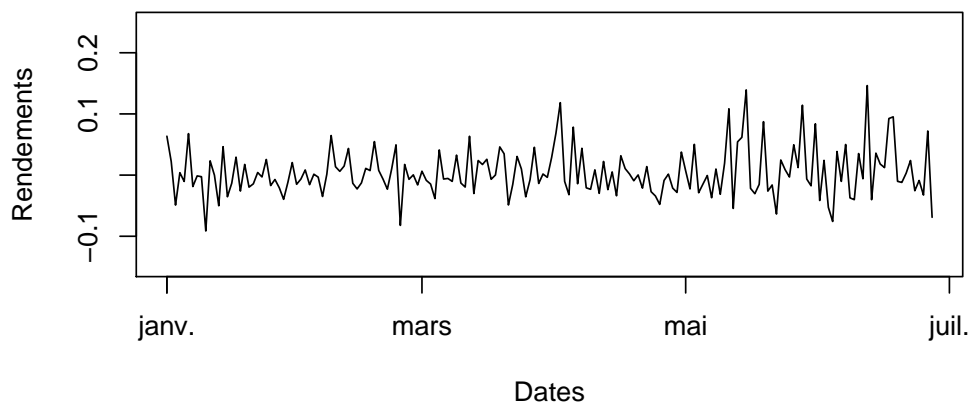
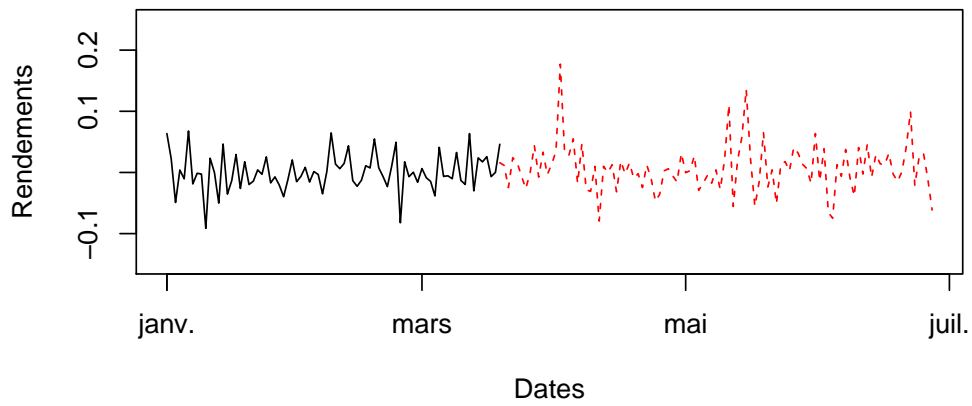


FIGURE G.10 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Zcash : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Valeurs ajustées des Rendements de la Neo

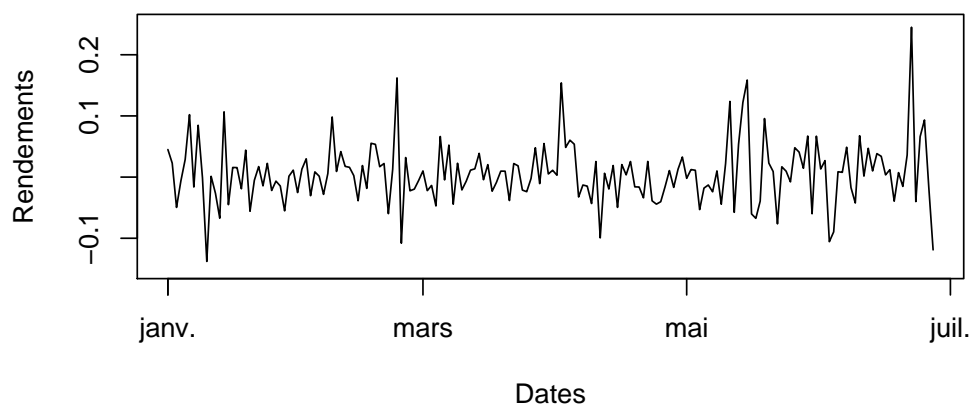
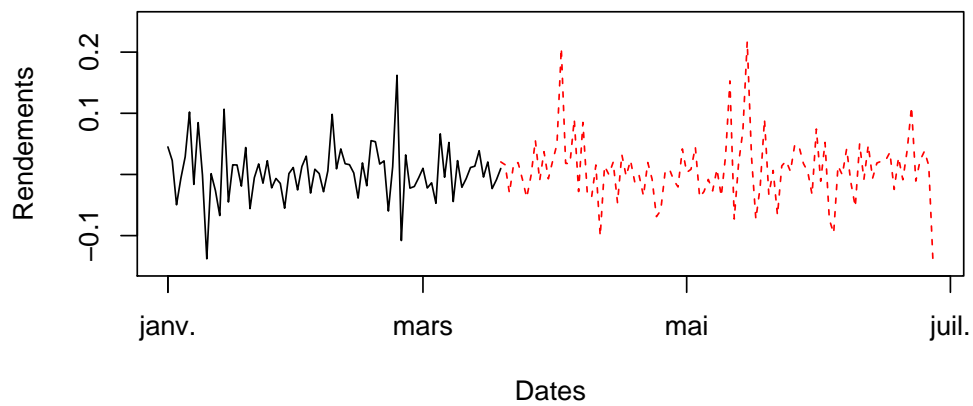


FIGURE G.11 – Série des rendements et des valeurs ajustées selon le modèle AA dynamique de la Neo : rendements à partir du 01/01/2019 et ajustements à partir du 19/03/2019 en rouge.

Bibliographie

- [1] T. Bollerslev (1986), Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics* **31**, 307–327 ↑20
- [2] C. Bovaird (2017), Use or Speculation : What’s Driving Ripple’s Price to All-Time Highs?, <https://www.coindesk.com/use-or-speculation-whats-driving-ripples-price-to-all-time-highs/>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑53
- [3] T. Breusch and G. Pagan (1979), A Simple Test for Heteroskedasticity and Random Coefficient Variation, *Econometrica* **47(5)**, 1287–1294 ↑17
- [4] M. Burger (2019), Reviewing “Modelling Bitcoin’s Value with Scarcity” —Part II : The hunt for cointegration, <https://medium.com/burgercrypto-com/reviewing-modelling-bitcoins-value-with-scarcity-part-ii-the-hunt-for-cointegration-66a8dcdd7ef>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑55
- [5] _____ (2019), Challenging Plan B : a review of “Modelling Bitcoin’s value with scarcity”, <https://medium.com/burgercrypto-com/challenging-plan-b-a-review-of-modelling-bitcoins-value-with-scarcity-3d4e7e141286>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑55
- [6] V. Buterin (2013), Introducing Ripple, <https://bitcoinmagazine.com/articles/introducing-ripple>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑2
- [7] _____ (2013), What Proof Of Stake Is And Why It Matters, <https://bitcoinmagazine.com/articles/what-proof-of-stake-is-and-why-it-matters-1377531463>, [En ligne; page consultée le 10 décembre 2020] ↑1
- [8] Coin Metrics Team (2019), An on-chain analysis of Ripple’s escrow system, <https://coinmetrics.io/an-on-chain-analysis-of-ripples-escrow-system/>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑54
- [9] M. del Castillo (2017), Ripple Pledges to Lock Up \$14 Billion in XRP Cryptocurrency, <https://www.coindesk.com/ripple-pledges-lock-14-billion-xrp-cryptocurrency>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑53
- [10] H. Elendner, S. Trimborn, and B. Ong, The cross-section of crypto-currencies as financial assets : An overview, *Collaborative Research Center 649 -Economic Risk*, Humboldt University of Berlin, 2016. ↑1, 58
- [11] N. Emblow (2019), Falsifying Stock-to-Flow As a Model of Bitcoin Value, <https://medium.com/@btconometrics/falsifying-stock-to-flow-as-a-model-of-bitcoin-value-b2d9e61f68af>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑55
- [12] _____ (2020), Stock-to-Flow Influences on Bitcoin Price, <https://medium.com/coinmonks/stock-to-flow-influences-on-bitcoin-price-8a52e475c7a1>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑55
- [13] R. Engle (1982), Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica* **50(4)**, 987–1008 ↑20
- [14] _____ (2016), Dynamic Conditional Beta, *Journal of Financial Econometrics* **14/04**, 643–667 ↑2, 20
- [15] E. Fama and K. French (1993), Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds, *Journal of Financial Economics* **33**, 3–56 ↑2, 9, 17
- [16] K. Finley (2016), A \$50 Million Hack Just Showed That the DAO Was All Too Human, *Wired*, 18 juin, <https://www.wired.com/2016/06/50-million-hack-just-showed-dao-human/>, [En ligne; page consultée le 12 décembre 2019] ↑5

- [17] B. Garlinghouse (2017), Ripple to Place 55 Billion XRP in Escrow to Ensure Certainty of Total XRP Supply, <https://ripple.com/insights/ripple-to-place-55-billion-xrp-in-escrow-to-ensure-certainty-into-total-xrp-supply/>, [En ligne; page consultée le 17 juillet 2020] ↑54
- [18] G. Schwarz (1978), Estimating the Dimension of a Model, *The Annals of Statistics* **6(2)**, 461–464 ↑49
- [19] A. Hayes (2020), Stablecoin, <http://investopedia.com/terms/s/stablecoin.asp>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑2
- [20] M. Kutner, C. Nachtsheim, J Neter, and W. Li, *Applied Linear Statistical Models*, McGraw-Hill Irwin, New-York, 2004. ↑13
- [21] G. Ljung and G. Box (1978), On a measure of lack of fit in time series models, *Biometrika* **65(2)**, 297–303 ↑16, 47
- [22] S. Nakamoto (2009), Bitcoin : A Peer-to-Peer Electronic Cash System, <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>, [En ligne; page consultée le 10 décembre 2019] ↑1
- [23] L. Parker (2016), Ethereum hard fork results in two surviving cryptocurrencies, both are now trading, <https://bravenewcoin.com/insights/ethereum-hard-fork-results-in-two-surviving-cryptocurrencies-both-are-now-trading>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑5
- [24] PlanB (2020), Bitcoin Stock-to-Flow Cross Asset Model, <https://medium.com/@100trillionUSD/bitcoin-stock-to-flow-cross-asset-model-50d260feed12>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑55
- [25] ——— (2019), Modeling Bitcoin Value with Scarcity, <https://medium.com/@100trillionUSD/modeling-bitcoins-value-with-scarcity-91fa0fc03e25>, [En ligne; page consultée le 5 juillet 2020] ↑54
- [26] W. Sharpe (1964), Capital Asset Prices : A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk, *Journal of Finance* **19(3)**, 425–442 ↑2, 7
- [27] J. Lintner (1965), The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets, *The Review of Economics and Statistics* **47(1)**, 13–37 ↑2, 7

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Faculté des sciences

Place des sciences, 2 bte L6.06.01, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/sc