**HEC MONTRÉAL**

# Évaluation d'actifs financiers: une approche par réseaux Bayesiens

**par**

**Paul Daigle**

**Sciences de la gestion**
**(Option Finance)**

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

Février 2019
© Paul Daigle, 2019

**Remerciements**

Ce mémoire est un point final sur mon cursus académique. Bien qu'il ne marque pas la fin de mon apprentissage, il marque la fin d'une étape de ma vie, où j'ai pu côtoyer des individus brillants et philosopher avec eux sur de nombreux sujets. Je tiens ici à remercier ces personnes spéciales.

Thierry, un mentor, et un puits de réflexion et de connaissances. Notre première conversation, entre deux conférences à New York, débutée sur un de mes questionnements plutôt métaphysiques de la finance, fût un échantillon assez représentatif de notre relation à venir. Il a réponse à tout. Au final, si j'ai opté pour faire une maîtrise à HEC Montréal, c'était pour faire un mémoire avec lui, sachant que je pourrais discuter pleinement des problématiques et idées qui me passeraient par la tête. Merci Thierry.

Nathalie, qui, lorsqu'elle avait le temps, m'a guidé et coaché lors de mon passage à PolyFinances.

Robert et Bryan, et tous mes professeurs de Polytechnique Montréal et HEC Montréal, dont les enseignements ont eu, ont, ou auront un impact, petit ou grand, au cours de ma vie.

PolyFinances, plus ou moins là où cette aventure a commencé. Deux années au cours desquelles les hauts et les bas m'ont formé, et durant lesquelles j'ai redécouvert ma passion pour la finance. William Sanger et Thierry, d'avoir parti cette merveilleuse idée. François Marcoux, qui m'a donné cette chance de participer à l'aventure.

HEC Montréal et Polytechnique Montréal, deux étapes, enrichissantes et formatrices, au niveau académique mais aussi personnel.

Mes camarades, qui ont rendu ces sept années remarquables.

Ma maman, que j'aime plus que tout.

Mon papa, qui s'est redécouvert un intérêt pour la science.

Mon frère, mon meilleur ami depuis ma première mémoire.

Fatiha, Pierre, Alexandre et Benjamin, ma seconde famille.

**Abstract**

The Fourth Industrial Revolution is coming fast upon us. The scale, the velocity and the reach of this paradigm shift is unprecedented. The new tools and methods it brings, such as artificial intelligence, connectivity or 3D-printing, will change our society deeply. It has the potential to affect every industry.

At the same time, the financial industry is being disrupted by some new players. The incumbent institutions face a wave that is gaining tremendous momentum. The big banks are being threatened by FinTech start-ups but also by non-traditional big firms. The likes of Alibaba, Tencent and Baidu, the chinese counterparts of Amazon, Facebook and Google, are replacing the financial institutions. However, the technologies being implemented are not completely new. In fact, this revolution is rather being fueled by the traditional players' lack of responsiveness to new technologies, and their bulkiness. This leads us to ask ourselves if the FinTech revolution is part of the Fourth Industrial Revolution.

To answer that question, we propose to use one of the new technologies, artificial intelligence, and to apply it to one of the most studied issues in finance: the asset pricing problem.

Bayesian networks, which are a form of white-box artificial intelligence, are often used in biological sciences. However, they are seldom studied in finance. Their power resides in their flexibility and interpretability, which is why they are regarded as one of the most promising alternatives to black-box algorithms such as artificial neural networks. They use Bayesian inference to compute the probabilistic distributions of assets' returns.

This thesis' contribution is twofold. First, it is a proof of concept for the usage of Bayesian networks in stock valuation, providing examples and insights on how to use and construct Bayesian network models. It also provides a comparison of performance between Bayesian networks and traditional models. Second, it provides a methodological framework on how to use Bayesian networks for quantitative purposes in market finance. We do so while using reproducible research and data science principles. We do not simply look at a simple case, but at all the stocks comprising the S&P500 index.

We are able to show that Bayesian networks perform as well as traditional models, if not better, especially using discretized in-sample returns. More interestingly, we show that returns' distributions should not be modeled as single static distributions, but rather as conditional or market-calibrated distributions. Indeed, we find that the standard-deviation and the kurtosis of residuals' distributions have a clear relation with the level of the market's returns.

Furthermore, during bearish markets, traditional models performs particularly well. We hypothesize on the reasons of this behavior, looking at investors' behavior and information flow and concentration.

Finally, when using discrete Bayesians networks for the co-movements of stocks, we find that the market explains well the co-movements of two assets from different sectors, but that omitting the sectorial aspect when evaluating the co-movements of two stocks from the same sector can lead to very large errors.

**Résumé**

Nous sommes à l'aube de la quatrième révolution industrielle. Son ampleur, sa vitesse et sa portée sont sans précédent. Les nouveaux outils qu'elle apporte, tels que l'intelligence artificielle, les objets connectés ou l'impression 3D, vont changer notre monde profondément. Elle a le potentiel de transformer toutes les industries.

En même temps, l'industrie financière est prise d'assaut par de nouveaux joueurs. Les institutions déjà en place font face à une vague qui gagne en momentum chaque jour. Les grandes banques sont menacées par ces start-ups de FinTech, mais aussi par les firmes non-traditionnelles. Les compagnies telles qu'Alibaba, Tencent et Baidu, les homologues chinoises d'Amazon, Facebook et Google, sont en train de remplacer les institutions financières. Cependant, les technologies qui sont implantées ne sont pas complètement nouvelles. En fait, cette révolution a lieu à cause du manque de réactivité des joueurs traditionnels ainsi qu'à leur masse les rendant inertes. Ceci nous amène à nous demander si la révolution des FinTech fait partie de la quatrième révolution industrielle.

Pour répondre à cette question, nous proposons d'utiliser une des nouvelles technologies, l'intelligence artificielle, et de l'appliquer à une des problématiques les plus étudiées en finance: l'évaluation des actifs financiers.

Les réseaux Bayesiens, qui sont une forme d'intelligence artificielle "boîte blanche", sont souvent utilisés en biologie. Cependant, ils sont rarement étudiés en finance. Leur force vient de leur flexibilité et de leur interprétabilité, ce qui explique pourquoi ils sont vus comme une des alternatives les plus promettrices aux algorithmes "boîtes noires" tels que les réseaux de neurones artificiels. Ils utilisent l'inférence Bayesienne pour calculer les distributions de rendements des actifs financiers.

L'apport de ce mémoire est double. Premièrement, il s'agit d'une preuve de concept de l'utilisation des réseaux Bayesiens pour l'évaluation d'actifs financiers, montrant comment les utiliser et les construire. Il fait aussi la comparaison de la performances des réseaux Bayesiens et des modèles traditionnels. Secondement, il propose une structure méthodologique pour l'utilisation des réseaux Bayesiens en finance de marché. De plus, le travail effectué vise à respecter des principes de recherche reproductible et de Science des données. Ainsi, on ne s'attarde pas sur un cas unique, mais sur tous les titres composant l'indice S&P500.

Nous montrons que les réseaux Bayesiens performent aussi bien, sinon mieux, que les modèles traditionnels, notamment pour les rendements discrets en échantillon. Plus intéressant encore, nous montrons que les distributions de rendements ne devraient pas être modélisées comme des distributions simples et statiques, mais plutôt comme des distributions conditionnelles aux régimes ou calibrées aux rendements du marché. En effet, nous trouvons que l'écart-type et le kurtosis des résidus démontrent une relation claire avec le niveau des rendements du marché.

De plus, durant les périodes de crise, les modèles traditionnels performent particulièrement bien. Nous émettons des hypothèses quant à cette tendance, mettant en avant le comportement des investisseurs ainsi que les flux et la concentration de l'information.

Finalement, lorsque les réseaux Bayesiens discrets sont utilisés pour évaluer les co-mouvements de deux titres, nous trouvons que le marché seul explique bien les co-mouvements entre deux titres de secteurs différents,

mais qu'en omettant la variable de secteur lorsqu'on évalue les co-mouvements de deux titres du même secteur, le modèle est sujet à de fortes erreurs d'estimation.

# Contents


**1 Introduction** **2**

1.1 À l'aube de la quatrième révolution industrielle . . . 2
1.2 Prédire l'avenir . . . 4
1.3 Les fondements de la finance moderne . . . 6
1.4 L'agent irrationnel . . . 8
1.5 Nouveau paradigme . . . 12

**2 Revue de littérature** **15**

2.1 Construction sur les modèles . . . 15
2.2 Critiques et limites des modèles . . . 17
2.3 La question de la normalité . . . 18
2.4 Co-mouvements . . . 20
2.5 L'impact de l'information . . . 22
2.6 Réseaux Bayesiens . . . 23
2.7 Question de recherche . . . 25

**3 Méthodologie** **28**

3.1 Données . . . 28
3.1.1 Étendue . . . 28
3.1.2 Localisation . . . 29
3.1.3 Sources . . . 29
3.1.4 Traitement . . . 29
3.1.5 Discrétisation . . . 29
3.2 Modèles traditionnels . . . 30
3.2.1 Modèle d'évaluation des actifs financiers - MÉDAF . . . 30
3.2.2 Modèle linéaire . . . 31
3.2.3 Modèle Fama-French à trois facteurs . . . 32
3.3 Réseaux Bayesiens . . . 34
3.3.1 Définition . . . 34
3.3.2 Application . . . 34
3.3.3 Fonctionnement . . . 35
3.4 Mesures de performance . . . 37
3.4.1 Mosaïques . . . 37
3.4.2 Tests statistiques . . . 39
3.4.3 Test rétroactif de validité . . . 40
3.5 Outils technologiques . . . 41
3.5.1 R . . . 41
3.5.2 Nüance-R . . . 41
3.5.3 Quantmod . . . 41
3.5.4 Xts . . . 42
3.5.5 Bnlearn . . . 42

3.5.6 Ggplot2 & ggmosaic . . . 43
3.5.7 Greta . . . 43
3.5.8 Chisq.test . . . 43
3.5.9 findMode . . . 44
3.6 Modélisation des co-mouvements en rendements discrets . . . 44
3.6.1 MÉDAF . . . 44
3.6.2 Modèle Fama-French . . . 45
3.6.3 Modèle linéaire . . . 46
3.6.4 Réseaux Bayesiens . . . 47
3.6.5 Période de crise . . . 48
3.6.6 Secteur . . . 49
3.6.7 Co-mouvements entre deux titres . . . 51
3.6.8 Synthèse du cadre de travail . . . 51
3.7 Modélisation des co-mouvements en rendements continus . . . 53
3.7.1 Modèles sans variable de crise . . . 53
3.7.2 Modèles avec variables de crise . . . 56
3.7.3 Modèles avec distributions hétérogènes des résidus . . . 60

**4 Analyse préliminaire 62**
4.1 Rendements journaliers . . . 62
4.1.1 Statistiques descriptives . . . 62
4.1.2 Effet temporel . . . 65
4.1.3 Diversité de distributions . . . 67
4.2 Corrélations avec le marché . . . 68
4.3 Corrélations entre compagnies . . . 71

**5 Évaluer les co-mouvements : une approche discrète 79**
5.1 Étude de cas : AAPL versus SP500 . . . 79
5.1.1 Sans secteur . . . 82
5.1.2 Avec secteur . . . 87
5.2 Généralisation : Toutes les compagnies du S&P500 versus l'indice . . . 89
5.3 Étude de cas : AAPL versus Citigroup . . . 91
5.4 Généralisation : Toutes les compagnies du S&P500 versus Apple/Citigroup . . . 93
5.5 Tests de robustesse . . . 97

**6 Évaluer les co-mouvements : une approche continue 101**
6.1 Résultats . . . 101
6.2 Modèles sans variable de crise . . . 101
6.2.1 Modèle 1 . . . 101
6.2.2 Modèle 2 . . . 104
6.2.3 Modèle 3 . . . 105
6.3 Modèles avec variables de crise . . . 111
6.3.1 Modèle 4 . . . 111

6.3.2 Modèle 5 . . . 113
6.4 Moments de distribution des résidus . . . 117
6.5 Modèle avec distribution hétérogène des résidus - Modèle 6 . . . 122
6.6 Limites du package . . . 128

**7 Conclusion** **129**

**8 Annexe** **131**
8.1 Méthodologie . . . 131
8.1.1 Quantmod . . . 131
8.1.2 Bnlearn . . . 132
8.1.3 Ggplot & ggmosaic . . . 135
8.1.4 Greta . . . 137
8.1.5 Chisq.test . . . 138
8.1.6 findMode() . . . 139
8.2 Liste des compagnies du S&P500 . . . 140
8.3 Liste des FNB correspondant à chaque secteur . . . 153
8.4 Analyse préliminaire . . . 154
8.4.1 Statistiques descriptives des données . . . 154
8.4.2 Distribution des rendements par trimestre . . . 230
8.4.3 Distribution des rendements par compagnie . . . 235
8.4.4 Corrélations . . . 240
8.5 Approche discrète . . . 258
8.5.1 Co-mouvements d'un titre financier et de son index . . . 258
8.6 Approche continue . . . 274
8.6.1 Distributions de vraisemblance . . . 274
8.6.2 Traces . . . 279

**9 Références** **290**

# List of Figures


1 Fonction de valeur selon la théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979) . . . . . 10
2 Fonction de poids selon la théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979) . . . . . 11
3 Revue de la littérature . . . . . 26
4 Diagrammes de Marimekko pour des distributions normales multivariées, en fonction du coefficient de corrélation . . . . . 38
5 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le MÉDAF . . . . . 45
6 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle Fama-French . . . . . 46
7 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle linéaire . . . . . 47
8 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le réseau Bayesien . . . . . 48
9 Processus de filtrage de crise pré-évaluation . . . . . 48
10 Processus de filtrage de crise dans le modèle . . . . . 49
11 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle linéaire avec variable de secteur . . . . . 50
12 Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le réseau Bayesien avec variable de secteur . . . . . 50
13 Approches de travail pour l'étude des co-mouvements discrets . . . . . 52
14 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 1 . . . . . 54
15 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 2 . . . . . 55
16 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 3 . . . . . 56
17 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 4 . . . . . 57
18 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 5 . . . . . 59
19 Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 6 . . . . . 61
20 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des technologies de l'information . . . . . 66
21 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur financier . . . . . 66
22 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des technologies de l'information . . . . . 67
23 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur financier . . . . . 68
24 Statistique du test Chi2 pour les différents modèles . . . . . 80
25 Statistique du test Chi2 pour les différents modèles, avec un focus sur les valeurs inférieures à 400 . . . . . 81
26 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes . 84
27 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, période de crise . . . . . 85
28 S&P500 versus les compagnies le composant - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période . . . . . 90
29 Apple versus les autres compagnies du S&P500 - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période . . . . . 94
30 Citigroup versus les autres compagnies du S&P500 - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période . . . . . 95

31 Liens de causalité des titres financiers . . . . . 96
32 Valeurs de la statistique du test Chi2 pour les tests rétroactifs de validité . . . . . 98
33 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 2000 simulations . . . . . 102
34 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 5000 simulations . . . . . 103
35 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 10000 simulations . . . . . 103
36 Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 10000 simulations . . . . . 103
37 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 10000 simulations . . . . . 105
38 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 2000 simulations . . . . . 106
39 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 5000 simulations . . . . . 107
40 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 10000 simulations . . . . . 108
41 Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 5000 simulations . . . . . 109
42 Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 10000 simulations . . . . . 110
43 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 10000 simulations . . . . . 112
44 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 5000 simulations . . . . . 114
45 Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 5000 simulations . . . . . 115
46 Écart-type ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500 . . . . . 118
47 Skewness ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500 . . . . . 119
48 Kurtosis ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500 . . . . . 120
49 Modèle 6 - Nombre de degrés de liberté en fonction des rendements du marché . . . . . 123
50 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 2000 simulations . . . . . 124
51 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 5000 simulations . . . . . 125
52 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 10000 simulations . . . . . 126
53 Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 10000 simulations . . . . . 127
54 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la santé . . . . . 230
55 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur industriel . . . . . 231
56 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la consommation discrétionnaire . . . . . 231
57 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la consommation de base . . . . . 232
58 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des services utilitaires . 232
59 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de l'immobilier . . . . . 233
60 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des matériaux . . . . . 233
61 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de l'énergie . . . . . 234
62 Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des services de télécommunication . . . . . 234
63 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la santé . . . . . 235
64 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur industriel . . . . . 236
65 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la consommation discrétionnaire . . . . . 236

66 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la consommation de base . . . 237
67 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des services utilitaires 237
68 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de l'immobilier . . . . 238
69 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des matériaux . . . . 238
70 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de l'énergie . . . . . 239
71 Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des services de télécommunication . . . 239
72 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Consumer Discretionary . . . 240
73 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Consumer Staples . . . 241
74 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Energy . . . 242
75 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Financials . . . 242
76 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Health Care . . . 243
77 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Industrials . . . 244
78 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Information Technology . . . 245
79 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Materials . . . 246
80 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Real Estate . . . 247
81 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Telecommunication Services . . . 248
82 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Utilities . . . 249
83 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Index . . . 249
84 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Consumer Discretionary . . . 250
85 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Consumer Staples . . . 251
86 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Energy 252
87 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Financials 252
88 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Health Care . . . 253
89 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Industrials 253

90 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Information Technology . . . 254
91 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Materials 255
92 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Real Estate . . . 255
93 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Telecommunication Services . . . 256
94 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Utilities 256
95 Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Index . 257
96 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise 258
97 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, période de crise . 259
98 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes 260
99 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise . . . 261
100 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes . 262
101 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise 263
102 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, période de crise . 264
103 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes 265
104 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise . . . 266
105 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, période de crise . . . 267
106 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes . . . 268
107 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise . 269
108 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, période de crise . . 270
109 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes 271
110 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise 272
111 Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, période de crise 273
112 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 2000 simulations . . . . . 274
113 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 5000 simulations . . . . . 274
114 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 2000 simulations . . . . . 275
115 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 5000 simulations . . . . . 276
116 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 2000 simulations . . . . . 277
117 Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 10000 simulations . . . . . 278
118 Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 2000 simulations . . . . . 279
119 Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 5000 simulations . . . . . 279
120 Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 2000 simulations . . . . . 280
121 Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 5000 simulations . . . . . 280
122 Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 10000 simulations . . . . . 281
123 Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 2000 simulations . . . . . 282
124 Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 2000 simulations . . . . . 283
125 Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 5000 simulations . . . . . 284

126 Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 10000 simulations . . . . . 285
127 Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 2000 simulations . . . . . 286
128 Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 10000 simulations . . . . . 287
129 Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 2000 simulations . . . . . 288
130 Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 5000 simulations . . . . . 289

# List of Tables


1 Exemple de problèmes de l'expérience de Kahneman et Tversky (1979) . . . . . 9
2 Distributions a priori typiques pour chaque type de paramètres . . . . . 36
3 Tailles des périodes d'ajustement et des périodes de test utilisées . . . . . 40
4 Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Toutes périodes . . . . . 62
5 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Toutes périodes . . . . . 63
6 Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Période hors-crise . . . . 63
7 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Période hors-crise . . . . . 63
8 Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Période de crise . . . . . 64
9 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Période de crise . . . . . 64
10 Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Toutes périodes . . . . . 68
11 Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Toutes périodes . . . . . 69
12 Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période hors-crise . . . . . 69
13 Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période hors-crise . . . . . 70
14 Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période de crise . . . . . 70
15 Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période de crise . . . . . 71
16 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Toutes périodes . . . . . 72
17 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Toutes périodes . . . . . 72
18 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période hors-crise . . . . . 73
19 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période hors-crise . . . . . 73
20 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période de crise . . . . . 74
21 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période de crise . . . . . 74
22 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Toutes périodes . . . . . 75
23 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Toutes périodes . . . . . 75

24 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période hors-crise . . . 76
25 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période hors-crise . . . 76
26 Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période de crise . . . 77
27 Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période de crise . . . 77
28 Approches utilisées, sans la variable de secteur . . . 79
29 Statistiques du test Chi2 . . . 82
30 Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF . . . 82
31 Statistiques du test Chi2 . . . 87
32 Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF . . . 88
33 Statistiques du test Chi2 . . . 91
34 Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF . . . 91
35 Statistique du test de Pearson en fonction du modèle et du nombre de simulations . . . 101
36 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 1 102
37 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 2 104
38 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 3 105
39 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 4 111
40 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 5 113
41 Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 6 122
42 Liste des compagnies du S&P500 . . . 140
43 Secteurs et leurs FNB correspondants . . . 153
44 Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Toutes périodes 154
45 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Toutes périodes . . . 167
46 Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période hors-crise 180
47 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période hors-crise . . . 193
48 Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période de crise 206
49 Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période de crise . . . 217

*"Si les gens ne croient pas que les mathématiques sont simples, c'est seulement parce qu'ils ne réalisent pas à quel point la nature est compliquée."* John von Neumann

# 1 Introduction

## 1.1 À l'aube de la quatrième révolution industrielle

La civilisation humaine a été bâtie autour d'évolutions et de révolutions. La façon de se nourrir, la façon de vivre, la façon d'interagir entre nous, ont toutes évolué avec le progrès scientifique et technologique. Chaque amélioration technologique a un impact sur notre société, mais à son propre rythme.

Certaines ont un impact plus profond que les autres et changent de manière radicale la façon dont nous vivons. Le premier changement de paradigme a été la sédentarisation de la société il y a 10000 ans. Ce passage d'une société de chasseurs et de cueilleurs à une société d'agriculteurs et d'éleveurs a permis la fondation de villages et de villes (Harari, 2015). Cette révolution agraire a été possible grâce à la domestication des plantes et des animaux par l'humain, et le développement de nouvelles techniques.

Les changements de paradigme plus récents ont eu un impact beaucoup plus rapide et important en terme d'échelle: ce sont les révolutions industrielles.

La première a commencé à la fin du XVIIIe siècle avec l'invention de la machine à vapeur. Ce progrès technologique a permis de remplacer la force et l'énergie des animaux et des humains par celles de machines (Davis, 2016). La seconde fut amorcée à la fin du XIXe siècle avec la découverte de l'électricité et a permis la production massive de biens. La troisième a démarré dans les années 1950 grâce à l'apparition de nouveaux éléments de circuits électriques, appelés transistors. Ils ont permis la création d'ordinateurs, de l'automatisation de certains processus et la création d'Internet.

À la différence des améliorations technologiques et scientifiques qui ont un impact souvent restreint à un seul domaine, les inventions et découvertes à l'origine de ces révolutions industrielles ont des impacts à tous les niveaux de notre mode de vie. Elles permettent de progresser dans tous les domaines de notre société à travers d'autres améliorations qui en découlent.

Nous sommes aujourd'hui à l'aube d'une quatrième révolution industrielle, aussi appelée le second âge des machines (Brynjolfsson et McAfee, 2014). Le progrès initiateur de cette révolution n'est pas clairement défini. Mais, ce qui est certain est que notre société est à un point d'inflexion (Schwab, 2017). La vitesse, la profondeur et l'impact des progrès sont plus importants que jamais. En effet, alors que les révolutions industrielles précédentes sont arrivées à un rythme linéaire, celle-ci a une allure exponentielle.

Cette révolution est alimentée par de nombreuses nouvelles technologies apparaissant dans des domaines différents tels que l'intelligence artificielle, l'Internet des objets, les véhicules autonomes, l'impression 3D, les nanotechnologies, la biotechnologie, la science des matériaux, la conservation de l'énergie, et les ordinateurs quantiques (Schwab, 2016).

Plus que jamais, les secteurs industriels n'ont plus de limites claires et précises. Les nouvelles industries émergent à l'intersection des industries traditionnelles. Les véhicules autonomes sont un exemple de l'alliance entre l'industrie automobile et les technologies de l'information, alors que les drones sont le croisement de l'aéronautique et l'informatique.

Depuis des années, l'industrie de la finance est sujette à une transformation numérique. De nouvelles technologies et méthodes ont permis de changer la manière dont le système financier opère. Les institutions financières traditionnelles font face à l'émergence de start-ups apportant ces idées nouvelles sur leur terrain de jeu. Ces compagnies font partie d'une nouvelle branche de la finance, appelée **FinTech**, un mot-valise symbolisant la fusion de la finance avec la technologie.

C'est un phénomène qui prend très rapidement plus d'ampleur. Au cours des dernières années, l'investissement dans ces nouvelles compagnies a vu une croissance exponentielle. Alors qu'en 2010, la valeur des investissements mondiaux dans ces compagnies atteignait 1.8 milliards de dollars (Harris, 2017), elle a déjà atteint 57.9 milliards au cours des deux premiers trimestres de 2018 (KPMG, 2018).

Différents sous-secteurs d'activités sont touchés par la FinTech, par des technologies et méthodes différentes (EY, 2016). Les transactions bancaires et les méthodes de paiement sont un exemple concret et prouvé de FinTech. La démocratisation des téléphones intelligents a permis aux institutions financières d'offrir des services mobiles à une grande partie de leur clientèle. Ainsi, les opérations simples comme le transfert de capitaux ou l'encaissement de chèques peuvent se faire en quelques cliques. Plus encore, les technologies de paiement sans contact et l'encryption des données des téléphones mobiles permettent aux clients de payer au comptoir avec leur téléphone ou leur montre intelligente.

Le crédit et le prêt bancaire sont aussi affectés. Une des méthodes prenant le plus d'ampleur est le prêt "*Peer-to-Peer*" (P2P). Il s'agit d'une méthode où des individus et des commerces se prêtent de l'argent via l'intermédiaire d'une plateforme en ligne. La réduction des coûts de ces plateformes via leur système purement en ligne leur permet de répondre à une demande du marché non-occupée par les institutions traditionnelles. Ainsi, les demandes de prêts plus petits des consommateurs peuvent trouver des contreparties, ce qui n'arrivait pas auparavant. Les investisseurs bénéficient aussi de meilleurs taux grâce à une réduction des coûts de l'intermédiaire.

Le financement de start-ups a lui aussi subi des changements avec l'arrivée de nouvelles plateformes telles que IndieGogo ou Kickstarter. Les investisseurs individuels ont ainsi l'opportunité d'investir directement dans des start-ups sans avoir à passer par des fonds de capital de risque spécialisés et dont l'accès est souvent réservé aux investisseurs les plus fortunés. Ces plateformes offrent aux investisseurs de placer leur argent en échange de parts de compagnies (*equity-based funding*) ou contre des récompenses telles que l'accès en priorité et à plus faibles prix des produits de la start-up (*reward-based funding*). Juste en Europe, la valeur des capitaux investis a augmenté à un taux annuel de 83% entre 2013 et 2015, atteignant 159 millions d'euros pour le financement à base d'équité. (KPMG, 2016)

L'assurance personnelle, avec l'introduction de la télématique et des "*wearables*" (ces objets connectés que l'on porte, tels que les montres intelligentes), ainsi que l'investissement personnel, avec l'arrivée de robots-conseillers et de plateformes de trading sans frais (Morrissey, 2017), sont aussi en train d'évoluer.

Le saut à l'ère digitale et la transformation de la troisième révolution industrielle de la part de l'industrie financière se fait ressentir chez les institutions traditionnelles. Les banques, qui ont parfois été décrites comme des "dinosaures" (Mills, 2017) en termes de technologie, sont forcées de s'adapter pour rester compétitives et pour ne pas perdre leurs parts de marché face aux nouvelles compagnies de FinTech.

Cependant, dans certaines régions, les institutions financières sont faibles, voire absentes de certaines lignes d'affaires. C'est le cas de la Chine (The Economist, 2017). Avec une croissance impressionnante de son économie, sa population n'a pas eu accès à des outils suffisants pour gérer et placer son argent. Les institutions bancaires n'étaient pas capables de répondre à la demande de leurs clients. La table était mise pour que l'industrie de la FinTech explose et s'empare du marché chinois. En passant à l'ère digitale, la Chine a contourné en partie les systèmes traditionnels que les pays occidentaux avaient mis en place chez eux.

Ainsi, ce sont des compagnies de commerce en ligne, comme Alibaba, des compagnies de messagerie instantanée, telles que Tencent, ou des moteurs de recherche, comme Baidu qui se sont emparées du marché. Avec des centaines des millions d'utilisateurs et des bases de données énormes, ces compagnies n'ont pas eu de difficultés à se démarquer des start-ups. Ainsi, grâce à la nature de leurs industries d'origines, elles ont mis en place des méthodes de payer ou de transférer de l'argent à travers leurs plateformes en ligne ou mobiles (via Alipay pour Alibaba, et via WeChat pour Tencent), ainsi que des méthodes de prêts pour leurs clients (Alibaba prête de l'argent aux acheteurs, mais aussi aux vendeurs sur sa plateforme de commerce en ligne). Pour mettre en perspective, en Chine, ce sont les trois quarts de l'industrie du prêt qui sont occupés par les compagnies de FinTech (The Economist, 2017).

Ces nouvelles compagnies ont vu le jour grâce aux changements que la troisième révolution industrielle a apportés: l'avènement d'Internet, la prolifération des téléphones intelligents et l'utilisation de la science des données. Bien que quelques innovations de la quatrième révolution industrielle commencent déjà à s'emparer de la FinTech, telles que l'Internet des objets en assurance personnelle et l'intelligence artificielle pour les contrats intelligents (EY, 2016), il est pertinent de se demander si cette nouvelle révolution industrielle est aussi une révolution en finance.

Afin d'y répondre, ce mémoire est une proposition méthodologique. Ainsi, il se concentre sur une des problématiques qui est souvent délaissée par la FinTech, soit l'évaluation des actifs financiers, et tente d'y appliquer une des nouvelles méthodes de la quatrième révolution industrielle: l'intelligence artificielle, notamment les réseaux Bayesiens.

## 1.2 Prédire l'avenir

Du point de vue d'un investisseur, l'objectif est de maximiser les rendements, c'est-à-dire la différence relative positive entre la valeur de ses investissements à un temps futur et celle de ses investissements au temps présent. La bourse n'est pas un environnement déterministe. En plaçant son argent, l'investisseur achète en partie de l'incertitude. Dans ce cas, c'est un spéculateur. Cela amène la question éternelle en finance de marché: quelle devrait être la meilleure composition du portefeuille?

La réponse à cette question a pendant très longtemps reposé purement sur la perception du marché par les investisseurs, n'utilisant que très peu de mathématiques. C'est au tout début du siècle dernier que des mathématiques plus avancées ont commencé à être employées dans ce domaine. Dans sa thèse doctorale, Bachelier (1900) est le premier à utiliser les probabilités avancées afin d'étudier le comportement des titres financiers, notamment les produits dérivés, de manière quantitative. Le concept d'incertitude, via les probabilités, est enfin quantifiée.

Quelques décennies plus tard, en 1965, Fama a démontré que les rendements de titres financiers suivent un comportement de marche aléatoire (Fama, 1965). Mais, les marchés sont-ils vraiment aléatoires au sens pur du terme? D'un point de vue plus large et plus scientifique, rien n'est vraiment purement aléatoire. Seules les particules quantiques et les probabilités dans leur sens théorique le sont.

En effet, les théories de la physique quantique ont démontré que l'état d'une particule est complètement aléatoire. Par exemple, une particule donnée, dans des conditions données, peut être dans l'état positif ou l'état négatif avec autant de probabilité. La manière de représenter cette possibilité de deux états se fait à travers le formalisme quantique et la superposition des états, c'est-à-dire que la particule est à la fois dans l'état positif et dans l'état négatif, tant qu'elle n'a pas été observée. Lorsqu'une mesure est effectuée par l'observateur pour savoir dans quel état la particule est, elle "s'effondre" dans un des deux états. La répétition de cette mesure sur la même particule, dans des conditions exactement pareilles, aurait donné un résultat différent avec une probabilité un sur deux (Dirac, 1947). Pourquoi? Parce que la mécanique quantique est sujette à des phénomènes purement aléatoires.

Un autre exemple, est le lancer de dé. On approxime souvent un lancer de dé à un phénomène aléatoire. Cependant, il ne l'est pas vraiment. En effet, avec des conditions exactement identiques de lancer (mouvement de la main, mouvement des molécules dans l'air, même angle de départ, etc.), le dé tombera de la même manière. Cette approximation aléatoire vient du fait que l'humain ne lance pas de manière exactement identique le dé à chaque fois puisqu'il n'est pas une machine et qu'il ne prend pas en compte la position du dé dans sa main avant qu'il ne le lance. Ce n'est pas aléatoire, il s'agit plutôt de risque au sens de Knight. En effet, il distingue le risque de l'incertitude (Knight, 1921). Selon sa théorie, le risque s'applique aux situations où le résultat n'est pas connue mais dont les probabilités sont quantifiables précisément, alors que l'incertitude découle du fait que l'on ne puisse pas connaître toute l'information nécessaire pour calculer les probabilités (Dizikes, 2010).

Le parallèle peut être fait à la finance. Pourquoi arrive-t-on à expliquer une partie du comportement des titres financiers, mais pas la totalité? Parce qu'une partie est liée aux relations de dépendance déterministes entre plusieurs variables dont nous avons accès à l'information. Le reste, il s'agit d'incertitude. Celle-ci inclut les variables que nous connaissons mais dont la valeur actuelle exacte est inconnue, mais aussi les variables inconnues. Par exemple, une compagnie X vend des produits Y. Son chiffre d'affaires et ses états financiers sont connus. Il est possible d'évaluer la partie certaine de cette compagnie à partie des états financiers. Mais comment calculer sa valeur future? Quelles sont les variables qui entrent en jeu? Combien de produits Y vendra-t-elle dans les années futures? Que veulent les clients potentiels? Combien sont-ils prêts à payer? Auront-ils accès au produit? Auront-ils connaissance du produit? En auront-ils besoin? Quels seront ses coûts de production? Qui seront ses concurrents? Et la liste de questions pourrait continuer très longuement. Si nous devions répondre à toutes les questions possibles, nous aurions à créer des modèles mathématiques interminables et nous n'arriverions pas à mettre une valeur sur cette compagnie. Nous avons donc recours à des approximations qui, en pratique, nous permettent d'avancer. Ce processus d'approximation reflète la part d'incertitude.

En physique, il est très difficile de modéliser le comportement "exacte" des particules à "notre" échelle. Par exemple, dans 12 grammes de carbone pur (ce qui est très peu déjà), il y a environ 602213670000000000000000 atomes de carbone (24 chiffres), soit une mole. Si nous avions à modéliser le comportement exacte de ce

groupe d'atomes, cela prendrait une puissance de calcul inimaginable. C'est pourquoi nous avons recours à la physique statistique qui essaye de faire le pont entre la physique classique (celle que nous apprenons au secondaire, e.g. lois de Newton) et la physique des particules, ou quantique (Ngô et Ngô, 2008).

La finance quantitative est l'équivalent de la physique statistique. Elle utilise les probabilités et les statistiques pour approximer le comportement des titres financiers. Une des approximations les plus populaires est la loi normale. Elle prend son importance et sa justification du théorème central limite, qui régit une grande partie de notre univers, puisque le nombre de variables en interaction est peu faible. L'important à retenir de l'utilisation de la finance quantitative est qu'elle n'est qu'une approximation et qu'il faut l'utiliser ainsi.

Dû à l'immense complexité et l'aspect incertain des interactions des titres financiers, une des méthodes les plus utilisées en finance est la simulation, notamment celle de Monte Carlo. En pratique, elle est utilisée principalement pour évaluer des produits dérivés, gérer le risque d'un portefeuille (VaR), trouver l'allocation optimale d'un portefeuille ou encore, calibrer les modèles (Staum, 2009). Cet outil repose sur la modélisation de l'incertitude des modèles par des distributions probabilistes, c'est-à-dire, aléatoires. En effet, les simulations par méthode Monte Carlo permettent de mieux modéliser les relations non-linéaires que les modèles classiques en finance, mais aussi les décisions d'agents rationnels. Par exemple, ils permettent d'évaluer la valeur d'options américaines, où il est parfois plus avantageux d'exercer l'option avant la date d'exercice.

Bien que les simulations offrent une alternative puissante à certains modèles traditionnels, elles reposent tout de même sur des hypothèses capitales, telles que les relations de dépendance des variables et les lois de distributions des variables aléatoires. Ces relations sont souvent définies à l'aide de modèles développés par les chercheurs. La précision des simulations reposent entièrement sur le choix et la justesse des modèles.

## 1.3 Les fondements de la finance moderne

Les financiers débattent, approuvent, désapprouvent l'utilisation des nombreux différents modèles financiers, en particulier lorsqu'ils sont mis en pratique. Ce questionnement permanent de l'utilisation des modèles nous force à nous demander si les modèles sont bons.

La théorie moderne de portefeuille, ou le pilier de la finance actuelle, fut introduite par Markowitz (1952), lui-même inspiré par Bachelier. Son nom vient du contraste qu'elle apporte par rapport à la finance pratiquée en 1929. Mais elle est bien encore contemporaine, puisque l'industrie financière se base en grande partie sur ses concepts. La théorie fut fondée sur l'idée que certains actifs financiers, et par extension certains portefeuilles d'actifs, sont plus risqués que d'autres. La mesure canonique du risque est la variance des rendements des actifs. Plus sa variance est élevée, plus un actif est, par essence, risqué. Chaque actif détient un risque qui lui est propre mais partage aussi une partie de risque avec d'autres actifs. Le risque est divisible: spécifique, systémique et systématique. Markowitz formalise cette notion du partage du risque à travers la covariance du rendements des actifs. À partir de ces axiomes, il prouve l'existence de portefeuilles optimaux, dits efficients: ce sont ceux qui maximisent le rendement pour une variance (lire ici, risque) donnée. En effet, en choisissant bien les actifs, il est possible de minimiser le risque partagé, notamment lorsque les actifs sont peu corrélés entre eux.

En continuant sur les pas de Markowitz, Sharpe (1964) et Lintner (1965) démontrent que le portefeuille de marché, c'est-à-dire celui contenant tous les actifs financiers pondérés par leurs valeurs totales respectives, est le portefeuille étant le plus diversifié en termes de risque non-systématique et qu'il est par conséquent efficient. À l'équilibre, dans un marché efficient, il est alors possible d'évaluer l'espérance de rendement de tout actif comme étant proportionnelle à la prime de risque du marché (espérance de rendement du marché moins le taux sans risque). Cette proportionnalité se traduit par une valeur appelée Bêta, et est propre à chaque actif. Sa valeur est égale au ratio de la covariance entre l'actif et le marché, et de la variance du marché.

$$E(R_i) = r_f + \beta_i[E(R_M) - r_f] \tag{1}$$

En fin de compte, il s'agit d'une mesure de l'exposition d'un actif au risque systématique, puisque le marché est censé être sans risque spécifique.

Ce modèle, aussi connu sous le nom de Modèle d'Évaluation des Actifs Financiers (MÉDAF), est très populaire au sein de l'industrie financière. Cependant, il est important de souligner l'aspect probabiliste (les deux espérances) du modèle. En effet, il ne s'agit pas d'une relation permanente, ni d'une relation décrivant les mouvements instantanés des actifs. Pour cela, il faut transformer l'équation.

$$R_i = r_f + \beta_i[R_M - r_f] + \epsilon_i \tag{2}$$

L'ajout du "epsilon" représente le terme d'erreur et symbolise l'aspect probabiliste de l'équation. Il est difficile de l'évaluer exactement puisque un nombre incalculable de facteurs entrent en jeu. Il est de ce fait essentiellement incertain. Mais il est crucial de ne pas le négliger car il peut avoir un impact significatif sur le rendement de l'actif, mais aussi dans un contexte de portefeuille de plusieurs actifs. De nombreuses recherches ont été faites pour essayer d'améliorer ou réfuter ces modèles. De là, de nouveaux modèles ont été proposés pour parvenir à combler les certaines lacunes que les modèles possédaient. Parmis les plus populaires, Black (1972), proposa un MÉDAF sans taux sans risque, Ross (1976), dans le modèle de la théorie d'arbitrage de portefeuille, introduit l'idée d'utiliser plusieurs facteurs de risque pour évaluer le risque d'un portefeuille, et Fama et French proposèrent d'ajouter deux autres facteurs basés sur la taille et le ratio *Book-to-Market* de la compagnie.

Cependant, ces modèles font aussi face à de nombreuses critiques et n'arrivent pas à expliquer complètement les rendements. Ceci est attendu, puisqu'il y existe un nombre inestimable de facteurs les affectant. La plupart de ces facteurs doivent être omis afin d'obtenir des modèles utilisables. Par contre, un des aspects les plus souvent négligés est le contexte dans lequel les titres sont transigés: ils sont utilisés par des individus. En effet, le facteur humain, l'asymétrie d'information et les chocs événementiels sont des éléments importants à la compréhension des marchés. C'est pourquoi une partie de la littérature financière se concentre sur cet aspect. Il s'agit de la finance comportementale.

Et si c'étaient les financiers qui rendaient les modèles incorrects?

## 1.4 L'agent irrationnel

Les modèles financiers essayent d'expliquer la dynamique des marchés en trouvant l'équilibre, c'est-à-dire l'état stable. De nombreuses hypothèses de travail sont établies afin de simplifier la tâche car le nombre de facteurs entrant en jeu rend l'établissement de modèles trop complexe. Une des hypothèses les plus fortes est que les agents sont rationnels, c'est-à-dire que face à une série de choix différents, ils choisissent celui qui maximise leur bénéfice ou leur utilité. Cependant les humains ne le sont pas. Ce ne sont pas des robots dont la façon de penser a été programmée pour fonctionner d'une manière particulière selon des règles strictes et définies.

L'humain est le résultat d'une évolution biologique qui opère depuis des millions d'années, façonnant ses capacités cognitives afin qu'il puisse survivre le plus possible. Les événements rares mais choquants doivent rester ancrés dans sa mémoire pour qu'il y fasse plus attention dans le futur. Il doit réagir rapidement aux événements externes sous le risque de ne pas survivre. Tant de comportements primitifs qui lui sont restés malgré l'évolution sociétale. Il s'agit de la théorie du cerveau triunique, où différentes parties du cerveau regroupent certaines fonctions. L'humain possède ainsi trois parties distinctes: (1) le cerveau reptilien, qui régit les fonctions primitives de survie; (2) le cerveau paléo-mammalien, qui régit les comportements instinctifs, la mémoire, les émotions et le stress; et (3) le cerveau néo-mammalien, qui permet le raisonnement logique et le langage (MacLean, 1990).

En effet, alors que l'évolution biologique agit lentement mais prudemment, la civilisation humaine a connu une croissance exponentielle grâces à ses avancées technologiques. Le résultat en est une dissonance entre la construction sociale et les réflexes primitifs provenant des cerveaux reptilien et paléo-mammalien. C'est pourquoi il y a une dissonance entre le comportement des investisseurs prédit par les modèles et celui en action. Un exemple est l'impact de l'humeur des investisseurs. Dans son article, Nofsinger (2005) prouve que les marchés sont un indicateur du l'humeur des investisseurs et de la société.

A priori, deux loteries ayant la même espérance de gain sont équivalentes. Ceci est vrai au sens où elles donneront un même gain lorsqu'un nombre très élevé de tirages sont effectués. En réalité, seulement un petit nombre de tirages, voire un seul, sont effectués. Un investisseur ne vit pas indéfiniment et n'a pas un montant illimité d'argent à investir. L'investisseur est en fait averse au risque, c'est-à-dire qu'il préfère la loterie où il aura le moins de risque. Ceci se traduit par le choix de la loterie qui lui donnera un gain le plus souvent. Pour incorporer cet aversion au risque, la théorie de l'utilité espérée est appliquée.

Introduisons maintenant le concept d'utilité. Pour chaque valeur de richesse, l'investisseur en tire une certaine utilité. Il préfère une richesse lui donnant plus d'utilité qu'une richesse lui donnant moins d'utilité. Cette utilité est définie à l'aide d'une fonction d'utilité qui respecte certains aspects. Notamment, plus il est riche, plus son utilité est élevée. Ainsi la fonction d'utilité est constamment croissante. Plus il a d'argent, moins son utilité croît rapidement. La fonction d'utilité est constamment concave.

La théorie de l'utilité espérée combine les probabilités et l'utilité des agents. Afin de la comprendre, il est nécessaire de voir la richesse d'un individu à un point donné dans le temps dans son ensemble. Pour calculer l'utilité de l'investisseur à un instant $t$, dont la richesse est incertaine, par exemple, une loterie, l'utilité de l'espérance est utilisée. Il faut cependant faire une distinction entre espérance de l'utilité et l'utilité de l'espérance.

$$E[\sum_{i=1}^{n}(p_i \cdot u(w_i))] < u(E[\sum_{i=1}^{n}(p_i \cdot w_i)]) \tag{3}$$

Pour un individu dont la fonction d'utilité a été défini plus tôt, l'utilité de l'espérance est plus élevée que l'espérance de l'utilité. C'est pourquoi, un individu est prêt à sacrifier une partie du gain pour que celui-ci soit plus certain. Il s'agit de la prime de risque. Cette théorie régit les modèles actuels financiers. Les investisseurs sont modélisés comme étant des agents riscophobes, dont l'aversion au risque leur est propre.

D'autres théories réfutent la rationalité de ces agents. Ils ne respectent pas les principes décrits par la théorie d'utilité espérée. Kahneman et Tversky (1979) ont effectué des études sur le comportement d'individus face à certaines loteries. Ils ont trouvé plusieurs effets comportementaux en contradiction avec la théorie de l'agent riscophobe.

Le premier effet qu'ils décrivent est l'*effet de certitude*. Pour le démontrer, ils proposent des problèmes de choix de loterie (choix entre une loterie A donnant X selon telles probabilités, et une loterie B donnant Y selon telles probabilités) deux à deux. Les problèmes proposés sont identiques en espérance dans les choix qu'ils offrent. La différence provient des probabilités. Dans le premier problème d'une série, les probabilités sont élevées, alors que dans le second elles sont faibles. Voici un exemple de paire de problèmes donnés.

Table 1: Exemple de problèmes de l'expérience de Kahneman et Tversky (1979)

| Problème | Choix A | Choix B |
|---|---|---|
| 1 | 6000$ avec une probabilité de 0.45 ou rien | 3000$ avec une probabilité de 0.90 |
| | 14% des répondants | 86% des répondants |
| 2 | 6000$ avec une probabilité de 0.001 ou rien | 3000$ avec une probabilité de 0.002 |
| | 73% des répondants | 27% des répondants |

Avec ce type de problèmes, ils montrent que la perception des probabilités n'est pas la même. Pour des probabilités très faibles, les agents inversent leur comportement et deviennent riscophiles. Ensuite, ils effectuent la même expérience mais en rendant les valeurs négatives, analysant ainsi le comportement face aux pertes. Ils trouvent que face à des pertes potentielles, le comportement des agents est inverse. Lorsqu'ils préféraient de la certitude, ils préfèrent maintenant de l'incertitude, et vice-versa. Ceci va à l'encontre de la théorie de l'utilité espérée puisque les agents devraient toujours être riscophobes.

En utilisant une approche similaire, ils démontrent aussi l'*effet d'isolation*. Dans ce cas, la mise en contexte est importante à prendre en compte puisque pour des problèmes équivalents, les agents semblent mettre des cloisons mentales entre les différentes sources de gains. Par exemple, dans un même problème, si 1000$ sont donnés avec certitude puis qu'un choix entre perdre 500$ assurément ou perdre 1000$ avec 50% de chance, le comportement des agents ne sera pas celui dans un problème où il y a un choix entre gagner 500$ assurément ou gagner 1000$ avec 50% de chance, mais plutôt un comportement où il y a un choix entre perdre 500$ assurément ou perdre 1000$ avec 50% de chance. Ainsi, le fait d'avoir 1000$ avant la loterie est isolé du choix de la loterie.

Ces expériences permettent de définir une nouvelle fonction d'utilité, divisée en deux: une fonction de valeur et une fonction de pondération. Ce cadre comportemental est appelé *théorie des perspectives*.

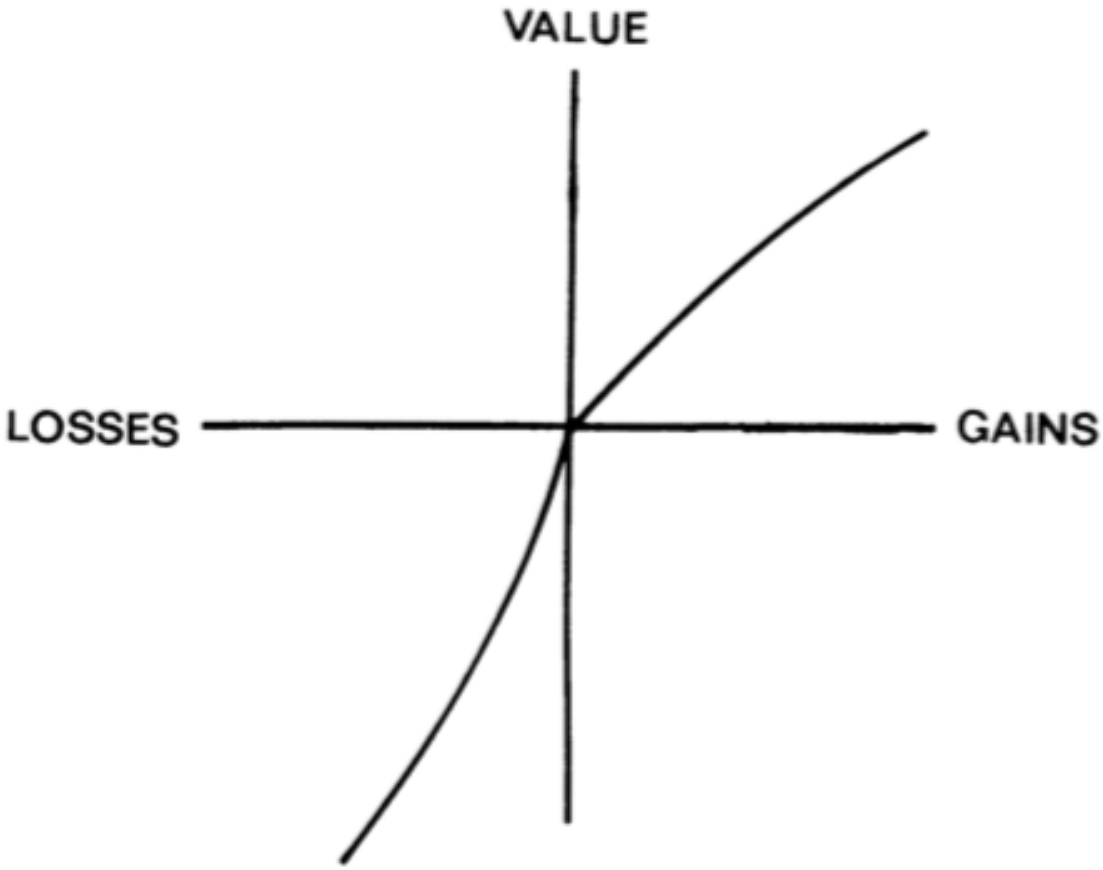



Figure 1: Fonction de valeur selon la théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979)

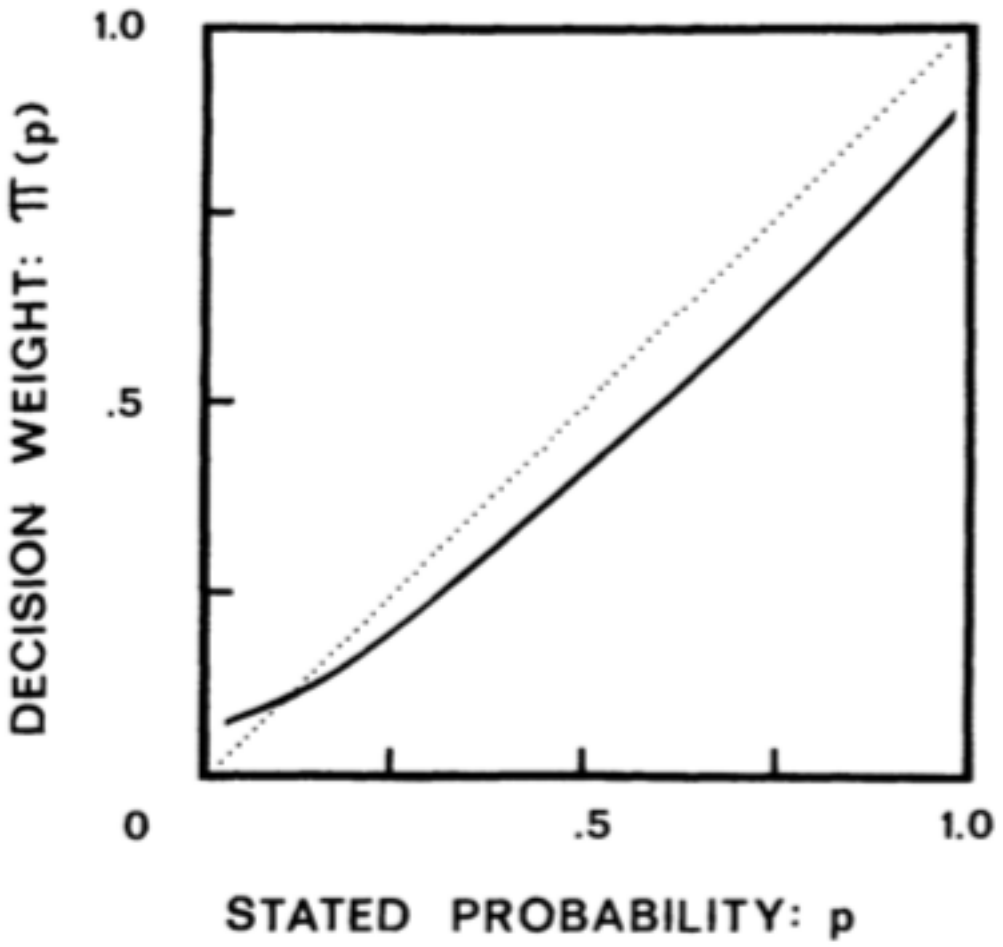



Figure 2: Fonction de poids selon la théorie des perspectives (Kahneman et Tversky, 1979)

Thaler (1985) poursuit sur les bases de cette théorie et démontre un autre effet comportemental: *la comptabilité mentale*. À travers une méthodologie similaire à Kahneman et Tversky, il étudie le comportement des individus face à événements indépendants, plus particulièrement la séparation et l'intégration de ces derniers. Ainsi, il compare les combinaisons de gains uniquement, de pertes uniquement, et de gains et de pertes. Les agents réagissent différemment dans les cas proposés. Par exemple, deux gains dont la somme est égale à la valeur d'un gain unique sont préférés au gain unique, alors que deux pertes dont la somme est égale à la valeur d'une perte unique sont moins désirées que la perte unique. Pour le cas des gains, ceci montre que le calcul selon la fonction de valeur de la théorie des perspective devraient être séparé, c'est-à-dire que la valeur finale est égale à la somme des deux valeurs (i.e. $v_f = v(gain_1) + v(gain_2)$) plutôt que la valeur de la somme des deux gains (i.e. $v_f = v(gain_1 + gain_2)$). Pour les pertes, c'est l'inverse, le calcul doit être intégré, au sens où les deux pertes sont cumulées avant de calculer la valeur. Il démontre aussi qu'une réduction d'un gain (i.e. un gain et une perte, où la perte est plus petite que le gain en valeur absolue) suit un calcul intégré, alors qu'une réduction d'une perte suit un calcul séparé.

D'autres effets ont été trouvés par Kahneman et al. (1991), comme l'*effet de dotation* où les individus donnent plus de valeur aux objets qu'ils possèdent qu'à ceux qu'ils ne possèdent pas, ou le *biais de status quo* où les individus préfèrent le choix par défaut (i.e. ne rien changer) qu'un choix étant supposément équivalent.

Alors que le comportement des agents est remis en cause, un autre facteur à prendre en compte est l'information. L'humain est biologiquement limité à sa consommation d'information. Avec une abondance incroyable de nouvelles et de données, il ne peut pas tout connaître et digérer correctement toute l'information. Chaque investisseur a une base de donnée mentale différente ainsi qu'une perception différente. Ainsi, sur les marchés, l'information n'est pas répandue de manière homogène. La conséquence est que les nouvelles ayant une étendue plus importante auront plus d'impact sur les marchés. De plus, les marchés sont des environnements informationnels incomplets et imparfaits. Ils sont incomplets au sens où les investisseurs ne connaissent pas tous les paramètres affectant l'environnement d'investissement. Par exemple, un investisseur ne connaît pas la fonction d'utilité ou les contraintes de ses concurrents. Ils sont imparfaits au sens où les investisseurs n'ont pas tous accès à la même information. Par exemple, c'est le cas de l'information privilégiée (Levin, 2002). De plus, la perception et le décryptage de l'information ne sont pas identiques chez tous les investisseurs. D'ailleurs, Kaustia et al. montre que le niveau de sophistication des conseillers financiers a un impact important sur leur estimation des rendements futurs espérés. Plus un conseiller est sophistiqué (à partir des résultats d'examens) moins son estimation est élevée (une déviation d'un écart-type par rapport à la moyenne réduit de 1.1% l'estimation des rendements).

De Bondt et Thaler (1985) démontrent l'importance des nouvelles, notamment les mauvaises et inattendues, sur le cours des marchés boursiers. Ils trouvent une surréaction des investisseurs face à l'annonce de ces nouvelles. Plus récemment, en utilisant des outils plus sophistiqués, Leinweber et Sisk (2011) développent une stratégie d'investissement se basant sur un algorithme de détection de sentiment des nouvelles afin de générer un rendement supérieur à celui du marché de plus de 10% annuellement.

Heiberger (2015) utilise un agrégateur de nouvelles, celui de *Google Trends* afin de développer une stratégie d'investissement mais aussi afin de comprendre le comportement des investisseurs. Ils trouvent notamment que l'attention des investisseurs se déplace de manière collective vers les mauvaises nouvelles et que le comportement par rapport à l'attention des investisseurs aux nouvelles est différent en période de crise qu'en période normale. Ceci démontre une certaine asymétrie de l'importance de l'information ainsi qu'un risque systémique lié à la lecture et à la réaction face aux nouvelles.

## 1.5 Nouveau paradigme

Les deux derniers exemples de la précédente sous-section soulignent quelque chose de nouveau. Il est possible d'assimiler plus d'information qu'il n'était possible auparavant grâce à Internet et aux algorithmes. Deux types d'avancées technologiques permettent ce changement de paradigme dans le domaine de l'investissement: la croissance de la capacité de calcul et le développement d'algorithmes intelligents. Alors que le premier s'opère au niveau de l'infrastructure informatique, le second s'effectue au niveau des méthodologies mathématiques et logicielles.

L'apparition de processeurs toujours plus puissants et plus petits a permis de démocratiser la puissance de calcul. En effet, le nombre par surface, ou densité, de transistors, les éléments de circuits électriques

composant les processeurs, double tous les deux ans, depuis 1965. Ce phénomène est connu sous le nom de loi de Moore. Grâce à eux, il est de nos jours possibles d'effectuer des calculs complexes à grande échelle. De plus, la parallélisation des processeurs et le calcul par infonuagique permettent de repousser encore plus loin les limites.

Ceci a des répercussions sur le monde financier aussi. Ces nouvelles avancées ont permis la création et la mise en application de nouveaux outils en finance de marché tels que l'évaluation de produits dérivés par simulation Monte Carlo, le calcul de VaR, la gestion de portefeuille dynamique ou la création de nouveaux produits financiers (Zenios, 2014; Hong et al., 2010; Ostermark, 2017).

De l'autre côté, les mathématiciens et les informaticiens développent tous les jours de nouveaux outils permettant de prédire le futur à partir de données passées et présentes. Cette branche s'appelle l'apprentissage automatique (*Machine Learning*). Il s'agit d'un des domaines les plus en vogue et révolutionnaire dans notre société. Ces algorithmes toujours plus intelligents permettent de capturer des tendances invisibles à l'humain, notamment les relations non-linéaires entre les différentes variables. En finance, de nombreuses recherches ont déjà été effectuées afin de les incorporer d'une façon ou d'une autre dans le processus d'opération.

Parmis les différents types d'algorithmes d'apprentissage automatique, le regroupement par arbre (*tree-based clustering*) permet de mieux classer les titres d'un portefeuille ensemble et ainsi mieux le diversifier (Pereira et De Mello, 2014). Un autre type rendu très populaire récemment par les géants technologiques, le réseau de neurones artificiel permet de prédire les rendements futurs des titres financiers avec plus de précision et de trouver du rendement excédentaire, aussi appelé rendement anormal (Steiner et Wittkemper, 1997; Ticknor, 2013; Patel et al., 2015; Rather et al., 2015).

Avec ces nouvelles capacités de déchiffrage de l'information, de nouvelles sources d'information émergent. Ces nouvelles sources de données alternatives telles que *Twitter* (Sanger, 2014) ou *Quandl* permettent aux investisseurs d'obtenir de l'information plus récente instantanément, ajoutant ainsi de nouveaux facteurs potentiels à leurs modèles.

Ces nouvelles technologies font partie de la FinTech et du changement de paradigme au sein de l'industrie financière. Cependant, leur apparition et utilisation ne viennent pas sans un revers de médaille ou des limitations. En effet, la rapidité de calcul et d'accès aux données, et l'utilisation d'algorithmes mènent parfois à la création ou l'accentuation de pratiques prédatrices, telles que le *trading* à haute fréquence et le *frontrunning* (Lewis, 2014). Dans d'autres cas, il s'agit de la compréhension du comportement des modèles qui est remise en cause. Bien que les réseaux de neurones artificiels soient performants, ils sont catégorisés de "boîtes noires", notamment lorsqu'ils utilisent un grand nombre de couches et de noeuds. Il est difficile d'expliquer comment le réseau marche en pratique. Cette aspect mène à la recherche d'algorithmes dont l'explicabilité est plus transparente, appelés par contraste "boîtes blanches". Les réseaux Bayesiens en font partie. Ils tirent leurs avantages du fait qu'ils combinent les atouts de l'apprentissage automatique et l'expertise humaine.

La finance est encore et toujours à la recherche d'une méthodologie plus performante permettant de trouver la meilleure allocation pour un portefeuille dont les titres ont des rendements incertains. Alors que la finance comportementale a démontré que l'application de modèles mathématiques sans une contextualisation correcte amenait à de mauvais résultats, les FinTechs permettent d'apporter de nouvelles solutions et d'opérer

un changement de paradigme. Au coeur de cette révolution, les algorithmes intelligents, bien que très prometteurs, démontrent déjà leurs limites en termes d'explicabilité. Peu utilisés à présent, les réseaux Bayesiens sont une des solutions potentielles qui répondent à ces problématiques. C'est pourquoi, ils sont au coeur de ce mémoire de maîtrise, où nous tenterons de savoir comment les réseaux Bayesiens peuvent être mis en application dans un contexte de gestion de portefeuille et comment ils performent face aux outils traditionnels.

Ce mémoire s'articule en cinq sections principales.

Dans la première, une revue de littérature scientifique aborde les sous-problématiques liées au problème d'allocation de portefeuille, telles que la mise en application des modèles traditionnels, et la modélisation du bruit et des relations de dépendances. Enfin, les recherches incorporant des réseaux Bayesiens à de la finance de marché sont aussi présentées.

À la seconde section, la méthodologie employée à la production de modèles et de résultats est expliquée. On y retrouve notamment l'arsenal d'outils mathématiques et technologiques, mais aussi la structure et l'assemblage des données et des modèles pour produire des résultats.

La troisième section décrit les données de manière statistiques, avant qu'elles ne soient traitées par le processus méthodologique.

Les quatrième et cinquième sections présentent les résultats des modèles. Cette division en deux sections est faite afin de distinguer l'approche utilisant des données discrétisées de celle utilisant des données continues. En effet, nous verrons que les deux approches ont des implications pratiques, technologiques et mathématiques différentes.

# 2 Revue de littérature

La section suivante présente la revue de la littérature scientifique. Elle décrit les différents axes de recherche relatifs aux réseaux Bayesiens et à leur application à la finance de marché, ainsi que les différentes problématiques auxquelles ce mémoire tente de répondre.

## 2.1 Construction sur les modèles

Avec leurs travaux, Markowitz, Sharpe et Lintner ont posé les fondations de la finance quantitative moderne. La dualité rendement-risque est désormais omniprésente et essentielle pour répondre à la problématique d'allocation de portefeuille. Cependant, elle ouvre aussi la voie à de nouvelles problématiques. En effet, la mise en application des modèles s'est vite heurtée à des limitations empiriques et technologiques. Un des problèmes rapidement rencontrés est celui du nombre de variables ou de dimension. En effet, lorsque le nombre d'actif augmente, comment augmenter la vitesse d'optimisation sans diminuer la précision des modèles?

Une des approches pour résoudre cette problématique est d'essayer de simplifier le problème de manière théorique ou mathématique.

Detemple et al. (2005) emprunte les outils du calcul de Malliavin pour répondre au problème. Il s'agit d'une branche des mathématiques qui applique les outils du calcul différentiel aux processus stochastiques. Ainsi, ils reformulent le problème et utilisent des simulations Monte Carlo pour trouver la solution optimale. L'approximation donnée par cette méthode est comparée à celles d'autres méthodes telles que les équations différentielles partielles par différences-finies ou la méthode de Cvitanic et al. (2003) par covariation de Monte Carlo. Les résultats avec des données empiriques montrent que la solution proposé est dix fois plus précise pour les mêmes contraintes de temps.

Boyle et al. (2008) combinent les solutions proposées par Cvitanic et al. (2003) et par Imai et Tan (2007) pour montrer qu'il est possible d'augmenter significativement l'efficacité de l'optimisation. Cvitanic et al. (2003) proposent une méthode simplifiant le problème de manière mathématique via la résolution d'intégrales stochastiques et le résolvant par Monte Carlo. Cette méthode est par la suite simplifiée en réduisant le nombre de dimensions via la méthodologie proposée par Imai et Tan (2007). Les résultats montrent que l'ajout de cette dernière méthode permet d'augmenter l'efficacité de la première.

Au lieu de proposer une nouvelle méthodologie pour réduire le problème, Pafka et Kondor (2004) développent une méthode pour tester de manière systématique les nouvelles méthodologies proposées. Leur recherche se concentre notamment sur les matrices de corrélations et le bruit que les matrices de corrélations empiriques peuvent détenir. Ainsi, en commençant avec des "vraies" matrices de corrélations, des séries temporelles sont simulées puis caractérisées par des matrices de corrélations "empiriques". Des procédures de réduction de dimensions et d'estimation sont appliquées à ces dernières. Les résultats sont enfin comparés aux "vraies" matrices de corrélation. Ils trouvent que la technique de filtrage par matrice aléatoire performe bien dans les cas étudiés. À travers cette recherche, les auteurs mettent en avant un problème profond de la mise en application des modèles traditionnels: les mesures de corrélations empiriques contiennent du bruit, ce qui a un impact sur les simulations de portefeuille et sur la solution optimale.

D'autres solutions plus empiriques ont aussi été développées. Parque et al. (2010) proposent d'utiliser un algorithme de programmation par réseau génétique, un type d'apprentissage automatique qui est qualifié de "boîte blanche". Les mêmes auteurs, Parque et al. (2012) emploient ensuite un autre type d'algorithme pour résoudre le problème: un algorithme de relations génétiques avec taille variable. Cependant, les auteurs n'arrivent pas à conclure sur les performances de ces nouvelles méthodes.

Pour certains chercheurs, la problématique est étendue pour inclure plus d'une seule période. Ainsi, l'optimisation ne doit pas être effectuée une seule fois, mais selon le nombre de périodes, résultant en une allocation dynamique dans le temps. Pour cette approche, le besoin d'algorithmes efficients est d'autant plus grand que le nombre de périodes étudiées est élevé. Mulvey (2001) présente trois approches différentes pour résoudre ce problème: 1) le contrôle stochastique dynamique, 2) la programmation stochastique, et 3) l'optimisation d'un modèle de simulation stochastique. Les avantages et les limites de chaque modèle sont développés qualitativement dans cet article. Dhaene et al. (2005) montrent qu'il est possible de s'attaquer au problème en réduisant le nombre de dimensions. Cependant, au lieu de simplifier directement le problème mathématiquement, ils utilisent des approximations comonotoniques. Enfin, Pinar (2007) propose un modèle qui optimise à chaque période mais dont le but est de trouver la solution optimale pour la valeur finale du portefeuille. En effet, le portefeuille optimal à une certaine période n'est pas forcément la meilleure solution à long terme. Ainsi, il intègre une fonction de pénalité qui assure que l'optimiseur prenne en compte cet objectif.

La résolution de la problématique dans un cadre de moyenne-variance suppose que les rendements du portefeuille suivent une distribution normale. En pratique, les queues de distributions sont sous-estimées. Avec l'émergence des métriques de risque VaR et CVaR, plusieurs chercheurs se sont concentrés à adapter le modèle original pour les inclure plutôt que la variance comme métrique de risque.

Hoklie et Zuhal (2010) proposent d'utiliser un algorithme génétique pour trouver la solution du portefeuille optimal dans un cadre de moyenne-variance et dans un cadre de moyenne-VaR. À travers cet article, plusieurs paramètres de l'algorithme génétique sont testés afin d'en voir l'impact sur la performance de l'algorithme. Les résultats montrent que l'algorithme génétique est performant pour résoudre des problèmes d'optimisation, notamment celui du portefeuille optimal.

Ogryczak et Sliwinski (2010), Banihashemi et Navidi (2017), et Zhao et Yi (2017) incorporent la CVaR dans leurs modèles d'optimisation. Les deux premiers articles se concentrent sur la performance des modèles d'optimisation et de simulation, montrant notamment la demande importante en puissance de calcul pour ce cadre de travail. Le troisième prend une approche plus théorique et évalue les comportements asymptotiques des solutions optimales et de l'estimation de risque.

Quant à lui, Shaw (2010) démontre l'utilisation de simulations Monte Carlo pour optimiser l'allocation de portefeuille. Bien que plus lente que les méthodes traditionnelles, elle permet de trouver l'allocation optimale avec plus de contraintes et avec des critères différents (variance, VaR, CVaR). Cette méthode est plus flexible que les autres. L'auteur met en avant les progrès technologiques à venir, dont la performance croissante des processeurs, la parallélisation, l'infonuagique et l'utilisation de processeurs graphiques pour pouvoir combler les lacunes en termes de rapidité de calcul.

## 2.2 Critiques et limites des modèles

De l'autre côté de la littérature, de nombreux scientifiques ont remis en cause la véracité ou la possibilité de mise en application des modèles. Il s'agit bien souvent de simplement ajouter un nouvel aspect au modèle pour le rendre plus efficace et éviter de le rejeter moins souvent.

Une des approches les plus populaires est l'inclusion de l'asymétrie dans les modèles. En effet, certaines recherches ont montré qu'en pratique, le *beta* du MÉDAF était plus faible qu'en théorie et que l'ordonnée à l'origine était plus élevée, remettant ainsi la justesse du modèle en question. Kraus et Litzenberger (1976) ont alors étudié le cas et ont utilisé le troisième moment dans leur dérivation de la fonction d'utilité, créant ainsi le modèle quadratique de marché. Ainsi, les investisseurs ont une aversion pour le second moment, la variance (risque) et une préférence pour une asymétrie positive. En utilisant cette méthode, la validité du modèle n'est plus rejetée.

Beaulieu, Dufour et Khalaf (2009) visent à vérifier la justesse du modèle quadratique de marché proposé par Kraus et Litzenberger (1976). Ainsi, ils testent le modèle à l'aide de données empiriques et de simulations, incorporant un bruit suivant une loi normale multivariée ou une loi de Student multivariée. Pour ce faire, ils développent des tests exacts pour le modèle quadratique de marché pouvant permettre des distributions non-normales. Leurs résultats montrent qu'il n'est pas possible de rejeter le modèle.

Barak, Abessi et Modarres (2013) utilisent le même cadre théorique pour étudier le problème global de l'optimisation de portefeuille. Ils y ajoutent aussi une contrainte de liquidité. Finalement, en utilisant un algorithme génétique et des contraintes de cardinalité, ils parviennent à trouver des résultats acceptables en termes de performances de précision et de vitesse d'exécution.

Une autre approche populaire en pratique, est l'incorporation du concept de régimes. Hardy (2001) vérifie l'efficacité du modèle log-normal avec changement de régime. Bien qu'il ne s'agisse pas d'une extention du MÉDAF, il est intéressant de voir l'intégration du concept de régimes distincts utilisant des paramètres de distributions différents. En utilisant des données empiriques, les résultats montrent que le modèle surperforme d'autres modèles populaires tels que les modèles AR, ARCH et GARCH, capturant notamment les comportements extrêmes.

Cenesizoglu et Reeves (2013) proposent une déclinaison du MÉDAF en trois. En utilisant des tailles de périodes et des fréquences d'observations différentes, le modèle calibre trois betas: court, moyen et long terme. Le premier et le second utilisent les rendements journaliers de l'année passée et des 5 dernières années, respectivement, alors que le troisième terme utilise les rendements mensuels des 10 dernières années. L'idée est de pouvoir capturer différents types de risque à travers cette méthodologie. Le modèle performe aussi bien que le modèle Fama-French à 3 facteurs.

Ortas et al. (2015) incorporent l'idée d'un beta variant dans le temps dans leur modèle. En effet, la mesure du beta est sujette à la période de données utilisée. Ils utilisent alors un modèle auto-régressif pour simuler le beta, ainsi qu'un modèle GARCH pour estimer la volatilité des résidus. L'ajout du modèle GARCH permet entre autre de prendre en compte l'hétéroscédasticité des résidus. Cette approche démontre de meilleures performances que le MÉDAF.

Une autre approche pour expliquer les rendements anormaux est d'utiliser plus d'information, c'est-à-dire plus de variables. L'ajout de nouvelles variables se fait à l'aide de l'expertise et des recherches de l'utilisateur. Par exemple, Fama et French (1993) ont démontré que les compagnies à petite capitalisation boursière et celles à fort ratio *Book-to-Market* surperformaient les autres. Ainsi, l'ajout de deux nouveaux indices *Small Minus Big* et *High Minus Low* permettent de mieux expliquer les rendements d'un actif financier. Il s'agit en fait d'un des modèles les plus connus et utilisés après le MÉDAF. L'autre exemple est plus spécifique à une industrie et à un pays. Dans leur article, Boyer et Filion (2004) étudient les facteurs affectant les rendements des compagnies canadiennes du secteur pétrolier. Ainsi, cette exemple met en avant l'importance du pays et de l'industrie sur l'explication des rendements.

Comme mentionné plus tôt, les valeurs de calibration des paramètres sont grandement influencées par la période choisie pour les données. Ainsi, une erreur d'estimation est naturellement capturée lors de tests empiriques, et n'est pas incluse dans les modèles. Ando (2009) propose alors d'utiliser le critère d'information prédictive Bayesien afin de trouver les estimateurs. Cette méthodologie est comparée au modèle de moyenne-variance classique à l'aide de données empiriques, démontrant une performance supérieure. El Karaoui (2010) s'intéresse aussi au problème des erreurs des estimateurs. Ainsi, elle évalue la magnitude des erreurs d'estimation pour la moyenne des rendements et la matrice de covariance. Il trouve notamment une séparation claire des erreurs pour les deux estimateurs. De plus, elle trouve que l'impact sur la variance du portefeuille est égal à une sous-estimation d'un facteur 1-p/n (p étant le nombre de variables et n le nombre d'observations), mettant ainsi en avant le problème du manque de données.

## 2.3 La question de la normalité

À partir des modèles traditionnels, en expliquant la partie des rendements liés au marché via le *beta* ou le coefficient de régression, seul le risque spécifique, ou idiosyncratique, reste dans les rendements. Puisque celui-ci reste inexpliqué par les modèles et qu'un grand nombre de facteurs peuvent l'affecter, la distribution des erreurs suppose la normalité. Cette hypothèse pourrait peut-être fonctionner si les rendements étaient purement aléatoire et si les investisseurs agissaient tous de la même manière. Or, comme nous l'avons vu, les investisseurs ne sont pas des agents rationnels et les marchés sont des environnements informationnels incomplets et imparfaits. L'information traitée et le comportement des agents affectent les rendements des titres transigés en bourse. C'est pourquoi l'hypothèse de normalité des rendements a du mal à tenir en pratique. De nombreuses recherches ont été poursuivies dans l'optique de quantifier ce phénomène et de l'intégrer dans les modèles.

Fama (1965) est un des premiers à observer la non-normalité des rendements. Il trouve notamment que la distribution des rendements est leptokurtique. Cependant, il n'évoque pas la non-normalité des résidus puisqu'il ne teste pas les modèles. En effet, dans sa thèse doctorale, il démontre plutôt le comportement d'une marche aléatoire des rendements.

Beaulieu, Dufour et Khalaf (2002) proposent l'utilisation de distributions non-gaussiennes pour caractériser les résidus du MÉDAF. Des distributions multivariées de Student et des mélanges de lois normales sont utilisées. En appliquant cette variante du MÉDAF sur les rendements des portefeuilles industriels et sur plusieurs périodes distinctes de 5 ans entre 1926 et 1995, ils montrent que l'hypothèse du MÉDAF est rejetée

moins souvent qu'avec des résidus gaussiens. En utilisant un cadre de travail similaire (Beaulieu, Dufour et Khalaf, 2005), ils testent des distributions elliptiques démontrant de l'asymétrie et du kurtosis. Leurs résultats montrent que les rendements anormaux sont moins fréquents lorsque l'asymétrie est incluse et que l'hypothèse du MÉDAF est rejetée moins souvent. Ils montrent aussi que le kurtosis extrême a un impact moins important que l'asymétrie. Au lieu d'utiliser des mélanges de gaussiennes qui permettent de capturer le skewness et le kurtosis des distributions, Seungwook (2004) propose plutôt d'utiliser des gaussiennes simples mais dont les paramètres varient dans le temps. En d'autres termes, les paramètres sont caractérisés par des sous-périodes où il est alors possible de paramétriser les gaussiennes. Ainsi, il montre que la distribution des rendements n'est pas un mélange de gaussienne sur une seule période, mais plutôt une distribution gaussienne dont les paramètres varient.

Galbraith et Zhu (2009) propose une nouvelle catégorie de distribution asymétrique suivant la loi de Student, incorporant ainsi les troisième et quatrième moments. Les fonctions génératrices sont présentées et des tests sont effectués. Les résultats montrent que la distribution performe mieux que la distribution gaussienne pour des tests en échantillon.

D'autres auteurs proposent des solutions incorporant une part d'asymétrie. Roch et Valdez (2011) mettent en avant l'utilisation de sommes de variables dépendantes log-normales. Bao et al. (2018) démontre l'efficacité de résidus indépendants et identiquement distribués avec asymétrie. Notamment, l'hypothèse du MÉDAF a moins de chance d'être rejetée. Grishina et al. (2017) utilisent pour leur étude une distribution de Student lorsqu'ils simulent des rendements en périodes de crise.

Certains se concentrent plus particulièrement sur les queues de distributions, c'est-à-dire sur l'effet du kurtosis. Ainsi, Chen et Yu (2013) utilisent des mélanges de distributions gaussiennes multivariées afin de mieux évaluer le risque extrême, sous forme de la VaR. Quant à lui, Watada (2013) propose l'utilisation de l'estimation par noyau (*kernel density estimation*) afin de mieux modéliser les queues de distribution.

Ces modèles supposent que les distributions et les paramètres de ces distributions sont constants. Ce sont des modèles statiques. Cependant, certains auteurs tentent de s'éloigner de cette hypothèse. C'est le cas de Martynov et Rozanova (2010) qui utilisent un modèle de volatilité stochastique, basé sur le modèle d'Heston. Les auteurs supposent que la volatilité n'est pas constante dans le temps, c'est-à-dire que la distribution normale des rendements possède des paramètres variant dans le temps. Pour capturer ce phénomène stochastique, ils proposent d'utiliser les rendements des titres pour évaluer la volatilité. Ils trouvent une forme convexe de la volatilité moyenne en fonction des rendements, où la valeur minimale de la volatilité se trouve au niveau de la moyenne des rendements. Leontitsis et Vorlow (2006) proposent une approche similaire, via la "Surrogate Data Analysis".

Dans le même ordre d'idée, Choe et Lee (2014) trouvent une dépendance conditionnelle asymétrique entre les rendements présents et la volatilité passée. La conditionnalité repose sur le signe des rendements présents. Ainsi, des rendements négatifs indiquent une forte volatilité passée, alors que des rendements positifs indique une faible volatilité passée.

D'autres auteurs étendent l'étude dynamique des paramètres à des moments plus élevés des distributions. Lee (2013) étudie les variations des troisième et quatrième moments de distribution des rendements. Pour estimer l'évolution de ces moments, l'auteur propose de comparer deux méthodes dynamiques: un modèle ARMA et

un modèle GMM. Fujii et Makoto (2005) montrent que les rendements des marchés ont tendance à démontrer une asymétrie négative. Cependant pour des compagnies individuelles, les rendements peuvent avoir une asymétrie positive, surtout pour les plus petites capitalisations. Les auteurs montrent que la volatilité, l'asymétrie et les rendements passés peuvent aider à prédire l'asymétrie future. Lillo et Mantegna (2000) étudient la distribution des rendements par jour de toutes les compagnies échangées au NYSE. Ils trouvent un effet d'asymétrie conditionnelle aux rendements du marché. De plus, lors d'une crise, la distribution des rendements s'applatit.

## 2.4 Co-mouvements

Comme nous venons de le voir, la distribution des erreurs suscite beaucoup d'attention au niveau de l'asymétrie et du kurtosis. Cependant, lorsque l'on veut simuler un portefeuille, la dépendance des actifs entre eux est aussi un élément crucial. Markowitz a introduit cette idée à travers les corrélations. Son utilisation actuelle par les financiers démontre souvent le manque de compréhension de la corrélation. En effet, il s'agit d'une mesure statistique de la dépendance entre les actifs. C'est une mesure statique, dont la valeur dépend fortement des caractéristiques des données, telles que la fenêtre d'étude ou la fréquence des observations. Plusieurs auteurs se sont penchés sur la question de la dépendance des actifs.

Saichev et Sornette (2014) appliquent un modèle de microstructure aux rendements intra-journaliers pour étudier la volatilité et la corrélation des rendements. D'après l'effet du bruit de microstructure, la volatilité est une fonction décroissante en fonction de l'échelle de temps utilisée, c'est-à-dire que plus l'échelle de temps utilisée est grande, plus la volatilité est faible. Parallèlement, selon l'effet d'Epps, la corrélation augmente lorsque l'échelle de temps augmente. Toth et al. (2007) appuient l'effet d'Epps en utilisant des modèles-jouets et les comparant aux données empiriques. Par contre, Münnix et al. (2010) démontrent que l'effet d'Epps est en partie dû au "*tick-size*", la différence de prix minimale d'un actif sur les marchés (e.g. pour le New York Stock Exchange, le *tick-size* est de 0.01$). Ainsi, le *tick-size* a un impact sur la distribution des rendements et entraîne un certain niveau de décorrélation des actifs, surtout pour des actifs avec des évaluations petites. Il s'agit d'une conséquence de la discrétisation des prix.

Certains chercheurs montrent que la corrélation n'est pas constante dans le temps, notamment qu'elle varie selon les régimes. Longin et Solnik (2001) montrent que la corrélation des marchés d'équité internationaux augmente en périodes fortement baissières, mais pas en périodes fortement haussières. Grâce à l'inclusion de cette corrélation conditionnelle, ils montre que l'hypothèse nulle de normalité multivariée est rejetée pour la queue de distribution négative (période baissière) mais pas pour la queue positive (période haussière). Ang et Chen (2002) démontrent aussi l'asymétrie des corrélations. Les corrélations sont plus grandes lors de mouvements importants du marché. Cet effet est plus important pour les mouvements à la baisse. Les petites capitalisations, les titres dits "valeur" et les perdants passés sont plus affectés par cette asymétrie. Ainsi, ils trouvent que les modèles à changement de régime capturent mieux cette asymétrie. Enfin, Maskawa et al. (2013) étudient les co-mouvements en période de crise à l'aide de l'analyse des composantes principales. Grâce à ce cadre de travail, ils démontrent qu'il y a une forte hausse du comportement collectif des prix des actifs avant un crash, expliquant ainsi l'augmentation de la corrélation en période de crise. Ceci démontre l'effet de troupeau lors des crises.

Kong et al. (2009) se penchent sur la prédictibilité des rendements des composants d'un index. Ainsi, ils sous-divisent les actifs par industrie, taille et ratio *book-to-market*. Ils montrent d'abord que certaines industries ont un niveau de prédictibilité plus élevé que les autres, et que les petites capitalisations et les compagnies aux *book-to-market* élevés aussi. Cette prédictibilité est plus évidente en période de crise. Leurs pistes d'explication sont que la relation avec les variables macroéconomiques des sous-groupes est importante pour la prédictibilité, de même que la friction du flux d'information au sein des sous-groupes.

Papp et al. (2005) s'attaque au problème de corrélation en proposant une méthode de nettoyage du bruit dans les matrices de corrélations. Leur étude consiste à rajouter du bruit à une matrice de corrélations puis de la nettoyer. Ainsi, il mesure l'efficacité de la méthode de nettoyage. Finalement, ils montrent que l'optimisation bénéficie de l'algorithme de nettoyage, comparée à l'utilisation de la matrice de corrélations empirique non-nettoyée.

Au et Choy (2017) utilisent des modèles SUR (*Seemingly unrelated regression*), qui sont des modèles où plusieurs régressions linéaires sont effectuées de manière indépendante, et dont les résidus sont corrélés. Il s'agit d'une méthodologie représentant bien la mise en application du MÉDAF pour plusieurs actifs. Les auteurs comparent plusieurs modélisations de la structure de dépendance: une distribution elliptique gaussienne, une distribution elliptique de Student, et une distribution non-elliptique de Student. Les distributions elliptiques possèdent des paramètres identiques pour toutes les dimensions, alors que les distributions non-elliptiques possèdent des paramètres variables en fonction de la dimension. Leurs résultats montrent que la version non-elliptique surperforme les autres.

La méthode des copules est une approche en vogue pour modéliser les co-mouvements des actifs financiers. Tout d'abord, Fernandez (2008) étudie l'utilisation et le choix des copules pour calculer les queues de distribution. Elle compare plusieurs méthodes de génération de copules et trouve que les copules de Student fonctionnent bien en général. Elle met cependant en garde contre le test de dépendance de Poon et al. (2004) qui peut parfois mener à un mauvais choix de la méthode de génération de copules. Quant à eux, Garcia et Tsafack (2009) proposent un modèle de copules avec changement de régime afin d'analyser la structure de dépendance des marchés d'équités et de titres à revenu fixe internationaux. Ce qui est intéressant dans leur modèle, c'est que le changement de régime s'accompagne d'un changement de l'asymétrie de la dépendance (corrélation). En effet, en période normale la dépendance est symétrique alors qu'elle devient asymétrique en période de crise.

D'autres approches, plus exotiques, pour évaluer les co-mouvements ont été proposées dans la littérature. Khrennikova (2016) emprunte le formalisme mathématique de la mécanique quantique pour modéliser l'aspect probabiliste des rendements à travers la superposition des états quantiques (ici les rendements), ainsi que leur relation de dépendance via l'intriquement quantique. Il s'agit plutôt d'une preuve de concept théorique qu'empirique. Une simulation démontre que l'interaction des variables est plus forte que lors de l'utilisation de la corrélation statistique. Maciel et al. (2017) utilisent le *c-means clustering* (similaire au *k-means clustering*, mais permettant aux variables d'appartenir à plusieurs grappes), qui est une forme d'apprentissage automatique, afin de déterminer les relations de dépendance des rendements. L'idée est de pouvoir utiliser cette méthode afin d'évaluer la VaR d'un portefeuille. Les résultats montrent que la solution performe mieux que les outils traditionnels pour calculer la VaR (simulations historiques, GARCH, EWMA).

## 2.5 L'impact de l'information

L'ajout d'information sur les marchés a un impact non-négligeable sur la distribution des rendements. Il est important d'inclure d'une façon ou d'une autre ce facteur. Par exemple, Engle et Ng (1993) proposent d'incorporer l'effet des nouvelles dans l'estimation de la volatilité. De plus, ils trouvent que les nouvelles négatives ont un impact plus important sur la volatilité que les nouvelles positives.

De son côté, Gidolfalvi (2001) montre à l'aide d'un algorithme de classification de nouvelles, que les nouvelles ont un pouvoir prédictif sur le mouvement des prix 20 minutes avant et après leur publication. Dans le même ordre d'idée, Fung et al. (2002) montrent qu'il est possible d'utiliser les nouvelles pour faire du profit. Leur solution implique deux algorithmes de classification. Le premier utilise le *k-means clustering* des nouvelles en deux catégories, "montée" et "chute", alors que le second alloue des poids différents aux caractéristiques des nouvelles.

De nos jours, l'information se propage de nombreuses manières. La montée en popularité des réseaux sociaux pour propager l'information a suscité l'intérêt de certaines recherches. Smailovic (n.d.) étudie le volume et la polarité des tweets concernant Apple pour prédire les mouvements du titre. Les résultats montrent qu'ils permettent de prédire deux jours à l'avance la montée ou la chute des prix. Quant à eux, Zhang et al. (2011) utilisent la polarité des tweets pour prédire la volatilité des indices boursiers du lendemain. Enfin, Sanger (2014) analyse l'impact de deux types de tweet: les messages financiers, qui incluent le ticker de la compagnie, et les messages mentionnant les noms des compagnies. Son analyse porte sur quatre types de rendements: les rendements intra-journaliers, les rendements nocturnes, les rendements anormaux et les changements de volumes d'échanges. Il montre notamment que les tweets peuvent être utiliser dans les modèles prédictifs pour les rendements intra-journaliers et nocturnes. Il met aussi en place une stratégie permettant de battre le marché.

Karabulut (2013) montre le pouvoir prédictif de Facebook à travers la mesure du "Gross National Happiness" pour le volume et les rendements journaliers des titres financiers. Une augmentation d'un écart-type de cette mesure permet de prédire une augmentation de 0.11% des rendements du marché le lendemain. Cependant, cette influence est temporaire, et est suivie d'une tendance inverse lors des semaines suivantes.

Rubin et Rubin (2010) Étudient la relation entre la fréquence d'édition des pages Wikipédia des compagnies et l'erreur d'estimation des analystes, ainsi que la dispersion de ces estimations. Les résultats démontrent que le processus d'information via Internet est relié au niveau d'information des investisseurs et des analystes.

Google est aussi une source d'information suscitant de l'intérêt. Bank et al. (2010) montrent qu'il existe une relation entre le volume des recherches des compagnies à travers le moteur de recherche et leur volume de transactions, ainsi que leur prix. Cette relation entre le volume de recherches et le volume est positive, résultant en une plus grande liquidité des titres lorsque le nombre de recherches augmente. Les auteurs ajoutent qu'il s'agit aussi d'une réduction des coûts de l'asymétrie d'information. Ainsi, le volume de recherches permet de mesurer l'attention des investisseurs non-informés. De plus, une augmentation du volume de recherches est associée à des rendements futurs temporairement plus élevés. Quant à eux, Bordino et al. (2012) confirment la corrélation positive entre le volume de recherches et le volume des transactions des titres. Le volume de recherches permet même d'anticiper l'augmentation du volume sur les marchés d'un ou plusieurs jours à l'avance.

Mao et al. (2011) comparent le pouvoir prédictif des sondages sur les investisseurs, des volumes de recherches du moteur de recherche Google et de la fréquence des termes financiers sur Twitter. Alors que les sondages tels que l'index "Daily Sentiment" n'ont pas de pouvoir prédictif, le volume de recherches de Google et la fréquence des termes financiers sur Twitter en ont un. Quant à lui, l'index "Investor Intelligence" est en retard sur les prix des indices boursiers.

Enfin, la disponibilité et la quantité de l'information sont des facteurs qui ont évolué positivement. Les nouvelles affectent les distributions des rendements intra-journaliers de manière extrême, c'est-à-dire qu'elles affectent les queues de distribution en particulier. Une des méthodes pour estimer les queues de distribution est l'utilisation de fonctions de puissance et des fonctions exponentielles. Yang et al. (2006) et Yang et al. (2008) montrent que l'estimation des queues de distribution selon des fonctions de puissance ou des fonctions exponentielles permet d'inférer la durée et la vitesse de l'information. Ainsi ils montrent qu'il y a eu un changement de distribution sur le marché coréen dû au changement de la durée et de la vitesse de l'information dans les marchés.

## 2.6 Réseaux Bayesiens

L'avènement de l'intelligence artificielle et le changement de paradigme en finance ont motivé certains chercheurs à chercher de nouvelles méthodes pour estimer les co-mouvements des titres financiers. De par leur nature plus transparente que d'autres méthodes d'apprentissage automatique, les réseaux Bayesiens sont devenus une piste de solution intéressante à cette problématique.

Shenoy et Shenoy (1998) sont les premiers à utiliser des réseaux Bayesiens pour modéliser les rendements d'un portefeuille. Ils se basent sur les modèles traditionnels tels que le modèle d'évaluation par arbitrage, pour construire leur réseau Bayesien. Leur étude de cas présente alors un portefeuille de trois titres financiers de compagnies minières d'or. Afin de modéliser leur lien avec le marché et le prix de l'or, ces deux derniers sont des variables parents pour les trois compagnies. En utilisant les rendements hebdomadaires entre 1996 et 1998 des compagnies, du marché et du cours de l'or, qu'ils considèrent comme des variables continues, cette relation de causalité est quantifiée à l'aide de régressions linéaires. Les coefficients résultant de cette calibration permettent de définir les moyennes des distributions conditionnelles des trois compagnies. Ces distributions sont donc définies selon des lois normales dont les moyennes varient en fonction des rendements du marché et de l'or. Les paramètres manquants, c'est-à-dire la variance des distributions, proviennent de la distribution des résidus des régressions.

En utilisant le fait que la corrélation statistique des résidus ne soit pas nulle, ils infèrent l'existence d'autres variables parents aux trois compagnies. Même sans connaître la provenance et la nature exactes de ces variables, ils sont capables de les ajouter au modèle et de simuler les rendements du portefeuille. Ils comparent la moyenne et l'écart-type des différents modèles avec les statistiques de l'échantillon. Leur modèle semble mieux performer que le modèle traditionnel, notamment au niveau de l'évaluation du risque. Néanmoins, ils terminent sur les limites des réseaux Bayesiens, notamment la différence entre les approches en variables discrètes ou continues. L'approche utilisant des rendements discrets ne nécessitent pas à l'utilisateur d'émettre d'hypothèse de distribution, alors que l'approche continue a besoin de savoir quelle distribution

utiliser et comment modéliser le lien de causalité. Pour des modèles complexes avec des variables continues, des méthodes de simulation de Monte Carlo par Chaînes de Markov sont nécessaires.

Cobb, Rumi et Salmeron (2005) continuent dans les pas du couple Shenoy en utilisant aussi un réseau Bayesien. Cette fois-ci, le réseau Bayesien est utilisé pour estimer les rendements d'un titre financier (Chevron-Texaco) à partir de ceux du marché (S&P500). Pour faire suite aux limites discutées par les Shenoys, leur implémentation du réseau Bayesien se fait à l'aide de mélange d'exponentielles tronquées. Il s'agit d'une méthode permettant de bénéficier de l'approche en variables discrètes tout en gardant les variables continues. Deux méthodologies sont utilisées pour calibrer les mélanges d'exponentielles tronquées: par "Mixed Probability Trees" et par relations déterministes linéaires.

La méthode de "Mixed Probability Trees" utilise une calibration où les rendements sont sous-divisés en domaines égaux. Les auteurs donnent l'équation suivante comme exemple:

$$\phi(x,y) = f(x|y) = \begin{cases} 2.32e^{-2x} & \text{if } 0 \leq y < 1, 0 \leq x \leq 1 \\ 3.33e^{-0.3x} & \text{if } 0 \leq y < 1, 1 \leq x \leq 1.5 \\ 2e^{-2x} & \text{if } 1 \leq y < 2, 0 \leq x \leq 1.5. \end{cases} \tag{4}$$

La méthode par relations déterministes linéaires utilisent des opérations de convolution afin de calculer les fonctions de densité jointes.

Les auteurs comparent les performances de ces deux méthodes de calibration des réseaux Bayesiens avec les deux méthodes plus traditionnelles de calibration de réseaux Bayesiens (discrétisation simple et modèles Gaussiens conditionnels linéaires). Le test de Kolmogorov-Smirnov en échantillon est effectué afin de calculer la performance des modèles. Les deux approches de mélanges d'exponentielles tronquées donnent des performances similaires au modèle Gaussien conditionnel linéaire. Cependant, les auteurs notent que les mélanges d'exponentielles tronquées peuvent être aussi utilisés pour des distributions non-Gaussiennes.

Les mêmes auteurs, Cobb, Rumi et Salmeron (2009), répliquent le modèle de Shenoy et Shenoy (1998) en utilisant des mélanges d'exponentielles tronquées plutôt qu'un modèle Gaussien conditionnel linéaire. Alors que dans leur article précédent ils ont utilisé des calibrations par "Mixed Probability Trees" et par relations déterministes linéaires, ils utilisent ici deux autres méthodologies de calibration: par modèle Bayesien naïf et par réseau amélioré par arbre ("Tree Augmented Network"). La première méthodologie suppose des variables complètement indépendantes, alors que la seconde permet certaines dépendances entre les variables. Ils comparent alors les performances des modèles avec celles d'un modèle linéaire simple, à l'aide du test de Friedman. Les résultats montrent que les réseaux Bayesiens sont compétitifs avec le modèle linéaire simple. Finalement, à partir des fonctions de densité du réseau Bayesien et en utilisant des opérations de convolution, ils montrent qu'il est possible de calculer la fonction de densité du portefeuille.

English, Ledwith, and Davis (2009) utilisent les réseaux Bayesiens pour prédire la distribution des rendements du FNB du S&P500 avec des variables discrètes. Leur modèle utilise les rendements de 9 FNB de secteurs du jour J pour déterminer la distribution des rendements du FNB du S&P500 au jour J+1. Ils testent leur méthodologie en effectuant une simulation d'achat et de vente du FNB en utilisant des données hors-échantillon d'un an. Plusieurs tailles de fenêtre d'entraînement du modèle sont utilisés. Par exemple,

les rendements journaliers entre 1998 et 2006 sont utilisés pour calibrer le modèle, puis les rendements entre 2006 et 2007 pour tester la performance. Puis, la période entre 1998 et 2007 est utilisée, et ainsi de suite jusqu'à 2009. Les résultats ne démontrent rien de concluant.

Zhao et al. (2016) proposent une utilisation différente des réseaux Bayesiens. Au lieu de les utiliser pour modéliser les co-mouvements, ils utilisent leur propriété d'inférence pour déterminer les relations de causalité. Cette méthodologie est appliquée pour déterminer les facteurs affectant les retours à la normale des rendements lorsqu'il y a une sur-réaction des marchés. Leur méthodologie se base sur des mesures de crédibilité des modèles et de similarité des facteurs, afin de trouver les réseaux pertinents. De nombreux effets étudiés dans la littérature tels l'effet de liquidité, l'effet de Janvier ou l'effet de marché sont utilisés dans leurs modèles. Leurs résultats montre que l'effet de liquidité est constamment un élément clé des retours à la normale.

## 2.7 Question de recherche

La finance traditionnelle telle que nous la connaissons aujourd'hui a été développée par des mathématiciens, sous la prémisse qu'il est possible de quantifier et de modéliser la finance de marché. Ces chercheurs ont utilisé les outils mathématiques et technologiques, ainsi que les données, qui leur étaient disponibles. Comme dans toutes les sciences, les nouveaux outils disponibles sont à la fois le moteur du progrès, mais aussi son frein. L'avènement de l'informatique, d'Internet et de la science des données a permis de redéfinir les limites de la finance quantitative. La question est de savoir si et comment il est possible de les utiliser afin de combler les lacunes des théories traditionnelles.

Comme nous avons vu dans la revue de littérature, une partie de cette dernière s'est intéressée à la mise en application des modèles traditionnels, répondant ainsi aux problématiques que ceux-ci ont créées: comment effectuer l'optimisation de portefeuille à grande échelle? comment incorporer des mesures de risque plus pertinentes pour les investisseurs?

D'autres ont remis en question en partie ou en totalité les modèles, et ont essayé de trouver de nouvelles solutions. Parmis les problématiques soulevées, nous retrouvons principalement l'asymétrie et l'aplatissement des distributions aléatoires, ainsi que les relations de dépendance entre différentes variables.

Finalement, certains chercheurs ont eu l'idée d'utiliser l'apprentissage automatique, notamment des "boîtes blanches" afin de résoudre les problématiques soulevées par la littérature scientifique. Ce sont les réseaux Bayesiens. Seulement à un niveau de preuves de concept, ils ont démontré des caractéristiques intéressantes à exploiter: leur flexibilité mathématique, leur automatisation, leur évolutivité et leur explicabilité.

Le diagramme de la Figure 3 récapitule les différents axes de recherche et sujets couverts jusqu'à présent par la revue de littérature. Il met en lumière les différentes problématiques auxquelles se heurtent les chercheurs et les praticiens.

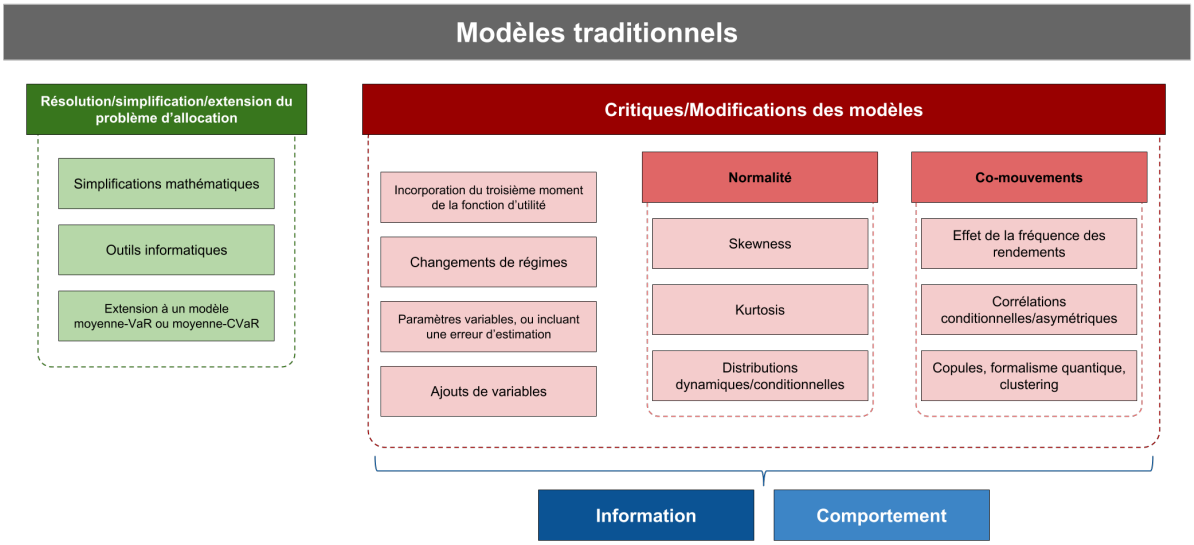



Figure 3: Revue de la littérature

L'objectif de ce mémoire est de pouvoir utiliser les réseaux Bayesiens pour répondre à ces problématiques et incorporer les différents éléments de solution trouvés par ces chercheurs. Ainsi, nous nous tentons de répondre à la question suivante:

**Les réseaux Bayesiens sont-ils viables pour l'évaluation d'actifs financiers?**

Cette question peut se diviser en deux sous-questions:

**1. Les réseaux Bayesiens permettent-ils de mieux modéliser les co-mouvements entre un titre financier et le marché que les modèles traditionnels?**

**2. Les réseaux Bayesiens permettent-ils de mieux modéliser les co-mouvements entre deux titres financiers non-liés par une relation de causalité?**

L'apport scientifique de ce mémoire de maîtrise à la littérature est donc de démontrer qu'il est possible d'utiliser les réseaux Bayesiens pour évaluer des actifs financiers. L'objectif n'est pas de découvrir un nouveau modèle, mais plutôt se baser sur les fondements de la finance de marché et d'y appliquer de nouveaux outils technologiques. Il s'agit aussi de montrer le potentiel des réseaux Bayesiens et quelles nouvelles possibilités de modélisation et de recherche ils apportent. Ainsi, ce mémoire est d'une preuve de concept.

L'idée derrière l'étude et l'utilisation de réseaux Bayesiens pour l'évaluation d'actifs financiers provient de plusieurs idées:

- Les rendements d'un actif financier sont sujets à une certaine incertitude qui se traduit par une distribution probabiliste des rendements. Cette distribution peut être caractérisée à l'aide d'autres variables, dites "parentes".
- Les rendements d'un actif financier sont affectés par plusieurs variables "parentes" telles que les rendements du marché et de son secteur. Il s'agit de relations de causalité.

- Les relations de causalité ne sont pas forcément des interactions linéaires. Par exemple, le niveau des rendements du marché pourrait affecter le niveau des rendements de l'actif financier, mais aussi sa dispersion (e.g. variance, skewness, kurtosis). Ainsi, les valeurs des variables "parentes" pourraient impacter la distribution de l'actif financier.
- Les variables "parentes" peuvent interagir entre elles.

Ainsi, l'objectif est de cette preuve de concept est de montrer qu'il existe des relations non-linéaires entre les variables et que les réseaux Bayesiens sont capables de les modéliser. Cette preuve de concept se divise en deux parties.

Dans la première, nous utilisons des variables discrètes, ce qui nous permet de laisser l'algorithme trouver des relations non-linéaires et de trouver les probabilités conditionnelles exactes, correspondant aux valeurs empiriques. L'avantage est qu'aucune hypothèse de distribution n'est nécessaire et que l'asymétrie et le kurtosis sont pris en compte. Ainsi, l'objectif de cette partie est d'observer et d'analyser ces relations non-linéaires, mais aussi de montrer à quel point les réseaux Bayesiens peuvent les capturer. Cependant, ces modèles sous-entendent que les valeurs des variables sont confinées à des intervalles définis. De plus, avec ces modèles, il est plus difficile de comprendre les liens mathématiques reliant les variables.

Dans la seconde partie, le travail est d'utiliser les observations faites à la première afin de construire des modèles avec des données continues, ayant des relations mathématiques bien définies. Ce travail est beaucoup plus complexe que le premier puisqu'il s'agit de bâtir des relations de causalité à l'aide de relations mathématiques. Le nombre de relations peut très rapidement augmenter et complexifier le modèle. Dans le cadre d'une preuve de concept, il ne s'agit pas de trouver le modèle parfait mais plutôt d'essayer différents modèles relativement simples et de montrer les bénéfices que les relations non-linéaires apportent. À cette étape-ci du travail, il est important de faire la distinction entre la modélisation par réseaux Bayesiens et la calibration des paramètres par une approche Bayesienne (MCMC). Bien que les deux tirent leur force de la loi de Bayes, l'objectif de leur utilisation est bien différente.

Finalement, les réseaux Bayesiens offrent une dualité spéciale concernant la création de modèles. Dufour (2000) propose une belle illustration de cette dualité. Il décrit deux styles différents de modélisation économique et économétrique: l'approche parcimonieuse et l'approche statistico-descriptive. Dans la première, les modèles obtenus reposent sur "des hypothèses statistiques et économiques relativement contraignantes". Notamment, cette approche favorise l'utilisation de modèles paramétriques, c'est-à-dire où les distributions sont définies et calibrées. Cette approche est celle que nous adoptons lorsque nous utilisons des variables continues. Dans la seconde, les modèles sont "fondés sur des hypothèses faibles" et laissent "les données parler pour elles-mêmes". Ceci inclut l'analyse statistique non-paramétrique et se rapproche de notre étude des réseaux Bayesiens avec des variables discrètes. Ainsi, ce mémoire de maîtrise propose l'utilisation des réseaux Bayesiens selon les deux approches.

# 3 Méthodologie

Le chapitre suivant a pour objectif de présenter tout ce qui a été utilisé afin de répondre à la question de recherche de ce mémoire. Cela va des données utilisées aux formules mathématiques des différents modèles, en passant par les outils méthodologiques et technologiques.

La première section se concentre sur les données utilisées. Elle décrit leurs caractéristiques telles que leur nature, leur provenance ou leur étendue, mais aussi leur traitement.

La seconde pose les fondements pour les modèles traditionnels. Les équations mathématiques utilisées s'y retrouvent, ainsi que l'explication de leur mise en application pratique.

La troisième section explique ce que sont les réseaux Bayesiens. Leurs utilisations potentielles et leurs avantages y sont présentés.

La quatrième partie développe la structure d'évaluation de performance des modèles. On y détaille les différents outils de visualisation et de mesures statistiques.

La cinquième présente les outils technologiques utilisées au cours du mémoire. On y retrouve la description des outils de la science des données, tels que les différentes librairies de code en R.

La sixième détaille comment les données, les modèles traditionnels, les réseaux Bayesiens et les outils technologiques ont été combinés afin de modéliser et analyser les co-mouvements des actifs financiers avec une approche discrète.

La septième et dernière section est similaire à la sixième à l'exception qu'elle se concentre sur une approche continue plutôt que discrète.

## 3.1 Données

La méthodologie du mémoire repose sur les mouvements des prix de différents actifs financiers, plus communément dénommés rendements. Ces mouvements sont caractérisés par la différence relative de prix aux temps $t$ et *t-1*. La formule suivante représente le calcul effectué pour obtenir les rendements:

$$Rendement_t = \frac{Prix_t}{Prix_{t-1}} - 1 \tag{5}$$

Pour l'étude, la fréquence des rendements est quotidienne. Les prix journaliers sont ceux ajustés à la fermeture des marchés.

### 3.1.1 Étendue

Grâce aux outils de la Science des données et à la plateforme Nüance-R, une infrastructure en ligne permettant d'utiliser la science des données pour faire de la recherche reproductible, le traitement et l'analyse de millions d'observations se font aisément. C'est pourquoi il n'y a pas de restriction quant à l'étendue des données historiques pouvant être traitées. La seule limite est la disponibilité des données. Pour des raisons de facilité

d'obtention des données, les rendements des indices ont été tirés à partir de leurs FNB respectifs. En ce qui concerne les FNB des secteurs, leur création remonte au milieu de l'année 2000. C'est pourquoi la période de 2001 à 2018 a été choisie pour l'étude.

### 3.1.2 Localisation

L'échantillon est composé des compagnies faisant partie du Standard & Poor's 500 (S&P 500). Il s'agit ainsi des 500 plus grandes compagnies du marché américain. La disponibilité et la complétude des données de ces compagnies justifient leur utilisation pour cette étude. Les Tableaux 42 et 43 en Annexe présentent toutes les compagnies du S&P500 ainsi que les FNB représentant les secteurs industriels, dont les prix ont été téléchargés.

### 3.1.3 Sources

Dans un contexte de Science des données et de numérisation de l'information en temps réel, Yahoo! Finance permet d'avoir gratuitement des résultats toujours à jour. À l'aide de l'API **quantmod**, la collecte de données se fait automatiquement. Afin d'adopter le paradigme de l'ère numérique, cette source a été choisie.

### 3.1.4 Traitement

L'ajustement des prix est fait directement par le fournisseur des données, via le *prix de fermeture ajusté*. Cet ajustement tient compte des dividendes et des fractionnements d'actions.

Ensuite, il s'agit simplement de calculer la différence relative entre le prix au temps $t$ et celui au temps $t$-1. Ceci se fait aisément à l'aide de la fonction *diff()* de la librairie **xts** en R.

### 3.1.5 Discrétisation

Dans le cadre de ce mémoire, deux approches sont considérées : discrète et continue. À ces fins, ce sont les rendements qui doivent être considérés soit comme des variables discrètes, soit comme des variables continues. Dans le cas des rendements des compagnies calculés à partir des prix, ils peuvent être considérés comme étant des variables continues. En effet, le numérateur et le dénominateur utilisés pour calculer les rendements sont très rarement les mêmes à travers toute la période étudiée et à travers les 500 compagnies. Ainsi, les rendements sont très rarement les mêmes.

La taille de notre échantillon est de 1986419 rendements. 96.97% de ces valeurs n'apparaissent qu'une seule fois, 0.94% sont des valeurs nulles, et 2.09% sont des valeurs apparaissant plusieurs fois.

Pour pouvoir implémenter une approche discrète, il faut donc discrétiser certaines valeurs. Ceci se fait en classifiant les variables dans des intervalles de tailles égales ou de proportions égales. La fonction *discretize()* de la librarie **bnlearn** permet d'effectuer cette transformation. Plus de détails concernant les fonctions de discrétisation se trouvent dans la section des *Outils technologiques*.

## 3.2 Modèles traditionnels

Il est important de comprendre en quoi les modèles traditionnels sont importants pour notre étude. Ceux-ci permettent dans un premier temps de comprendre *a priori* les relations de causalité, ou du moins, de corrélation entre les actifs financiers. Il ne s'agit pas de règle exacte, mais plutôt de ligne directrice lors de l'établissement des réseaux Bayesiens. Par la suite, ces modèles serviront de références pour évaluer la performance des réseaux Bayesiens en ce qui concerne l'évaluation des co-mouvements. Nous utilisons 2 modèles traditionnels : le Modèle d'Évaluation Des Actifs Financiers (MÉDAF) et un modèle de régression linéaire.

### 3.2.1 Modèle d'évaluation des actifs financiers - MÉDAF

Comme mentionné dans l'introduction, les modèles traditionnels sont fondamentalement des modèles probabilistes, incluant une part d'incertain sous forme de bruit ou erreur. Ce bruit est supposé être un bruit blanc, c'est-à-dire qu'il possède une moyenne nulle, et suit une certaine distribution. À nos fins, nous utilisons 2 distributions différentes pour modéliser ce bruit : une distribution gaussienne et une distribution de Student, qui sont les distributions habituellement utilisées dans la littérature.

Le modèle initial est caractérisé par la formule suivante :

$$E(R_i) = r_f + \beta_i[E(R_M) - r_f] \tag{6}$$

Où :

$$\beta_i = \frac{COV(R_M, R_i)}{VAR(R_M)} \tag{7}$$

Pour la notation, l'indice $i$ désigne les variables appartenant à l'actif étudié, alors que l'indice $M$ désigne celles appartenant au marché.

Les variables représentent chacunes :

- $R_i$ : les rendements de l'actif étudié;
- $r_f$ : le taux sans risque;
- $R_M$ : les rendements du marché qui sont représentés par ceux du S&P500 dans notre cas.

Pour nos tests, nous utilisons 3 modèles différents : le modèle de base, le modèle avec une distribution gaussienne et le modèle avec une distribution de Student.

**Modèle de base**

Ce modèle est celui le plus simple puisqu'il ne possède pas de terme d'erreur. A priori, à cause de l'absence d'élément probabiliste, ce modèle devrait être parmi les moins bons en terme de performance.

$$R_{i,t} = r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] \tag{8}$$

**Modèle avec distribution gaussienne**

$$R_{i,t} = r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] + \epsilon_i \tag{9}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) \tag{10}$$

Les paramètres de la distribution sont calibrés sur les résidus de l'équation. Ceux-ci représentent :

- $\mu_i$ : la moyenne;
- $\sigma_i$ : l'écart-type.

**Modèle avec distribution de Student**

$$R_{i,t} = r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] + \epsilon_i \tag{11}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim T(\mu_i, \nu_i) \cdot S_i \tag{12}$$

Dans le même ordre d'idée que pour la distribution gaussienne, les paramètres de la distribution sont calibrés sur les résidus de l'équation. Cette fois-ci, ils sont calibrés à l'aide de la fonction *fitdistr()* de la librairie **MASS**. Ceux-ci représentent :

- $\mu_i$ : le paramètre de non-centralité;
- $\nu_i$ : le nombre de degrés de liberté;
- $S_i$ : le facteur d'échelle.

### 3.2.2 Modèle linéaire

L'autre modèle traditionnel utilisé est le modèle linéaire. Il s'agit en fait d'une régression linéaire, dont l'équation est la suivante :

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} + \epsilon_{i,t} \tag{13}$$

Où $\alpha_i$ et $\beta_i$ sont les coefficients de régression. Ceux-ci sont déterminés à l'aide de la fonction *lm.fit()* via la méthode des moindres carrées ordinaires ($\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$). Par ailleurs, la fonction évite l'inversion de matrice à l'aide de la décomposition QR.

Bien qu'en pratique le MÉDAF et le modèle linéaire sont identiques, nous en faisons la distinction conceptuellement car par la suite nous ajouterons d'autres variables telles qu'une variable de crise et une variable de secteur. Cet ajout ce fera seulement pour le modèle linéaire et les réseaux Bayesiens. Nous n'ajoutons pas

de variables au MÉDAF car il s'agirait de changer la nature même du modèle, d'où l'introduction du modèle linéaire, un modèle "non défini" et flexible que l'on peut modifier sans le dénaturer. Nous faisons également le choix de présenter l'ajout de variables comme des nouveaux angles de comparaison (i.e. des configurations différentes) plutôt que de les considérer comme des nouveaux modèles (i.e. bien que nous comparerons les modèles linéaires avec et sans l'ajout d'autres variables, le but ultime est plutôt de comparer les modèles linéaires sans ajout de variables aux réseaux Bayesiens sans ajout de variables ainsi que les modèles linéaires avec ajout de variables aux réseaux Bayesiens avec ajout de variables, et de comparer les différences dans ces deux configurations).

En ce qui concerne les résiduels, l'approche suivie est similaire à celle du MÉDAF. En effet, nous déclinons encore une fois en 3 sous-modèles l'équation initiale : le modèle de base, le modèle avec une distribution gaussienne et le modèle avec une distribution de Student.

**Modèle de base**

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} \tag{14}$$

**Modèle avec distribution gaussienne**

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} + \epsilon_{i,t} \tag{15}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) \tag{16}$$

**Modèle avec distribution de Student**

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} + \epsilon_{i,t} \tag{17}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim T(\mu_i, \nu_i) \cdot S_i \tag{18}$$

### 3.2.3 Modèle Fama-French à trois facteurs

Le dernier modèle qui est utilisé est le modèle Fama-French à trois facteurs. Il s'agit du modèle éponyme de Fama et French (1993) qui utilise comme variables indépendantes la prime de marché (différence entre le rendement du marché et le taux sans risque), un index "Small Minus Big" et un index "High Minus Low".

L'index SMB est construit en prenant la moyenne des rendements de trois portefeuilles de compagnies à petite capitalisation à laquelle est soustraite la moyenne des rendements de trois portefeuilles de compagnies à grande capitalisation (French, 2019).

$$SMB = 1/3 \cdot (SmallValue + SmallNeutral + SmallGrowth) - 1/3 \cdot (BigValue + BigNeutral + BigGrowth) \tag{19}$$

Similairement, l'index HML est construit en prenant la moyenne des rendements de deux portefeuilles de compagnies à fort ratio *Book-to-Market* (compagnies dites "Valeur") à laquelle est soustraite la moyenne des rendements de deux portefeuilles de compagnies à faible ratio *Book-to-Market* (compagnies dites "Croissance") (French, 2019).

$$SMB = 1/2 \cdot (SmallValue + BigValue) - 1/2 \cdot (SmallGrowth + BigGrowth) \tag{20}$$

L'hypothèse derrière ce modèle est que les compagnies à petite capitalisation et à fort ratio *Book-to-Market* surperforment les compagnies à grande capitalisation et à faible ratio *Book-to-Market*. À partir de ces variables indépendantes, il s'agit en fait d'effectuer une régression linéaire. Ainsi, l'équation est la suivante:

**Modèle de base**

$$R_{i,t} = \alpha + r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] + \beta_{i,SMB} \cdot SMB + \beta_{i,HML} \cdot HML \tag{21}$$

Tout comme pour les deux autres modèles traditionnels, nous ajoutons un bruit caractérisé soit par une distribution gaussienne, soit par une distribution de Student.

**Modèle avec distribution gaussienne**

$$R_{i,t} = \alpha + r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] + \beta_{i,SMB} \cdot SMB + \beta_{i,HML} \cdot HML + \epsilon_i \tag{22}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) \tag{23}$$

**Modèle avec distribution de Student**

$$R_{i,t} = \alpha + r_f + \beta_i[R_{M,t} - r_f] + \beta_{i,SMB} \cdot SMB + \beta_{i,HML} \cdot HML + \epsilon_i \tag{24}$$

Où :

$$\epsilon_i \sim T(\mu_i, \nu_i) \cdot S_i \tag{25}$$

## 3.3 Réseaux Bayesiens

Les réseaux Bayesiens sont au centre de ce mémoire et méritent leur propre section. Nous la divisons en 2 sous-sections. La première donne une définition plus théorique aux réseaux Bayesiens, alors que la seconde se concentre sur leur mise en application. L'objectif de cette partie n'est pas de démontrer mathématiquement le fonctionnement des réseaux Bayesiens, mais de donner les outils essentiels à leur compréhension.

### 3.3.1 Définition

*Qu'est-ce qu'un réseau Bayesien?*

L'utilisation d'un réseau Bayesien provient de l'hypothèse que la probabilité d'un événement A est affectée par un événement B. Autrement dit, la distribution aléatoire d'une variable Y est conditionnelle aux valeurs d'une variable X, qui possède elle même une certaine distribution aléatoire.

Le nom "Bayesien" tire son origine du mathématicien Thomas Bayes et de son théorème éponyme. Celui-ci est le pilier des probabilités conditionnelles et est défini de telle manière (Rebonato, 2014):

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} \tag{26}$$

L'idée du réseau permet de modéliser et agréger plusieurs relations conditionnelles. Cette modélisation se fait à travers un graphe acyclique orienté. Celui-ci est composé de noeuds, représentant les variables, et d'arêtes dirigées (i.e. des flèches), représentant les liens de causalité.

Une variable X est dite être le parent d'une autre variable Y, si la valeur de X affecte la distribution de Y. Y est l'enfant de X. Une variable peut avoir aucun, un ou plusieurs enfants. Elle peut avoir aucun, un ou plusieurs parents. Une variable peut aussi avoir ni enfant, ni parent: elle est indépendante des autres variables.

L'objectif d'un réseau Bayesien est de pouvoir modéliser tous ces liens de parentés en un seul modèle et d'inférer les paramètres des distributions conditionnelles. Lorsque le nombre de variables et de liens de causalité devient élevé, le calcul des probabilités conditionnelles peut devenir complexe et demandant. Cependant, les caractéristiques et théorèmes spécifiques aux réseaux Bayesiens, telles que l'indépendance conditionnelle, permettent de simplifier les calculs.

### 3.3.2 Application

*Pourquoi les réseaux Bayesiens pour estimer les co-mouvements?*

Pour plusieurs raisons, les réseaux Bayesiens ont le potentiel de mieux estimer les co-mouvements.

En utilisant un réseau Bayesien, la structure de causalité est bien définie. En effet, il est nécessaire de définir manuellement (dans notre cas) les relations de causalité. De plus, la distribution conditionnelle des variables-enfants n'est pas définie par une relation mathématique linéaire. Par exemple, pour le cas des rendements discrets, aucune forme de distribution n'est spécifiée, permettant ainsi de capturer une variance,

une asymétrie et/ou un kurtosis variant selon la valeur de la variable-parent. Pour le cas des rendements continus, les paramètres de la distribution des variables-enfants peuvent aussi être dynamiques. Cependant, une distribution doit être spécifiée, contraignant plus la forme de la distribution.

L'ajout d'une variable de crise permet de traiter les distributions comme étant différentes durant les différents types de périodes. Ainsi, cela permet de prendre en compte les variations des paramètres de distribution lors du changement du type de période. Ceci est similaire aux modèles incluant un changement de régime.

L'inférence des paramètres de distribution est une procédure statistique. Lorsque le réseau Bayesien calibre les paramètres de chaque distribution, il prend en compte ce fait. En effet, en soi, les observations de rendements ne sont qu'un échantillon empirique d'une loi de distribution régissant ces rendements. Lorsque les paramètres sont estimés, il existe une certaine incertitude inhérente dans chacun de ceux-ci qui est due au fait que les rendements ne soient que des observations. Ainsi, au lieu de donner une valeur à ces paramètres, une distribution des paramètres est donnée. Il s'agit de la distribution de vraisemblance des paramètres.

### 3.3.3 Fonctionnement

*Comment les réseaux Bayesiens calibrent-ils les paramètres?*

Pour un modèle à variables discrètes, la procédure est simple. L'algorithme ne fait que compter le nombre de valeurs dans chacun des intervalles. Pour $P(X = x_1|Y = y_1)$, il comptera la fréquence d'apparition de valeurs de X dans l'intervalle défini par $x_1$ lorsque les valeurs de Y sont dans l'intervalle de $y_1$. Si nous avons N et M intervalles pour les variables respectivement, nous aurons alors une matrice de dimensions N-par-M, dont la somme est égale à M. Chaque colonne de la matrice donne la fréquence des intervalles de X étant donné un intervalle de Y.

Pour un modèle à variables continues, le travail est plus complexe. En effet, il ne s'agit pas de compter la fréquence d'apparition des variables puisqu'elles ne sont pas discrètes. Les liens entre les variables doivent être définis par des relations mathématiques et des lois de distribution définies par l'utilisateur. La calibration peut être faite par simulations Monte Carlo par Chaînes de Markov (MCMC). Pour expliquer de manière très simple, les valeurs des paramètres vont être testées aléatoirement. Comment l'algorithme converge-t-il?

Il ne converge pas vraiment vers une valeur spécifique. Pour mieux comprendre pourquoi, voici une explication du fonctionnement de la méthode.

La méthode utilise une combinaison de chaînes de Markov et de simulation Monte Carlo afin de déterminer les distributions de certains paramètres de notre modèle. Dans notre cas, l'algorithme utilise un Monte Carlo Hamiltonien, qui est une variante de l'algorithme Metropolis-Hastings, afin de converger vers les distributions cibles, c'est-à-dire les distributions *a posteriori*.

Expliquons d'abord, l'algorithme Metropolis-Hastings. L'objectif de la méthode est de déterminer les distributions de vraisemblance de certains paramètres. Prenons comme exemple le coefficient $\beta$ de notre régression. Nous avons aussi un ensemble d'observations empiriques que nous allons utiliser pour calculer notre coefficient. Afin de faire fonctionner l'algorithme, nous avons aussi besoin de lui donner une distribution *a priori* du coefficient de régression. Il s'agit ainsi d'un choix arbitraire fait par l'utilisateur (idéalement le choix de cette distribution est informée et est proche de la distribution *a posteriori*). Cette distribution représente

la distribution de vraisemblance de départ du coefficient. Nous devons aussi spécifier une valeur de départ pour le coefficient, ou sinon l'algorithme choisira au hasard une valeur selon la distribution *a priori* pour commencer. Ensuite l'algorithme répétera les étapes suivantes:

1. À partir de la valeur de l'itération précédente (pour la première itération, il s'agit de la valeur initiale), l'algorithme effectue un saut de direction et de magnitude aléatoires pour la valeur du paramètre (la magnitude est définie à l'aide d'une distribution que l'on doit aussi spécifier, il s'agit souvent d'une distribution gaussienne ou uniforme).
2. L'algorithme choisit de garder la nouvelle valeur ou pas. Pour cela, il calcule un taux de rétention qui est calculé à l'aide de la distribution que nous avons spécifiée ainsi que des valeurs du paramètre à l'itération précédente et l'itération actuelle. La formule est la suivante:

$$p_{rtention} = min(1, \frac{p(D|\theta_{prcdent})p(\theta_{prcdent})}{p(D|\theta_{actuel})p(\theta_{actuel})}) \tag{27}$$

En effet, comme nous l'avons mentionné, les réseaux Bayesiens donnent une distribution de vraisemblance des paramètres. L'avantage de la méthode Metropolis-Hastings est que les distributions des valeurs simulées des paramètres sont en fait les distributions de vraisemblance des paramètres. Il s'agit d'une propriété de la méthode. La démonstration de cette propriété est trop longue et peu pertinente ici. Kruschke (2011) y consacre un chapitre complet dans son livre sur l'analyse Bayesienne des données.

La méthode qui est utilisée dans ce mémoire est le Monte Carlo Hamiltonien. Elle diffère de l'algorithme Metropolis-Hastings au niveau de la détermination des sauts et du calcul du taux de rétention. Il s'agit de la méthode par défaut utilisée par la librairie **greta**. La comparaison des différents algorithmes disponibles dans notre cas pourrait faire l'objet d'une étude plus poussée. Cependant ceci sort de notre cadre d'analyse puisque nous voulons faire une preuve de concept des réseaux Bayesiens.

Ce processus de simulation requiert que chaque paramètre soit définie par une distribution *a priori* (*prior distribution*). Celle-ci provient de l'utilisateur et de son expérience ou de ses hypothèses sur la valeur des paramètres. Elle a un impact sur la précision de la méthode MCMC puisqu'elle définit le taux de rétention à chaque itération de la simulation.

Kruschke (2011) nous donne dans son livre les distributions *a priori* usuellement choisies pour chaque type de paramètre.

Table 2: Distributions a priori typiques pour chaque type de paramètres

| Paramètre | Distribution |
|---|---|
| Moyenne ou Paramètre de centralité | Normale |
| Écart-type ou Facteur d'échelle | Gamma ou Uniforme |
| Degrés de liberté | Log-normale ou Exponentielle |

## 3.4 Mesures de performance

La mesure de performance se fait en 3 étapes. Dans un premier temps, des graphiques dits “mosaïques”, aussi appelés diagrammes de Marimekko, sont tracés. Puis, des mesures statistiques sont calculées afin de comparer les distributions des modèles avec la distribution historique. Finalement, des tests de robustesse sont effectués.

### 3.4.1 Mosaïques

Les mosaïques permettent de représenter les distributions conditionnelles entre deux variables discrètes X et Y. Ainsi, étant donnée chaque valeur possible, ou segment dans notre cas, de X, la probabilité de chaque valeur possible de Y est représentée. Ceci nous donne des rectangles de tailles différentes. La longueur (ou largeur) des rectangles selon l’axe des abscisses représentent la probabilité d’occurrence pour une valeur discrète donnée de la variable X. Selon l’axe des ordonnées, il s’agit de la probabilité d’occurrence pour une valeur discrète donnée de la variable Y. Les deux axes ont toujours une échelle de 1, puisque la somme respective des côtés des rectangles donne toujours 1. La figure 4 présente des exemples de diagramme de Marimekko pour deux variables d’une distribution normale multivariée, avec des coefficients de corrélation différents.

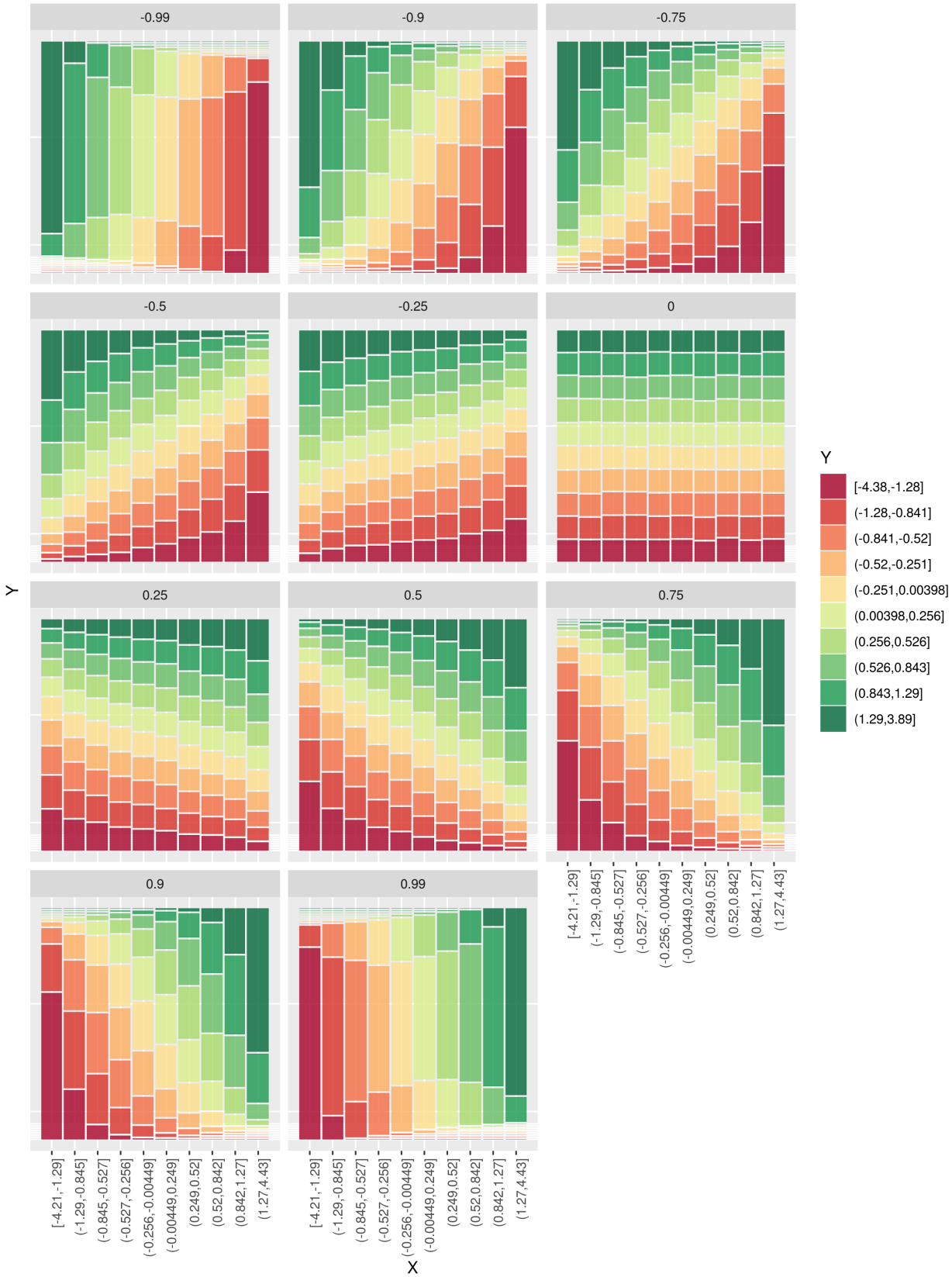



Figure 4: Diagrammes de Marimekko pour des distributions normales multivariées, en fonction du coefficient de corrélation

L'objectif d'utiliser de tels graphiques est de comprendre comment les modèles fonctionnent en termes de probabilités conditionnelles. Ainsi, chaque graphique permet de représenter les probabilités conditionnelles pour un seul modèle. Cependant, ils ne permettent pas d'avoir un mesure quantitative et systématique de la performance de chacun des modèles. Ainsi, nous utilisons plutôt les mosaïques comme moyen de visualiser les probabilités conditionnelles.

### 3.4.2 Tests statistiques

Afin de quantifier la performance des modèles, nous utilisons le test de Pearson, aussi connu sous le nom de "Chi-deux" ou "Chi-carré". Il s'agit d'un test de qualité de l'ajustement, signifiant qu'il caractérise à quel point deux distributions se ressemblent. Dans notre cas, il s'agit de la distribution historique et de la distribution prédite par les modèles, qui sont définies de la manière suivante:

- Distribution historique : Nombre de valeurs historiques appartenant à un intervalle donné de la variable Y (e.g. les rendements d'Apple entre 0 et 0.01) étant donné un intervalle de la variable X (e.g. les rendements du marché entre 0 et 0.01), et ce, pour toutes les combinaisons d'intervalles de X et de Y;
- Distribution prédite : Il s'agit du même processus que celui de la distribution historique mais en utilisant des valeurs prédites plutôt que des valeurs historiques. Les valeurs prédites sont calculées en utilisant les paramètres des modèles qui ont été calibrés à l'aide des données historiques ainsi que ces mêmes données historiques (e.g. pour le modèle linéaire, dans un premier temps, les coefficients de régression sont calculés à l'aide des données historiques des variables X et Y, ainsi que les paramètres de distribution des résidus, puis, nous reprenons les données historiques de X que nous multiplions aux coefficients de régression et auxquelles nous ajoutons un bruit suivant la distribution utilisée).

La statistique du test est définie par la formule suivante :

$$q = \sum_{i=1}^{K} \frac{T(b_i - e_i)^2}{e_i} \tag{28}$$

$$q \sim \chi^2(K - 1 - p) \tag{29}$$

- q : statistique du test
- T : nombre de valeurs utilisées
- $b_i$ : fréquence observée pour le ième segment
- $e_i$ : fréquence estimée pour le ième segment
- K : nombre de segments
- p : nombre de degrés de liberté (dans notre cas, nombre de variables utilisées pour l'estimation)

La formule requiert une discrétisation des valeurs en un nombre $K$ de segments. Les segments doivent avoir les mêmes bornes pour les valeurs observées et les valeurs estimées.

Le test de Pearson s'applique pour des distributions à une variable. Cependant, les distributions conditionnelles sont des distributions utilisant deux variables (ou plus). Or il n'existe pas de test semblable pour des distributions utilisant deux variables. La solution est de calculer la statistique du test d'une variable pour

chaque valeur possible de l'autre variable. Cette approche nous donne plusieurs valeurs de la statistique du test, qui suivent la formule suivante :

$$q|(Y = y_j) = \sum_{i=1}^{K} \frac{T|(Y = y_j)(b_i|(Y = y_j) - e_i|(Y = y_j))^2}{e_i|(Y = y_j)} \tag{30}$$

Puisque nous voulons comparer les distributions des différents modèles de manière systématique, il est nécessaire de réduire ces valeurs à une valeur unique. Dans notre cas, nous utilisons la moyenne des valeurs calculées :

$$q' = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^{L} q|(Y = y_j) \sim Gamma(\alpha = L \cdot (K - 1 - p)/2, \theta = 2/L) \tag{31}$$

Il est important de prendre en compte que cette réduction en utilisant la moyenne nous fait perdre beaucoup d'information.

Enfin, les différentes valeurs obtenues pour la statistique du test nous permettent de comparer quantitativement les différents modèles. Plus les deux distributions se ressemblent, plus la valeur de la statistique du test est petite. De plus, cela nous permet de visualiser les résultats à une plus grande échelle, notamment lorsque nous comparons les modèles en utilisant toutes les compagnies du S&P500 plutôt que seulement Apple.

### 3.4.3 Test rétroactif de validité

Les deux mesures de performance précédentes sont appliquées à des modélisations utilisant des données *en échantillon*, c'est-à-dire que les données utilisées pour calibrer les modèles proviennent de la même période que celle des valeurs estimées. Ceci est une première étape pour comprendre comment les réseaux Bayesiens fonctionnent et performent. La troisième et dernière mesure de performance a pour but de valider les résultats des deux premières en utilisant aussi le test de Pearson, mais sur des données *hors échantillon*. L'objectif de cet exercice est de s'assurer de la robustesse des modèles face au sur-ajustement. Les périodes de données se divisent en deux :

- la période d'ajustement, où les données sont utilisées pour calibrer les modèles;
- la période de test, où les données sont utilisées pour comparer les distributions estimées et empiriques.

La période de test commence le lendemain de la dernière journée de la période d'ajustement. Nous voulons aussi mesurer l'effet de la taille de la période d'ajustement sur la performance de l'estimation ainsi que l'horizon d'estimation. Ainsi, nous faisons varier la taille des deux périodes. Le Tableau 3 présente les différentes tailles de périodes utilisées. Chaque combinaison entre tailles de période d'ajustement et de période de test a été utilisée (e.g. 12 et 6, 12 et 12, 12 et 18, etc.)

Table 3: Tailles des périodes d'ajustement et des périodes de test utilisées

| Période d'ajustement | Période de test |
|---|---|
| 12 | 6 |

| Période d'ajustement | Période de test |
|---|---|
| 24 | 12 |
| 36 | 18 |
| 48 | 24 |
| 60 | 48 |
| 84 | 60 |
| 120 | |

Puisque les périodes sont plus petites que la période de toutes les données, il est possible d'effectuer le test plusieurs fois pour chaque combinaison de tailles de périodes. Ainsi, une méthodologie de fenêtre mobile avec un pas de temps d'un mois est utilisée.

## 3.5 Outils technologiques

L'aspect méthodologique de ce mémoire ne serait possible sans l'utilisation de la Science des données. En utilisant les nouveaux outils informatiques développés par la communauté de programmeurs, il est possible d'étudier et d'utiliser les réseaux Bayesiens dans le cadre d'une étude en finance quantitative, et de pousser l'analyse à l'échelle de toutes les compagnies du S&P500.

### 3.5.1 R

R est un langage de programmation open-source populaire chez les chercheurs et les académiques. Sa force provient des nombreuses librairies développées par sa communauté, notamment les librairies pour les statistiques et l'analyse de données, mais aussi de la facilité à manipuler et visualiser les données. C'est pourquoi R est l'outil idéal pour ce mémoire.

### 3.5.2 Nüance-R

Nüance-R est une plateforme en ligne, disponible sur n'importe quel ordinateur, incorporant la dernière version de Rstudio et permettant de faire de la recherche reproductible. En l'utilisant avec le langage R-Markdown, une combinaison de R et de Markdown, elle a facilité la rédaction de ce mémoire de maîtrise. Elle permet entre autre d'importer facilement les références, de générer automatiquement les figures, les tableaux et les tables des matières.

### 3.5.3 Quantmod

*Quantmod* est une librairie de R, développée pour la finance quantitative. Via sa fonction *loadSymbols()*, elle permet d'accéder aux données financières disponibles chez différents fournisseurs de données tels que Yahoo! Finance ou la FRED (Federal Reserve Bank of St-Louis). Son utilisation permet d'accéder aisément aux

prix de fermeture des 500 compagnies du S&P 500. En effet, en utilisant du code, l'extraction de données devient automatique. Un exemple de code utilisé pour extraire les prix d'Apple est montré en Annexe.

### 3.5.4 Xts

La librairie xts (eXtensible Time Series) permet d'utiliser des objets *xts* et leurs fonctions. Ils sont similaires aux dataframes classiques de R, sauf que l'indexation des lignes se fait à l'aide de dates. Ceci permet d'aligner facilement les dates entre différentes variables ainsi que de manipuler les données en fonction des dates. De plus, la fonction *diff()* permet de calculer très simplement les rendements.

### 3.5.5 Bnlearn

Les réseaux Bayesiens ont leur propre librairie en R : *bnlearn*. Elle permet de construire des réseaux Bayesiens et de trouver les probabilités conditionnelles des différentes variables. Bien qu'elle fonctionne avec des variables continues et discrètes, dans ce mémoire elle ne sera utilisée que pour l'approche discrète. Pour l'approche continue, la librairie greta (détaillée plus loin) donne plus de latitude en termes de distributions disponibles et de puissance de calcul.

La première étape est de créer un réseau Bayesien. Le modèle se fait en créant un graphe orienté acyclique, c'est-à-dire des noeuds et des arêtes. Ceci se fait en créant un objet *empty.graph()*, qui a pour arguments le nom des noeuds. Les arêtes orientées sont définies en assignant une matrice d'adjacence au graphe, à travers de l'attribut *amat()* du graphe. Ensuite, le réseau est ajusté grâces aux données historiques. Comme mentionné plus tôt, en utilisant des variables discrètes, il n'est pas nécessaire de définir de distribution ni de paramètres.

La discrétisation des variables se fait à l'aide d'une fonction de la librairie bnlearn : *discretize()*. Celle-ci permet tout simplement de séparer les valeurs d'un vecteur dans des intervalles, soit de tailles égales, soit de fréquences égales. Cependant, lorsque l'on veut comparer une distribution empirique et une distribution estimée, il est nécessaire d'avoir les mêmes intervalles, ce que la fonction *discretize()* ne permet pas de faire. Ainsi, pour ce mémoire, il a été nécessaire de créer une fonction similaire pouvant accomplir cela. La fonction créée, *convertToDiscrete()*, prend un vecteur de valeurs continues et un vecteur de valeurs discrètes, puis transforme le vecteur de valeurs continues en un vecteur de valeurs discrètes ayant les mêmes intervalles que le vecteur de valeurs discrètes qui lui a été donné. Pour toutes valeurs en dehors des intervalles, la fonction les considère comme faisant partie des intervalles extrêmes, c'est-à-dire l'intervalle le plus à gauche et celui le plus à droite.

Finalement, une fois le modèle construit et ajusté, il est possible de faire des tirages aléatoires à l'aide de la fonction *rbn()*.

Un exemple de code est montré en Annexe.

### 3.5.6 Ggplot2 & ggmosaic

Pouvoir construire des modèles est bien beau, mais ne le serait pas sans avoir une façon de les visualiser. En R, la librairie principale pour visualiser les données est ggplot2. Cette librairie met en oeuvre les principes de "*Grammar of Graphics*", qui essaye de standardiser la syntaxe utilisée pour créer des graphiques, notamment dans l'ère numérique. Ggplot2 permet de créer de nombreux types de graphiques, allant du simple nuage de points, à l'histogramme, en passant par le diagramme en boîtes, tout en gardant une syntaxe similaire. Il est alors possible de passer d'un type de graphique à un autre aisément et rapidement, permettant à l'utilisateur de trouver la meilleure façon de visualiser les résultats. Ce processus est souvent sous-estimé, mais il permet de mieux comprendre les données et d'en tirer des observations pertinentes pour aller de l'avant.

Les objets *ggplot* utilisent des paramètres esthétiques fixes ou variables. Les paramètres fixes sont déterminés par des valeurs entrées par l'utilisateur, alors que les paramètres variables s'ajustent en fonction des données, ce qui facilite la construction de graphiques. Ces paramètres variables sont définis à l'aide de la fonction *aes()*.

De nombreux autres paramètres et fonctions peuvent être ajoutés aux graphiques. Par exemple, il est possible de diviser le graphique en plusieurs sous-graphiques, ce qui est pratique lorsqu'il y a plusieurs dimensions ou variables à considérer.

Un exemple de code est présenté en Annexe.

La librairie ggmosaic est une extension de ggplot2, ajoutant de nouveaux types de graphiques : les diagrammes de Marimekko, aussi appelés mosaïques. Ces diagrammes permettent de visualiser la distribution de deux variables qualitatives. Dans notre cas, il s'agit de visualiser les probabilités conditionnelles de deux variables discrètes.

### 3.5.7 Greta

Bien que la librairie *greta* ne soit pas une librairie spécifiquement dédiée aux réseaux Bayesiens, ses outils en font une des plus adaptées. La librairie permet de modéliser des réseaux Bayesiens et d'estimer les paramètres par une méthode de Monte Carlo par Chaînes de Markov. Pour cela, elle utilise la fameuse structure de TensorFlow, qui est utilisée pour l'apprentissage machine, afin d'accélérer le processus d'optimisation des paramètres. Évidemment, la librairie ne peut pas tout faire, et la conceptualisation du modèle reste encore la responsabilité de l'utilisateur…

Un exemple de code est présenté en Annexe.

### 3.5.8 Chisq.test

Pour le calcul de la statistique du test de Pearson, il existe déjà une fonction en R : *chisq.test()* de la librairie *stats*. Comme mentionné plus tôt, le test de Pearson se fait pour une distribution utilisant une seule variable. Cette fonction fait exactement cela. Ainsi, une fonction a été créée pour pouvoir prendre en compte les distributions conditionnelles. Nous l'avons appelée "*multiChi()*". En Annexe, se trouve le code de la fonction.

### 3.5.9 findMode

À l'étape des modèles en rendements discrets, il est nécessaire de calculer le mode de certaines distributions. Pour ce faire, une fonction a été créée expressément. Puisque les données sont des valeurs continues, il ne s'agit pas simplement de trouver la valeur ayant le plus d'occurrences. Une fonction d'estimation de densité par kernels est utilisée. Il s'agit de la fonction *density()*. Le code de la fonction est présenté en Annexe.

## 3.6 Modélisation des co-mouvements en rendements discrets

À cette étape, l'objectif est d'évaluer les co-mouvements à l'aide de distributions conditionnelles, puis de mesurer la performance des différents modèles.

Plusieurs idées et hypothèses entrent en jeu. La première est que les périodes de crise sont des régimes différents, ce qui affecte les probabilités conditionnelles. Dans nos calculs, ceci est représenté par une variable binaire étant égale à 0 en période normale, et à 1 en période de crise. Cette période de crise commence le 15 Août 2007 et se termine le 15 Avril 2009. La seconde idée est que l'utilisation du secteur industriel de la compagnie étudiée peut aider les modèles à évaluer les distributions conditionnelles. Ceci se fait simplement en ajoutant l'indice sectoriel ou un FNB (ETF en anglais) le représentant au modèle.

Tout d'abord, nous présentons comment les trois modèles sont calibrés et comment les distributions sont calculées. Ensuite, nous expliquons comment les hypothèses concernant les effets d'une période de crise et d'une variable de secteur sont incorporées dans les modèles.

### 3.6.1 MÉDAF

Le MÉDAF utilise les rendements de l'actif financier étudié, ceux du marché et le taux sans risque pour calculer le *bêta* de l'actif. Les rendements continus (i.e. non-discrétisés) sont utilisés pour ce calcul. Pour le taux sans risque, nous utilisons les taux 3 mois des bons du Trésor américain, que nous ramenons à un taux journalier. Ces taux sont pris sur une fréquence quotidienne. Ceci nous permet de calculer la prime de risque du marché en calculant la différence entre le rendement du marché et le taux 3 mois journalier.

Les rendements sont alors estimés avec ces valeurs et comparés aux rendements historiques afin de calculer les résidus. Pour les modèles incorporant une part de bruit, la distribution de ces derniers est alors caractérisée selon une distribution normale ou une distribution de Student, dont les paramètres sont calculés à l'aide d'outils simples pour la distribution normale (moyenne et écart-type) ou d'une fonction d'ajustement pour la distribution de Student. Ces paramètres sont ensuite utilisés pour simuler le bruit qui est ensuite rajouté aux rendements estimés continus. En d'autres termes, des valeurs aléatoires suivant les distributions des résidus sont calculées et ajoutées aux rendements estimés sans résidus pour donner les rendements estimés finaux.

Les rendements estimés continus sont convertis en rendements estimés discrets à l'aide des bornes de discrétisation des rendements historiques de l'actif financier étudié. Le but d'utiliser les bornes de discrétisation

initiales est de pouvoir garder une référence commune lors de la comparaison des distributions conditionnelles. En effet, en n'utilisant pas une référence commune, les bornes de discrétisation seraient différentes, ce qui biaiserait les résultats. La Figure 5 présente ce processus.

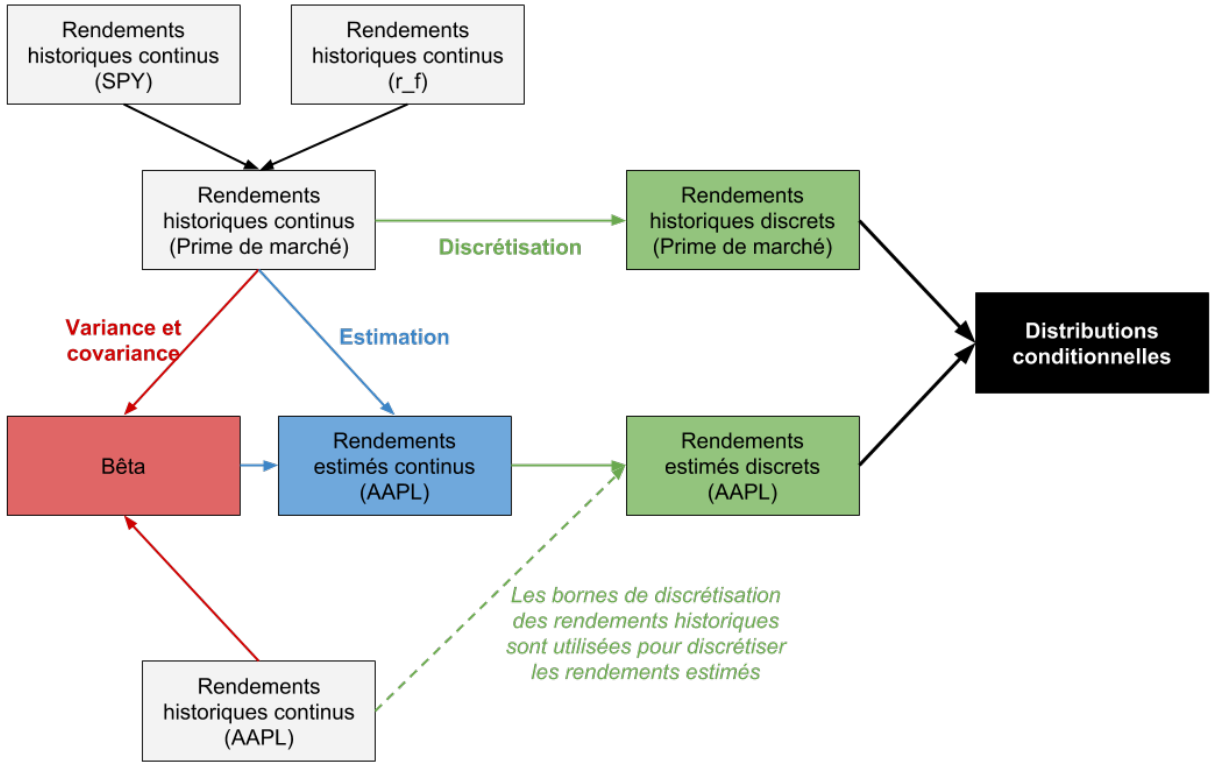



Figure 5: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le MÉDAF

### 3.6.2 Modèle Fama-French

Le modèle Fama-French à trois facteurs utilise les rendements de l'actif financier étudié, ceux du marché, le taux sans risque et les rendements des indices *SMB* et *HML* pour calculer ses coefficients de régression. Le processus est similaire au MÉDAF à la différence que les rendements des indices *SMB* et *HML* ne sont pas discrétisés ni utilisés pour le calcul des distributions conditionnelles. En effet, l'objectif n'est pas de déterminer les distributions conditionnelles par rapport à ces variables mais bien par rapport aux rendements du marché, comme pour les autres modèles. Ainsi, il s'agit d'un modèle comme le MÉDAF mais auquel nous avons rajouté de l'information sous forme de deux autres variables indépendantes. La Figure 6 présente ce processus.

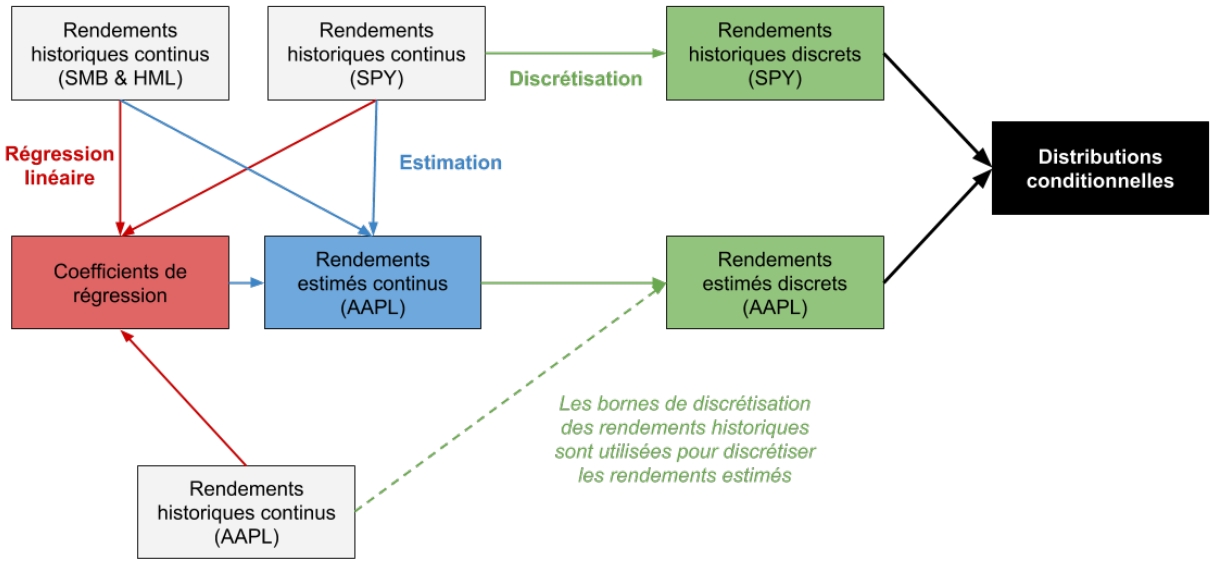



Figure 6: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle Fama-French

### 3.6.3 Modèle linéaire

Pour ce modèle, il s'agit de faire une régression linéaire entre les rendements historiques de l'actif financier étudié et ceux du marché. Encore une fois, les rendements continus (i.e. non-discrétisés) sont utilisés pour la régression. En utilisant les rendements historiques du marché, les coefficients de la régression permettent ensuite de déterminer les rendements estimés de l'actif financier. De la même manière que pour le MÉDAF, la distribution des résidus est paramétrée selon une distribution normale ou de Student, puis le bruit est rajouté aux rendements estimés sans résidus. Enfin, les rendements estimés continus sont convertis en rendements estimés discrets à l'aide des bornes de discrétisation des rendements historiques de l'actif financier étudié. La Figure 7 présente ce processus.

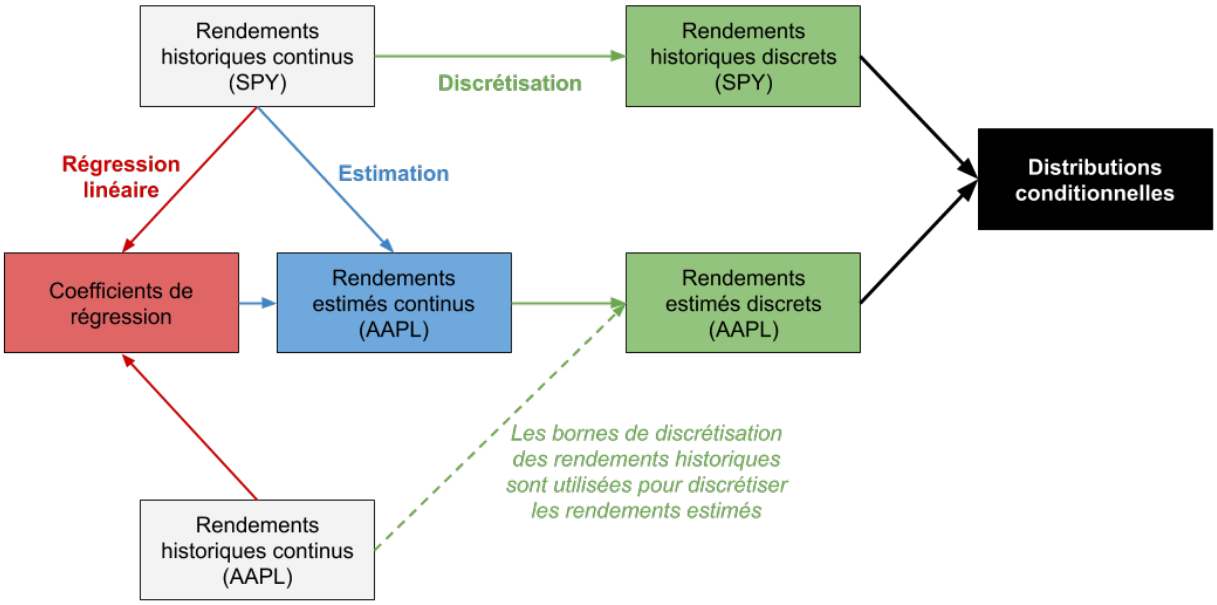



Figure 7: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle linéaire

Le MÉDAF et le modèle linéaire sont similaires en termes de calculs. En effet, les coefficients devraient être très proches. Cependant, ce sont les fondements idéologiques des deux modèles qui les différencient. En effet, le MÉDAF se base uniquement sur la prime de risque du marché pour déterminer les rendements de l'actif, alors que le modèle linéaire ne se base sur aucune hypothèse forte pour le diriger. Ainsi, c'est à l'utilisateur de poser ses hypothèses et d'ajouter d'autres variables au modèle linéaire.

### 3.6.4 Réseaux Bayesiens

Pour le réseau Bayesien, le processus de discrétisation se déroule en premier. Les rendements historiques de l'actif financier étudié et du marché sont convertis en rendements discrets avant de pouvoir les utiliser pour calibrer le réseau Bayesien. Ensuite, à l'aide de la librairie **bnlearn**, un réseau est créé à l'aide de noeux, représentant les variables, et d'arêtes, représentant le lien de causalité entre les variables. Dans le cas d'un modèle simple à 2 actifs, le noeud parent représente les rendements du marché, alors que le noeud enfant représente les rendements de l'actif étudié. Une fois le réseau construit, il est calibré en utilisant la fonction *bn.fit()* et en passant les rendements historiques en argument. Finalement, un tirage aléatoire est effectué à l'aide de la fonction *rbn()*. Le tirage est répété le même nombre de fois qu'il y a de rendements dans l'échantillon historique. Le tirage est effectué sur toutes les variables car la librairie **bnlearn** ne permet pas d'incorporer des variables fixes, ce qui sera au final légèrement au désavantage des réseaux Bayesiens lors de la mesure de performance. Puisque la discrétisation a eu lieu avant le calibrage du modèle, nous n'avons pas besoin de le refaire. La Figure 8 présente ce processus.

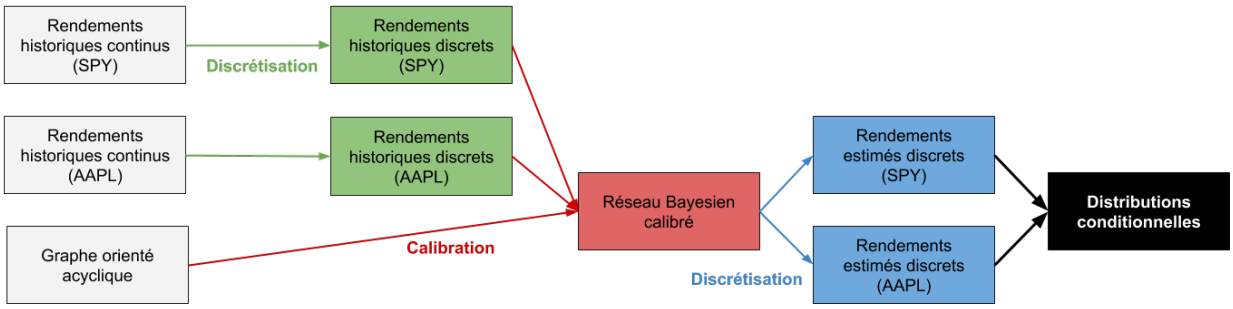



Figure 8: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le réseau Bayesien

### 3.6.5 Période de crise

L'ajout d'une période de crise aux modèles est en son essence simple : définir une période historique de crise et ajouter une variable binaire. Cependant, son utilisation pour la calibration des modèles et/ou pour la mesure de performance peut être plus sophistiquée. Tout d'abord, définissons le cadre d'utilisation de cette variable. D'un côté, nous voulons l'utiliser pour donner plus d'information aux modèles, et de l'autre nous voulons observer la performance des modèles dans des régimes différents (i.e. est-ce qu'un modèle linéaire n'utilisant pas de variable de crise performe aussi bien dans les deux régimes?).

Ainsi, nous effectuons d'abord les calculs sans que la variable de crise affecte les modèles. Dans cette situation, la variable de crise sert uniquement à filtrer les données avant les calculs afin de voir comment les modèles réagissent dans différents régimes sans qu'ils ne le sachent. Cette procédure est présentée à la figure 9.

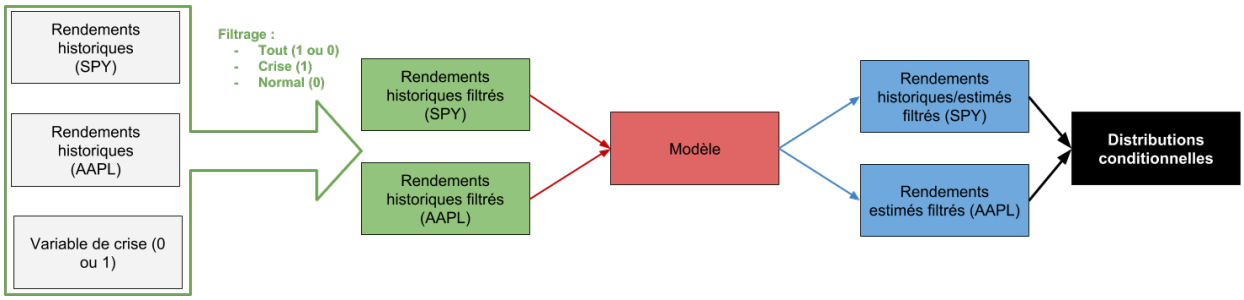



Figure 9: Processus de filtrage de crise pré-évaluation

Dans un second temps, nous effectuons les calculs mais en utilisant cette fois-ci la variable de crise dans les modèles. Le filtrage selon les régimes s'effectue après les estimations, ce qui permet d'observer comment les modèles interprètent l'utilisation d'une variable de crise. Cette procédure est présentée à la figure 10. Pour les réseaux Bayesiens, la variable de crise affecte les deux autres variables, c'est-à-dire l'actif financier étudié et le marché. Pour le modèle linéaire, il s'agit simplement d'une variable en plus sur laquelle la régression s'effectue. Pour le MÉDAF, la variable de crise ne peut pas être incorporée.

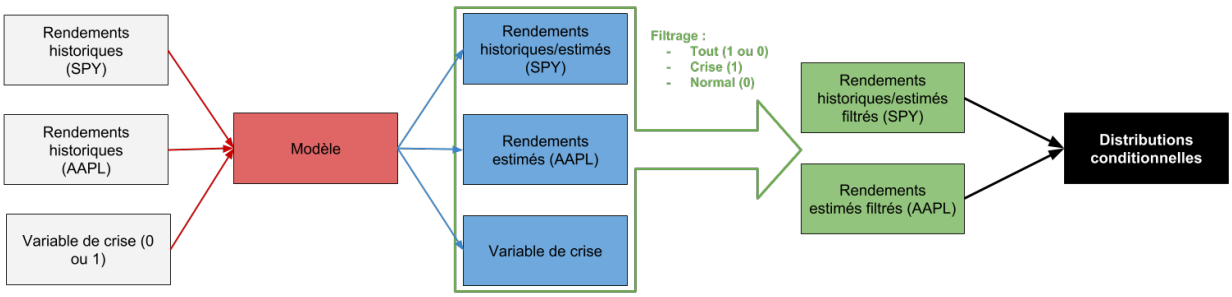



Figure 10: Processus de filtrage de crise dans le modèle

Il est important de noter que le but de l'exercice ici n'est pas de prédire les crises futures. Dans une perspective de simulation et/ou de gestion des risques, les périodes de crise pourrait être définies par l'utilisateur selon son objectif. Dans ce mémoire, le but est de comprendre comment les co-mouvements peuvent être modélisés, et ce, en intégrant une distinction lors de régimes différents. En effet, l'utilisation de la variable de crise devrait a priori aider les modèles à mieux définir les distributions conditionnelles. Mais puisque les modèles prennent en compte différemment les variables, l'impact de la variable de crise pourrait différer d'un modèle à l'autre.

### 3.6.6 Secteur

L'ajout d'une variable de secteur permet d'apporter plus d'information aux modèles. Ceci est fait en prenant les rendements du FNB du secteur correspondant à l'actif étudié. Par exemple, pour Apple, il s'agit du secteur TI, qui est représenté par le FNB *"iShares Dow Jones US Technology"*, dont le symbole est "IYW".

Pour le modèle linéaire, puisque le secteur et le marché ont une très forte corrélation, on ne peut pas prendre directement les rendements du secteur. Pour donner le maximum d'information au modèle, il faut d'abord effectuer une première régression entre le secteur et le marché. À l'aide de cette régression, nous gardons les résidus du secteur, et les utilisons à la place de ses rendements. Ainsi, à l'étape de la régression pour l'actif étudié, les données sont : les rendements du marché, les résidus du secteur, et les rendements de l'actif étudié. Il s'agit alors d'une régression linéaire à plusieurs facteurs : le marché et le secteur. Comme pour les autres régressions linéaires, on ajoute du bruit caractérisé par une distribution gaussienne ou de Student. Cette procédure est présentée à la figure 11.

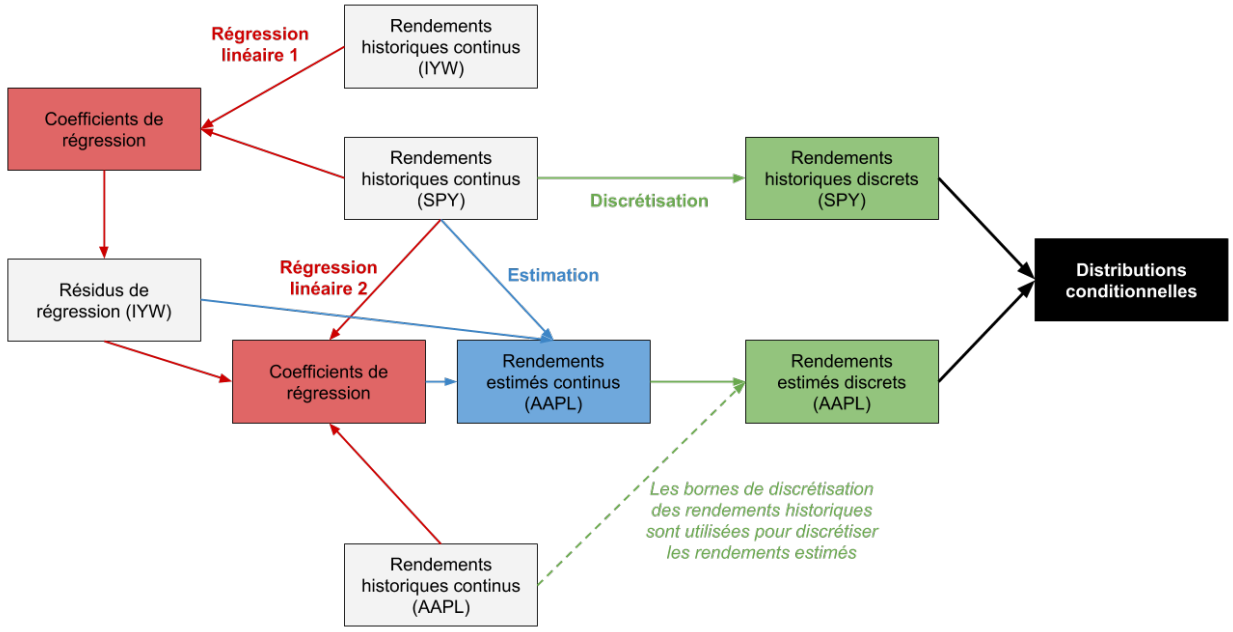



Figure 11: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le modèle linéaire avec variable de secteur

Pour le réseau Bayesien, la procédure est plus simple. Il s'agit d'ajouter un noeud entre le marché et l'actif étudié. Ainsi, l'actif étudié possède le secteur comme parent et le marché comme "grand-parent". Il est à noter que lorsqu'une variable de crise est utilisée dans le modèle, elle affecte aussi la variable de secteur. Cette procédure est présentée à la figure 12.

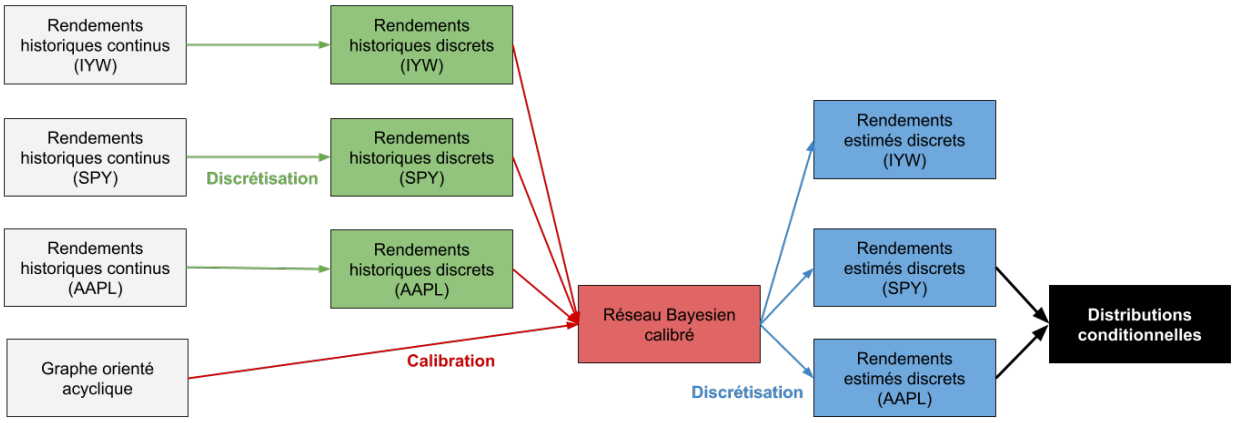



Figure 12: Processus d'évaluation des distributions conditionnelles pour le réseau Bayesien avec variable de secteur

Encore une fois, le MÉDAF ne bénéficie pas de l'ajout d'une variable.

### 3.6.7 Co-mouvements entre deux titres

L'analyse des co-mouvements porte aussi sur ceux entre deux titres financiers distincts. Pour estimer les rendements des deux actifs en même temps, il s'agit d'abord d'utiliser les modèles de manière parallèle pour chacun des titres. Les rendements du marchés sont utilisés pour la calibration mais ne sont pas utilisés pour l'analyse de performance. Lorsque les résidus doivent être simulés, la corrélation entre les résidus empiriques est utilisée pour effectuer un tirage multivarié de deux distributions gaussiennes ou de Student corrélées.

En ce qui concerne les réseaux Bayesiens, il s'agit simplement de créer un graphe acyclique où le marché est la variable parent, et où les deux titres sont des enfants de la variable de marché. Cependant, il n'y a aucun lien direct entre les deux titres. L'absence de lien est censé avantager les modèles traditionnels.

### 3.6.8 Synthèse du cadre de travail

Le cadre de travail pour l'étude des rendements discrets se divise en quatre parties:

1. L'étude de cas des co-mouvements entre Apple et le marché;
2. La généralisation du cas d'Apple à toutes les compagnies de l'index S&P500;
3. L'étude de cas des co-mouvements entre Apple et Citigroup;
4. La généralisation du cas d'Apple et Citigroup à toutes les compagnies de l'index S&P500.

Pour calculer les résultats de la première partie, nous utilisons différentes approches, qui se décomposent en trois niveaux :

- L'utilisation d'une variable de secteur
  - Sans la variable de secteur
  - Avec la variable de secteur
- L'utilisation de la variable de crise
  - Filtrage avant le modèle
  - Inclusion dans le modèle
- Présentation des résultats
  - Toutes les données
  - Seulement les valeurs hors-crise
  - Seulement les valeurs en période de crise

Ceci nous donne un total de 12 déclinaisons possibles, qui seront utilisées chacune à leur tour pour présenter les résultats. Afin de rendre la lecture plus légère et plus claire, nous utiliserons des numéros pour faire référence aux différentes déclinaisons, tel que présenté à la Figure 13.

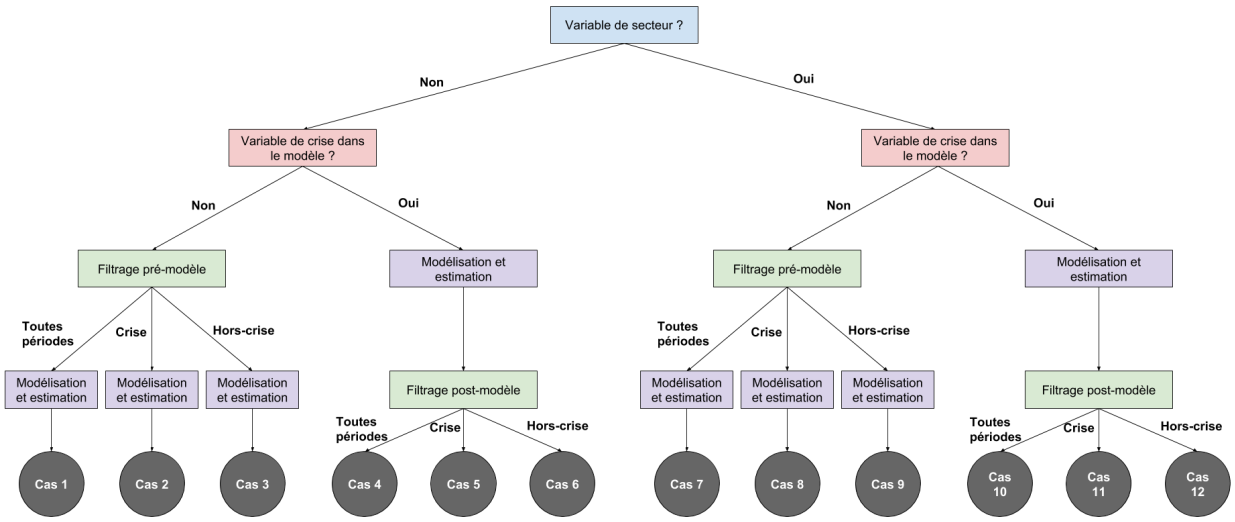



Figure 13: Approches de travail pour l'étude des co-mouvements discrets

L'idée derrière l'utilisation d'autant de déclinaison est de pouvoir comparer les différents effets des variables sur les modèles et leurs résultats. Entre autre, puisque les réseaux Bayesiens discrets ont une certaine facilité à incorporer de nouvelles variables, il s'agit aussi de mettre sur le même pied d'égalité les autres modèles.

L'inclusion d'une variable de secteur dans les modèles vient de l'hypothèse que l'ajout d'information permet de mieux caractériser les distributions.

Le filtrage selon la variable de crise avant les modèles, ou "pré-modèle", permet d'analyser les résultats des modèles comme s'il y avait deux régimes, chacun avec ses propres paramètres de distribution. Cela rejoint l'idée des modèles à changements de régimes (Hardy, 2001; Seungwook, 2004) et des modèles avec des mélanges de gaussiennes (Beaulieu, Dufour et Khalaf, 2002). L'inclusion de la variable de crise dans les modèles suit la même hypothèse que pour la variable de secteur.

Pour la second partie, c'est-à-dire la généralisation de la première, il s'agit de voir si les observations effectuées dans la première partie se transposent à toutes les compagnies. Ceci ne serait pas possible sans l'apport de la Science des données et de l'automatisation des processus. L'apport de ce mémoire est aussi méthodologique.

La troisième partie étudie le cas des co-mouvements entre Apple et Citigroup. La même méthodologie que la première partie y est appliquée, à l'exception que les cas avec la variable de secteur ont été retirés car cette dernière ne semblait pas apporter suffisamment d'information.

La quatrième est une généralisation de la troisième. Dans cette section, les co-mouvements entre Apple et toutes les autres compagnies de l'indice sont étudiés, ainsi que ceux entre Citigroup et toutes les autres compagnies de l'indice.

## 3.7 Modélisation des co-mouvements en rendements continus

Le MÉDAF et le modèle linéaire sont initialement des modèles fonctionnant avec des variables continues. Ce sont seulement leurs rendements estimés qui sont transformés en rendements discrets afin de pouvoir calculer la statistique de Pearson. Ainsi, ces modèles ne sont pas décrits de nouveau dans cette section.

En effet, cette section se concentre sur les réseaux Bayesiens avec des variables continues. La problématique est bien différente de celle des réseaux Bayesiens avec des variables discrètes. Alors que ces derniers ne requièrent pas de paramètres ou d'hypothèse de distribution, les réseaux Bayesiens avec des variables continues n'ont rien de défini. Il s'agit alors de trouver (si possible) les bonnes distributions et les liens de causalités qui relient les différentes variables et paramètres.

L'idée est alors de commencer à partir de modèles ayant été testés dans la littérature. Une approche exploratoire est alors de mise. Plusieurs modèles doivent être essayés, en commençant par les plus simples. Dans cette section, les différents modèles de réseaux Bayesiens continus sont présentés. À des fins de présentation, le cas d'Apple versus le marché est utilisé comme exemple.

### 3.7.1 Modèles sans variable de crise

Afin d'éviter des modèles trop complexes et de comprendre comment greta fonctionne, des modèles n'incorporant pas des variables de crise sont d'abord essayés.

#### 3.7.1.1 Modèle 1

Le premier modèle tire son inspiration des modèles traditionnels, plus particulièrement du modèle linéaire. Au lieu de définir directement les rendements de l'actif comme étant la somme d'un produit entre les rendements du marché et un coefficient de régression, et d'un bruit de distribution gaussienne, on définit les rendements de l'actif comme étant une distribution gaussienne ayant pour moyenne le produit entre les rendements du marché et un coefficient de régression. Cette légère nuance est symbolique de l'approche des réseaux Bayesiens, c'est-à-dire que les différentes variables doivent être traitées comme étant des distributions aléatoires et qu'elles affectent les paramètres des autres. En d'autres mots, d'un côté on accepte la nature incertaine et bruyante des rendements, et de l'autre, on quantifie les liens de causalité.

Ceci nous donne les équations suivantes:

$$r_{AAPL} \sim N(\mu, \sigma^2) \tag{32}$$

$$\mu = r_{SPY} \cdot \beta \tag{33}$$

La figure 14 présente graphiquement le modèle 1.

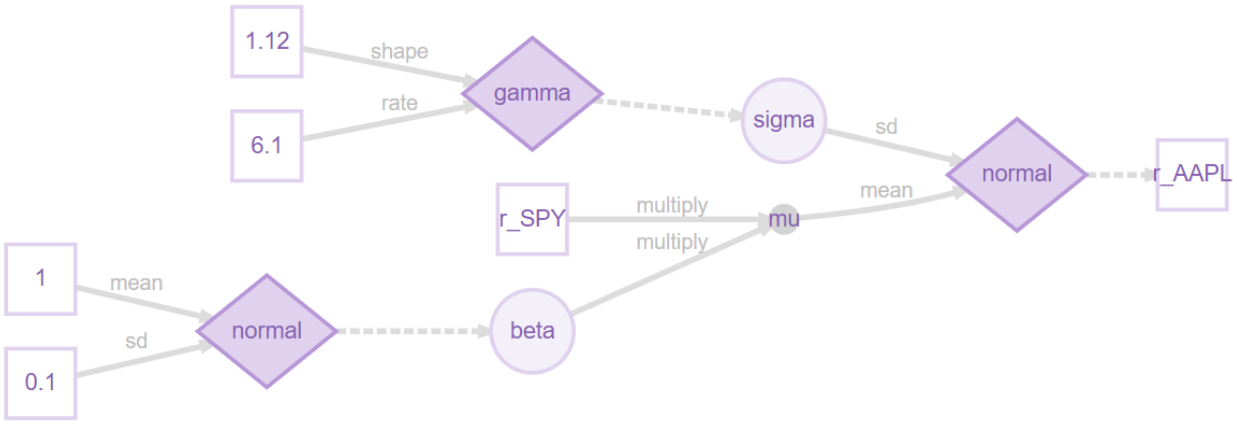



Figure 14: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 1

À partir des équations et du graphique, on peut constater que, d'un côté, certains paramètres sont dynamiques, c'est-à-dire qu'ils varient en fonction des valeurs d'une autre variable telle que les rendements du marché, et de l'autre, certains sont fixes tels que l'écart-type ou le $\beta$. Ces variables fixes doivent être estimées. Elles le sont en leur spécifiant une certaine distribution, appelée **probabilité préalable** ou distribution a priori, qui sert de guide à l'algorithme. À l'aide de simulations Monte Carlo par Chaînes de Markov, l'algorithme essaye plusieurs valeurs à partir des probabilités préalables pour chaque paramètre fixe.

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\beta$
- $\sigma$

#### 3.7.1.2 Modèle 2

Le second modèle continue dans le même ordre d'idée que le premier, en utilisant une approche tirée du modèle linéaire. Cependant, la moyenne n'est plus seulement le produit entre les rendements du marché et un coefficient de régression. En effet, on y ajoute ici un rendement excédentaire, appelé $\alpha$. Pour comprendre cette subtilité, il faut remonter au modèle linéaire auquel est ajouté un bruit gaussien. Ce bruit est de moyenne nulle lorsque le modèle incorpore un rendement excédentaire $\alpha$. Cependant, lorsque ce dernier n'est pas pris en compte dans la régression, il se retrouve dans la moyenne du bruit gaussien. Or dans le réseau Bayesien, le bruit est inhérent à la variable. En d'autres mots, ils sont inséparables. C'est pourquoi il est nécessaire de rajouter le rendement excédentaire dans la moyenne afin qu'il soit pris en compte.

$$r_{AAPL} \sim N(\mu, \sigma^2) \tag{34}$$

$$\mu = r_{SPY} \cdot \beta + \alpha \tag{35}$$

La figure 15 présente graphiquement le modèle 2.

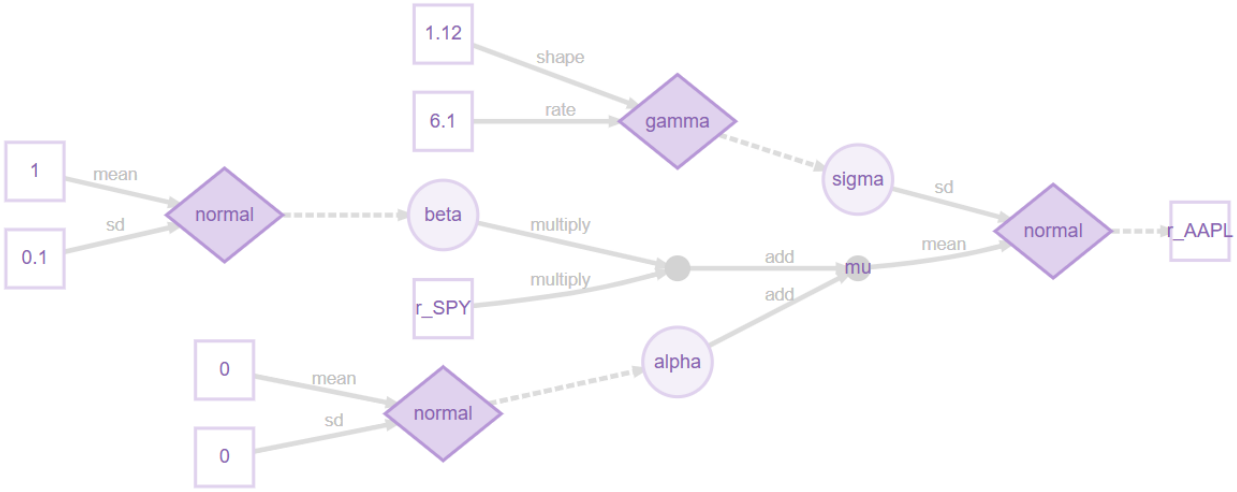



Figure 15: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 2

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\alpha$
- $\beta$
- $\sigma$

#### 3.7.1.3 Modèle 3

Le troisième modèle propose une distribution de Student plutôt qu'une distribution normale pour les rendements de l'actif financier. Ceci suit la même logique que celle utilisée pour les variables discrètes, où les résidus ont été simulés avec des distributions normales puis de Student. L'idée d'utiliser ce modèle est de comparer les deux types de distribution.

$$r_{AAPL} \sim T(df, \mu, \sigma) \tag{36}$$

$$\mu = r_{SPY} \cdot \beta + \alpha \tag{37}$$

La moyenne utilise la même formule que pour celle du modèle 2. Ainsi, elle inclut le rendement excédentaire.

La figure 16 présente graphiquement le modèle 3.

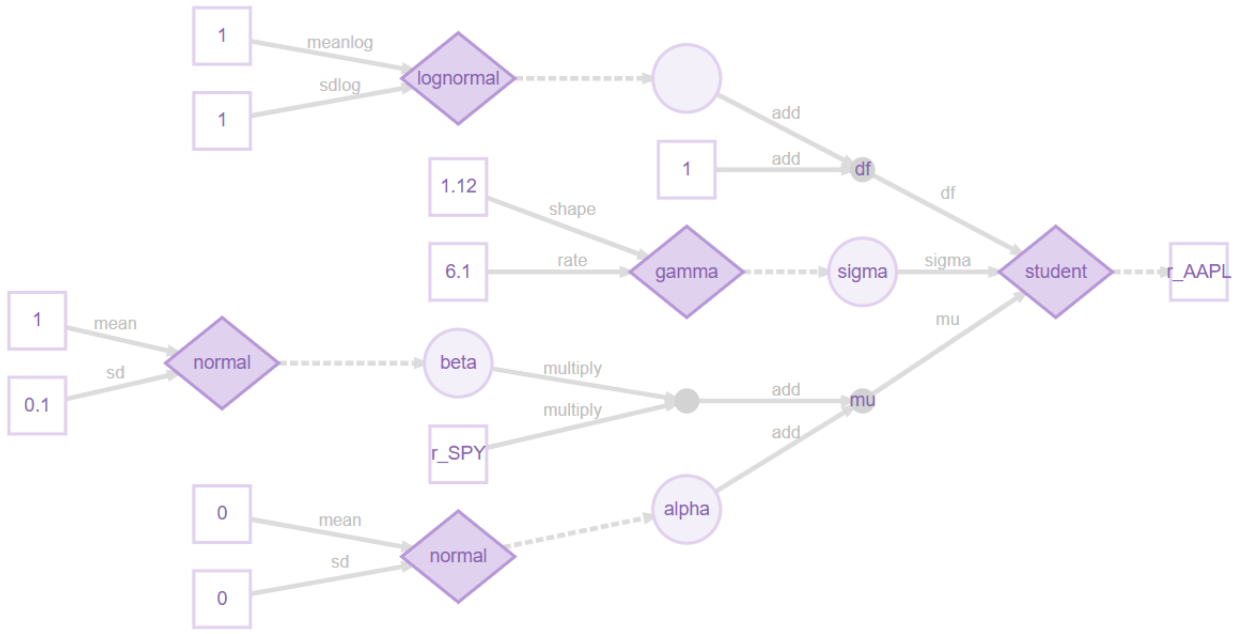



Figure 16: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 3

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\alpha$
- $\beta$
- $\sigma$
- $df$

### 3.7.2 Modèles avec variables de crise

Pour pouvoir inclure l'effet des périodes de crise plusieurs concepts sont à prendre en compte. Tout d'abord, l'ajout d'une variable binaire est nécessaire, comme pour les modèles à variables discrètes. Ensuite, l'idée est de séparer chaque paramètre en deux : un pour les périodes normales (hors-crise), et un pour les périodes de crise. En combinant ces variables avec la variable binaire, on retrouve l'effet de segmentation des périodes utilisé pour les réseaux Bayesiens à variables discrètes.

#### 3.7.2.1 Modèle 4

Ce modèle utilise la division en deux du rendement excédentaire, du coefficient $\beta$ et de l'écart-type. Son objectif est de voir l'effet de cette séparation en deux distributions.

$$r_{AAPL} \sim N(\mu, \sigma^2) \tag{38}$$

$$\mu = r_{SPY} \cdot (1 - crise) \cdot \beta_{normal} + r_{SPY} \cdot crise \cdot \beta_{crise} + \alpha_{crise} \cdot crise + \alpha_{normal} \cdot (1 - crise) \tag{39}$$

$$\sigma = \sigma_{normal} \cdot (1 - crise) + \sigma_{crise} \cdot crise \tag{40}$$

La figure 17 présente graphiquement le modèle 4.

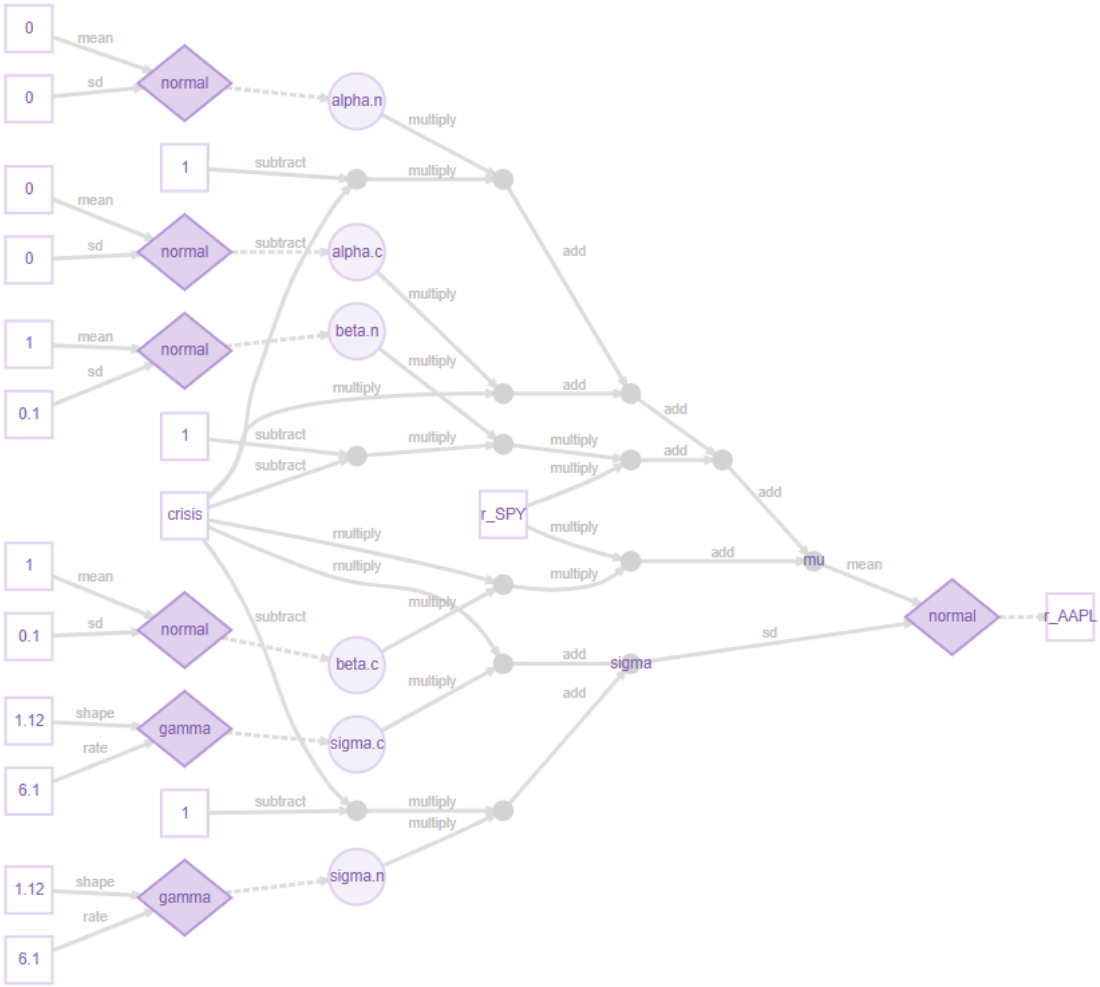



Figure 17: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 4

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\alpha_{normal}$
- $\alpha_{crise}$
- $\beta_{normal}$
- $\beta_{crise}$
- $\sigma_{normal}$

- $\sigma_{crise}$

#### 3.7.2.2 Modèle 5

Tout comme le modèle 3 diffère du modèle 2 en utilisant une distribution de Student plutôt qu'une distribution gaussienne, le modèle 5 diffère du modèle 4 de par sa distribution. Cependant, puisque les paramètres sont divisés en deux, le nombre de degrés de liberté (df) l'est aussi.

$$r_{AAPL} \sim T(df, \mu, \sigma) \tag{41}$$

$$\mu = r_{SPY} \cdot (1 - crise) \cdot \beta_{normal} + r_{SPY} \cdot crise \cdot \beta_{crise} + \alpha_{crise} \cdot crise + \alpha_{normal} \cdot (1 - crise) \tag{42}$$

$$\sigma = \sigma_{normal} \cdot (1 - crise) + \sigma_{crise} \cdot crise \tag{43}$$

$$df = df_{normal} \cdot (1 - crise) + df_{crise} \cdot crise \tag{44}$$

La figure 18 présente graphiquement le modèle 5.

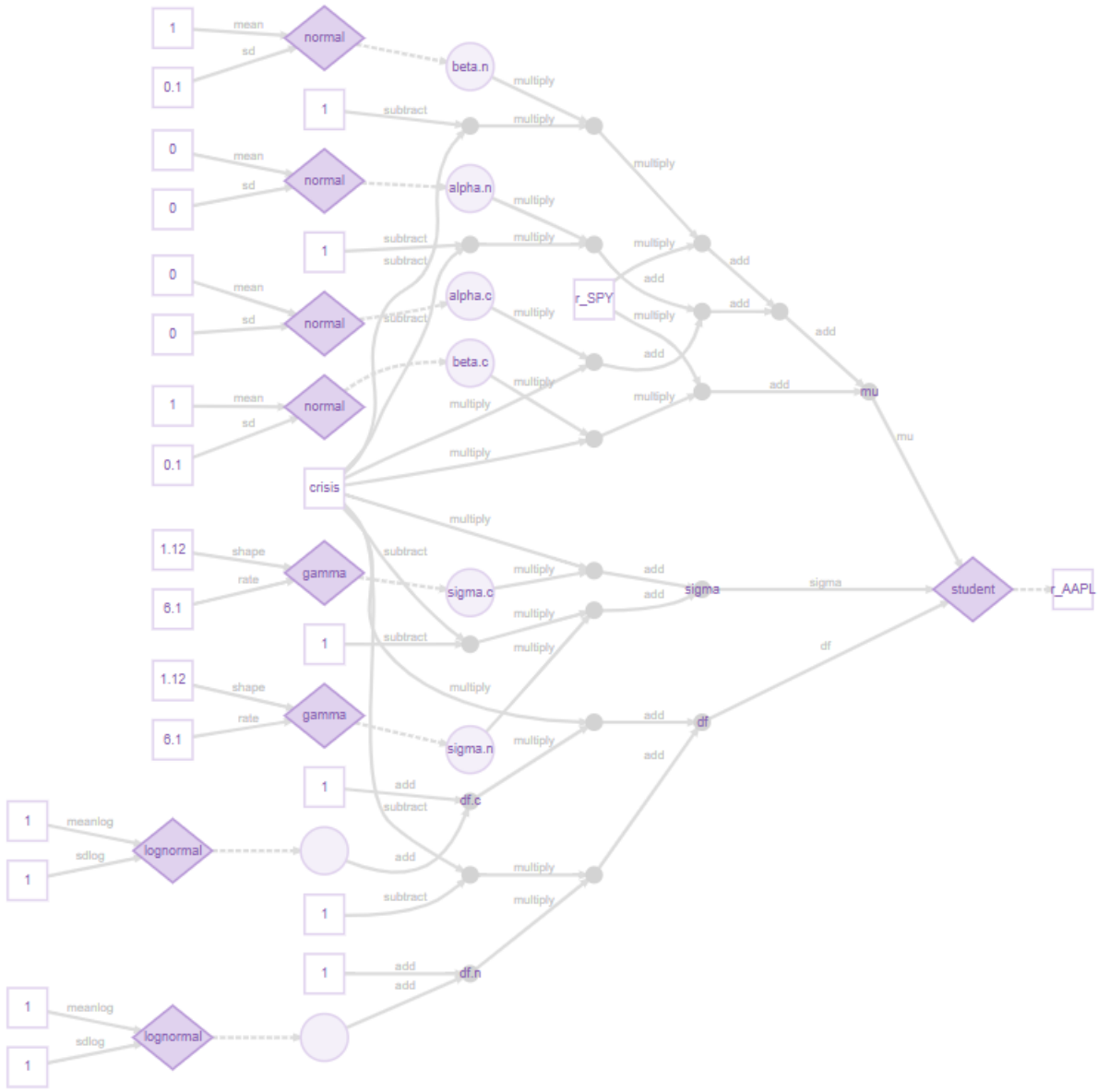



Figure 18: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 5

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\alpha_{normal}$
- $\alpha_{crise}$
- $\beta_{normal}$
- $\beta_{crise}$
- $\sigma_{normal}$
- $\sigma_{crise}$
- $df_{normal}$
- $df_{crise}$

### 3.7.3 Modèles avec distributions hétérogènes des résidus

L'utilisation de greta pour créer des réseaux Bayesiens avec des variables continues est un processus exploratoire. En effet, puisqu'il n'y a pas de patron pour en créer, une approche par essais et erreurs structurée est utilisée. Le modèle 6 en est le résultat. À travers les modèles 1 à 5, ce processus nous mène à tester des modèles considérant des distributions avec un moment de troisième degré non-homogène pour la distribution des résidus. Plutôt que rejeter les résultats, l'objectif est de trouver une solution pour inclure hétérogénéité du troisième moment.

Pour ce modèle, nous revenons à un modèle sans variable de crise afin d'un côté, de faciliter la tâche, et de l'autre, de vérifier si l'effet de crise est inclus dans ce phénomène d'hétérogénéité du troisième moment.

#### 3.7.3.1 Modèle 6

Le dernier modèle inclut l'hétérogénéité du troisième moment et vise à l'expliquer via le nombre de degrés de liberté (approximation la plus proche du kurtosis étant données les distributions disponibles). Ainsi, le nombre de degrés de liberté de la distribution des rendements de l'actif financier est une fonction des rendements du marché. La forme de la fonction reliant le nombre de degrés de liberté et les rendements du marché provient des observations faites au cours des essais.

$$r_i \sim T(df, \mu, \sigma) \tag{45}$$

$$\mu = \alpha + \beta \cdot r_M \tag{46}$$

$$df = \alpha_s + \beta_s \cdot e^{-\gamma_s r_M^2} \tag{47}$$

La fonction exponentielle permet de modéliser l'effet de l'hétérogénéité mentionnée plus tôt. En y utilisant un décalage $\alpha_s$ et un coefficient $\beta_s$ strictement positifs, il est possible de s'assurer que le nombre de degrés de liberté n'ait pas de valeur nulle ou négative.

La figure 19 présente graphiquement le modèle 6.

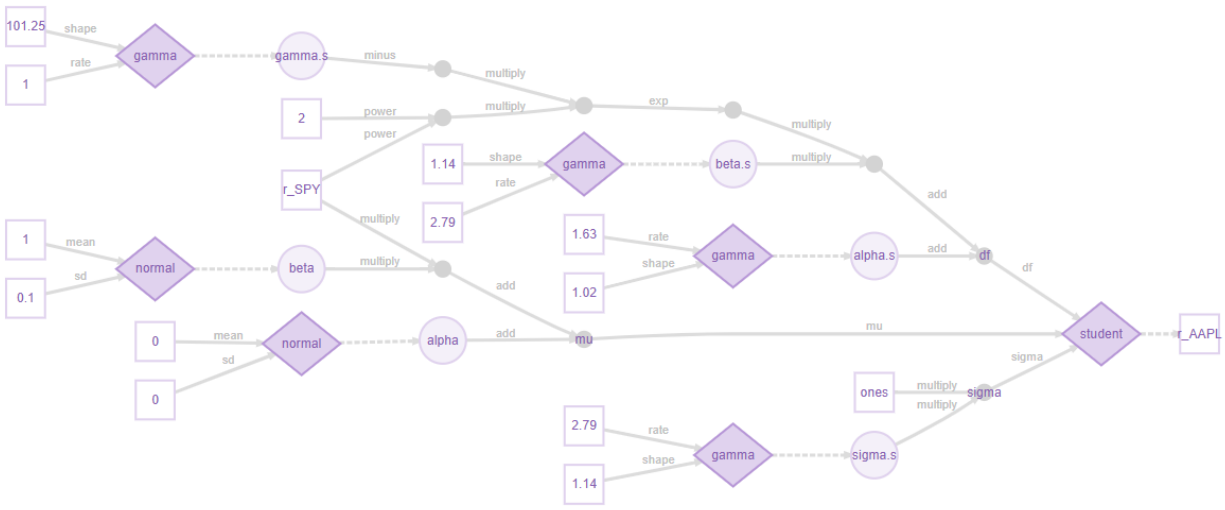



Figure 19: Réseau Bayesien avec variables continues : représentation graphique du modèle 6

Dans ce modèle, les paramètres fixes sont:

- $\alpha$
- $\beta$
- $\sigma_s$
- $\gamma_s$
- $\alpha_s$
- $\beta_s$

# 4 Analyse préliminaire

L'objectif de cette section est d'avoir un premier aperçu des données et de pouvoir comprendre la dynamique des données. Cette étape est importante pour pouvoir interpréter les résultats des sections qui vont suivre ainsi que pour pouvoir suivre le fil du raisonnement derrière les calculs effectués.

En premier lieu, les rendements, qui sont les données principales pour le mémoire, sont présentées. Les statistiques utilisées sont les statistiques courantes : minimum, premier quartile, médiane, troisième quartile, maximum. De plus, les quatres premiers moments, soit la moyenne, l'écart-type, le skewness et le kurtosis, sont présentés, ainsi que la corrélation des rendements par rapport à ceux du marché (calculée sur toute la période). Puisque nous ne pouvons pas présenter ces statistiques pour les 500 différents titres, seulement celles provenant de l'étude de cas (que nous verrons lors de la section des résultats) sont présentées. Le reste des statistiques se trouve en Annexe. Afin d'observer l'effet des périodes de crise, toutes les statistiques mentionnées sont présentées pour: toutes les périodes, la période hors-crise, et la période de crise. De plus, afin d'observer l'effet temporel sur la distribution des rendements, nous présentons aussi la distribution des rendements des compagnies des secteurs des TI et financier par trimestre. Les distributions de rendements des compagnies des secteurs des TI et financier sont aussi présentées afin de voir la diversité de distributions au sein d'un même secteur.

Puisque les co-mouvements sont l'objet central de ce mémoire, les corrélations méritent aussi une place dans cette analyse préliminaire. En effet, elles sont la mesure traditionnelle des co-mouvements. Les corrélations sont regroupées par secteur afin de visualiser l'effet de ce dernier. Comme pour les rendements, leur présentation se divise aussi en statistiques courantes et moments de distribution, ainsi qu'en différentes périodes. Enfin, trois types de corrélations sont présentés : celles par rapport au marché, celles avec les compagnies du même secteur, et celles avec les compagnies d'un différent secteur.

## 4.1 Rendements journaliers

### 4.1.1 Statistiques descriptives

Les titres de l'étude de cas sont Apple Inc., Citigroup, le FNB du secteur des TI, et le FNB du S&P500.

Table 4: Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Toutes périodes

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| C | -0.3902 | -0.0097 | 0e+00 | 0.0096 | 0.5782 |
| AAPL | -0.1792 | -0.0100 | 9e-04 | 0.0128 | 0.1390 |
| IYW | -0.0838 | -0.0066 | 1e-03 | 0.0076 | 0.1779 |
| SPY | -0.0984 | -0.0045 | 7e-04 | 0.0057 | 0.1452 |

Table 5: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Toutes périodes

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation |
|---|---|---|---|---|---|
| C | 0.0001 | 0.0317 | 1.5606 | 50.2045 | 0.6623 |
| AAPL | 0.0015 | 0.0233 | 0.1112 | 5.0530 | 0.5428 |
| IYW | 0.0004 | 0.0164 | 0.4789 | 8.1439 | 0.8266 |
| SPY | 0.0003 | 0.0120 | 0.1639 | 12.5862 | 1.0000 |

Tout d'abord, concentrons nous sur les deux premiers tableaux. La première observation est que la médiane et la moyenne des rendements sont toutes les deux positives pour les 4 titres, ce qui est attendu sur une longue période. Le reste des valeurs du premier tableau nous indique peu pour l'instant.

Le second tableau est intéressant. Les valeurs de kurtosis sont élevées, démontrant la présence relativement importante de valeurs extrêmes et une concentration des valeurs autour de la moyenne. Ceci est encore une fois attendu puisque ces deux tableaux incluent les rendements de toutes les périodes, c'est-à-dire des périodes hors-crise et de crise. En effet, selon les hypothèses, les variables se comportent différemment en périodes de crise et hors-crise. Il faut alors considérer la distribution des rendements comme l'union de deux distributions différentes ayant des poids différents. Les valeurs plus extrêmes de la distribution en période de crise semblent alors être à l'origine de de ce kurtosis élevé.

En ce qui concerne les corrélations avec le marché, le point intéressant est que le secteur des TI démontre une plus forte relation avec l'indice qu'Apple. Ceci est dû à l'effet d'agrégation, où le bruit idiosyncratique est atténué par le nombre de variables incluses.

Table 6: Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Période hors-crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| C | -0.1945 | -0.0088 | 0.0000 | 0.0091 | 0.1662 |
| AAPL | -0.1717 | -0.0092 | 0.0009 | 0.0122 | 0.1316 |
| IYW | -0.0796 | -0.0061 | 0.0011 | 0.0075 | 0.1779 |
| SPY | -0.0651 | -0.0040 | 0.0007 | 0.0055 | 0.0597 |

Table 7: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Période hors-crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation |
|---|---|---|---|---|---|
| C | 0.0004 | 0.0208 | -0.1090 | 8.4649 | 0.7226 |
| AAPL | 0.0016 | 0.0219 | 0.2329 | 5.0563 | 0.5088 |
| IYW | 0.0005 | 0.0156 | 0.5543 | 9.4455 | 0.8189 |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation |
|---|---|---|---|---|---|
| SPY | 0.0004 | 0.0101 | -0.1850 | 3.4311 | 1.0000 |

En ne regardant que la période hors-crise, plusieurs observations intéressantes peuvent être faites. Tout d'abord, les médianes et les moyennes restent relativement inchangées. Une très légère hausse montre bien que ce sont les périodes hors-crise qui prennent plus de poids.

Alors que pour le marché et Citigroup les valeurs extrêmes de la période hors-crise ne sont pas les mêmes du tout que pour la période totale, pour Apple et le secteur des TI ce n'est pas le cas. En effet, les valeurs extrêmes sont similaires dans les deux situations. Ceci pourrait être dû à la classification des périodes de crise. Notre échantillon de données commence en 2001, en plein milieu de la crise qui a suivi la "Dot-com Bubble". Puisqu'il s'agit d'une crise qui a touché le plus les compagnies TI, nous l'avons pas classifiée comme une crise pour notre variable binaire.

De plus, les valeurs de kurtosis pour Apple et son secteur augmentent un peu lorsque l'on considère seulement les périodes hors-crise, alors qu'elles baissent ostensiblement pour les deux autres, passant de 50.2 à 8.5 pour Citigroup et de 12.6 à 3.4 pour le S&P500. Ceci tend à suggérer pour Citigroup et le S&P500 que l'on peut modéliser les distributions de rendements comme deux distributions distinctes en crise ou hors-crise. Pour Apple et son secteur, cela renforce l'idée que la non-inclusion de la Dot-com Bubble affecte les statistiques.

Table 8: Statistiques sommaires des rendements du panel de l'étude de cas - Période de crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| C | -0.3902 | -0.0338 | -0.0055 | 0.0209 | 0.5782 |
| AAPL | -0.1792 | -0.0210 | 0.0008 | 0.0214 | 0.1390 |
| IYW | -0.0838 | -0.0132 | 0.0000 | 0.0111 | 0.1066 |
| SPY | -0.0984 | -0.0111 | 0.0001 | 0.0093 | 0.1452 |

Table 9: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements du panel de l'étude de cas - Période de crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation |
|---|---|---|---|---|---|
| C | -0.0027 | 0.0799 | 1.1254 | 10.3435 | 0.6414 |
| AAPL | 0.0004 | 0.0337 | -0.1622 | 2.5675 | 0.6652 |
| IYW | -0.0007 | 0.0227 | 0.2670 | 2.6208 | 0.9132 |
| SPY | -0.0009 | 0.0233 | 0.4936 | 6.3234 | 1.0000 |

En ajoutant les périodes hors-crise à notre analyse, on peut observer encore une fois la différence de comportement des rendements. Tout d'abord, on observe une moyenne et une médiane significativement plus basses pour les 4 titres, ce qui est généralement attendu lorsque l'on parle de crise.

De plus, on peut confirmer que ce sont les valeurs des périodes de crises qui sont plus extrêmes, notamment en regardant le minimum et le maximum, mais aussi l'écart-type. En effet, on peut apercevoir une hausse significative d'au moins 50% sur l'écart-type des rendements. On peut comprendre cela comme un changement d'échelle des rendements. En crise, les rendements sont des mouvements plus larges de prix qu'en période hors-crise.

En regardant le kurtosis, on observe encore une fois une baisse claire par rapport aux valeurs pour toutes les périodes, ce qui vient supporter une fois de plus notre hypothèse de régimes différents pour les distributions de rendements.

Finalement, on observe une hausse des corrélations en période de crise sauf pour Citigroup, où la corrélation par rapport à l'indice baisse légèrement. L'idée derrière ce phénomène est qu'en période de crise il y a une convergence des rendements plus forte due à l'information disponible aux investisseurs. En effet, en période de crise, ce sont les nouvelles du marché en général qui conduisent le flux d'information et les rendements des compagnies, alors qu'en période hors crise, ce sont plutôt les nouvelles individuelles des compagnies qui conduisent les rendements des compagnies. On pourrait voir cela en supposant que les investisseurs craignent moins d'avoir des pertes importantes à court terme en période hors crise et peuvent donc se concentrer sur une analyse plus micro de leurs investissement.

### 4.1.2 Effet temporel

Afin d'éviter d'inonder le mémoire de visualisations, nous présentons seulement les distributions par trimestre des secteurs des TI et financier puisqu'il s'agit des secteurs représentés par les compagnies de l'étude de cas. Le reste des graphiques se trouve en Annexe.

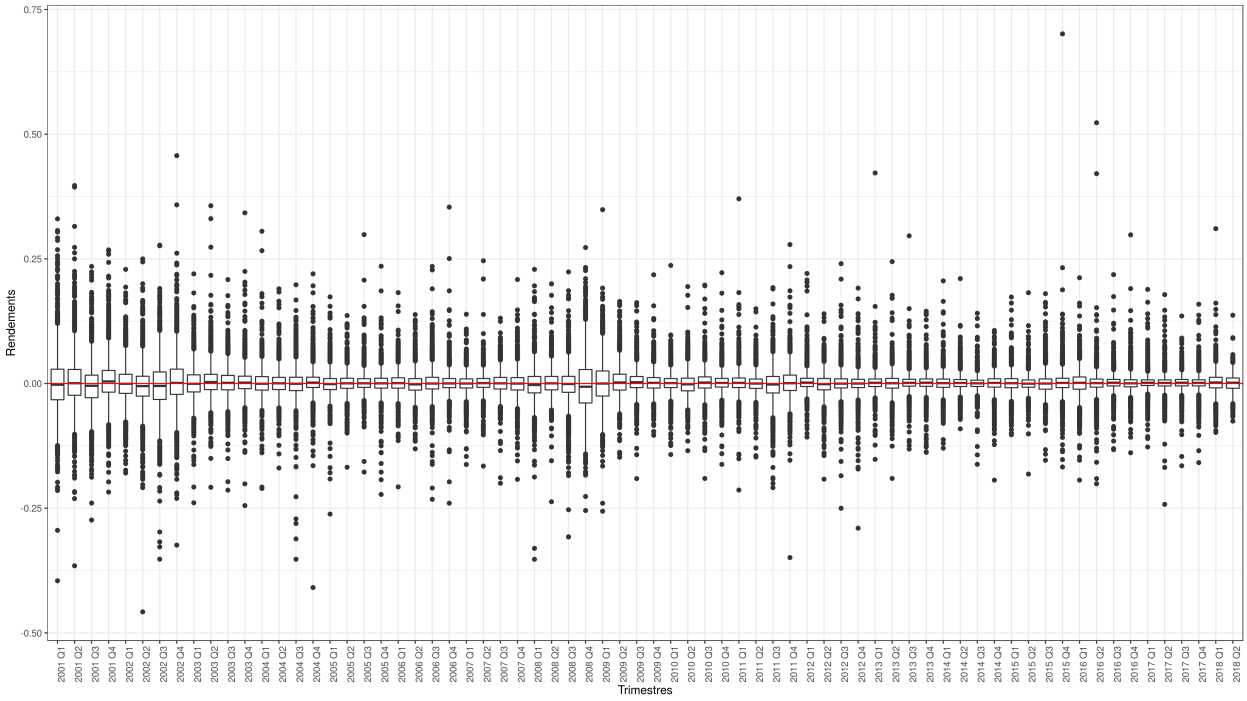



Figure 20: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des technologies de l'information

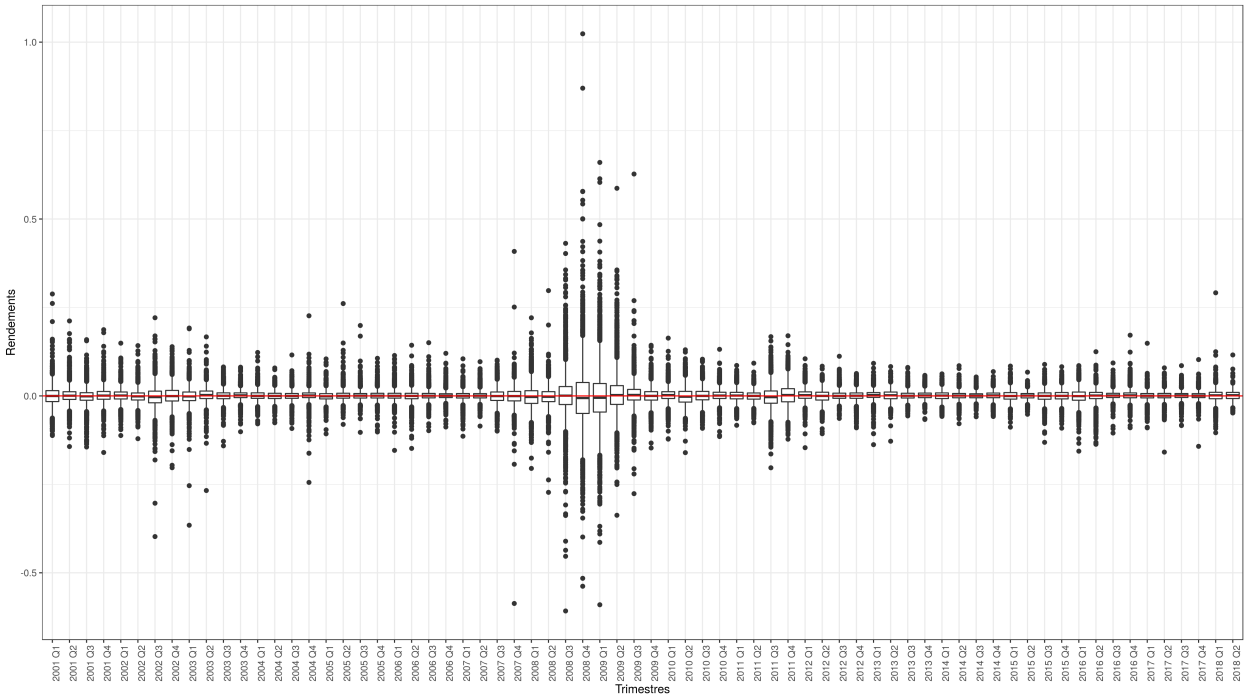



Figure 21: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur financier

Les Figures 20 et 21 nous permettent de voir l'évolution des distributions des rendements. Pour celui du secteur TI, on peut apercevoir la crise qui a affecté principalement le secteur des TI au début des années 2000, ainsi que la crise de 2008. En effet, on voit un changement de régime qui s'exprime par une volatilité plus élevée, c'est-à-dire des rendements de magnitude plus importante, ainsi que par une médiane négative. De plus, même en période hors-crise, on peut apercevoir que les distributions ne sont pas constantes dans le temps.

Pour le secteur financier, les mêmes observations peuvent être faites, mise à part la remarque sur la crise des années 2000. De plus, on remarque que l'évolution des distributions n'est pas la même, ni en magnitude, ni en temporalité.

### 4.1.3 Diversité de distributions

Aux Figures 22 et 23, il s'agit de voir comment se comportent les compagnies au sein d'un même secteur. Les compagnies de l'étude de cas sont colorées en bleu afin de mieux les repérer. Le reste des graphiques se trouve en Annexe. Les deux graphiques montrent l'hétérogénéité des distributions au sein d'un même secteur.

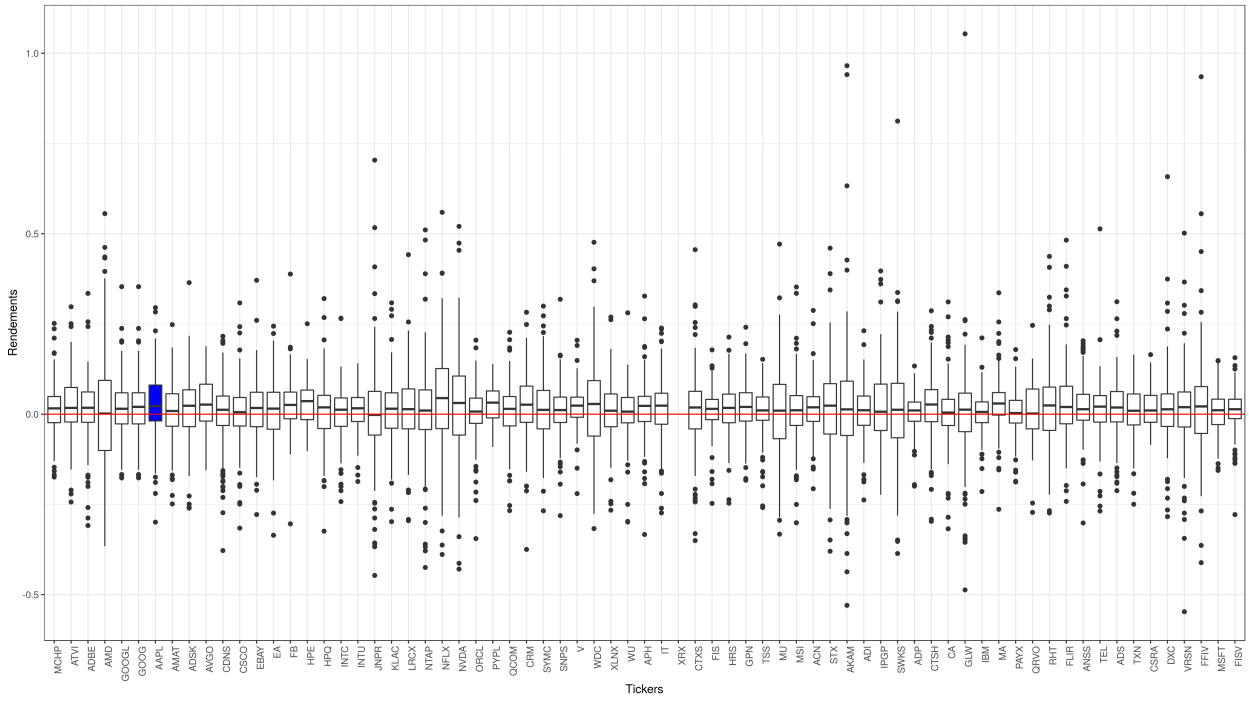



Figure 22: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des technologies de l'information

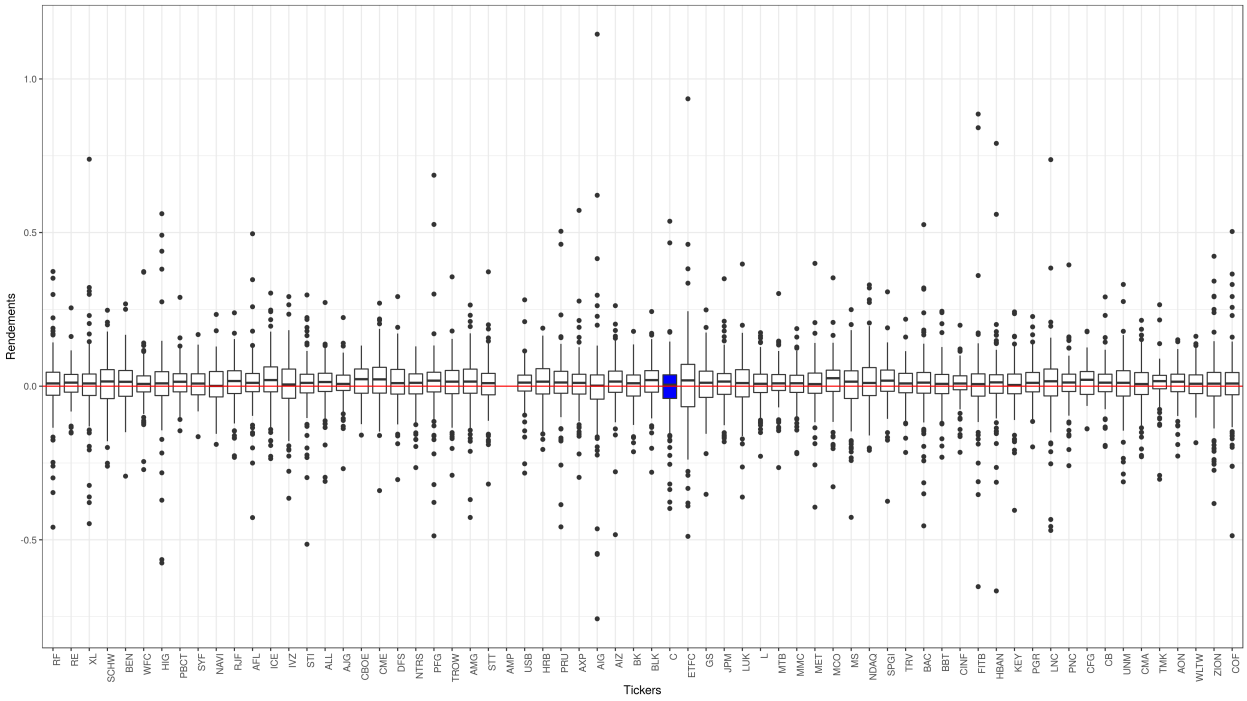



Figure 23: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur financier

## 4.2 Corrélations avec le marché

Cette sous-section suit la dernière observation faite à la sous-section précédente. Elle prend cependant une approche plus générale en regardant les corrélations par secteur, ce qui permet d'inclure d'une certaine manière les 500 compagnies du marché.

Table 10: Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Toutes périodes

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.32 | 0.50 | 0.57 | 0.63 | 0.73 |
| Consommation de base | 0.28 | 0.43 | 0.48 | 0.53 | 0.60 |
| Énergie | 0.46 | 0.56 | 0.58 | 0.59 | 0.72 |
| Financier | 0.41 | 0.57 | 0.65 | 0.71 | 0.80 |
| Santé | 0.24 | 0.42 | 0.49 | 0.52 | 0.65 |
| Index | 0.66 | 0.76 | 0.82 | 0.85 | 0.92 |
| Industriel | 0.42 | 0.56 | 0.63 | 0.68 | 0.77 |
| Technologies de l'information | 0.31 | 0.51 | 0.56 | 0.60 | 0.72 |
| Matériaux | 0.23 | 0.56 | 0.62 | 0.67 | 0.73 |
| Immobilier | 0.31 | 0.56 | 0.60 | 0.61 | 0.66 |
| Télécommunication | 0.52 | 0.57 | 0.61 | 0.61 | 0.62 |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Services publics | 0.36 | 0.47 | 0.51 | 0.53 | 0.57 |

Table 11: Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Toutes périodes

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.56 | 0.09 | -0.32 | -0.35 |
| Consommation de base | 0.47 | 0.07 | -0.59 | 0.36 |
| Énergie | 0.58 | 0.06 | 0.23 | 0.70 |
| Financier | 0.63 | 0.09 | -0.43 | -0.48 |
| Santé | 0.48 | 0.07 | -0.27 | 0.66 |
| Index | 0.80 | 0.08 | -0.34 | -1.09 |
| Industriel | 0.62 | 0.09 | -0.36 | -0.89 |
| Technologies de l'information | 0.55 | 0.08 | -0.65 | 0.89 |
| Matériaux | 0.61 | 0.10 | -1.85 | 4.54 |
| Immobilier | 0.56 | 0.09 | -1.54 | 1.26 |
| Télécommunication | 0.58 | 0.05 | -0.38 | -2.33 |
| Services publics | 0.49 | 0.06 | -0.80 | -0.15 |

Aux Tableaux 10 et 11, on peut observer qu'il y a des distributions de corrélations différentes selon les secteurs. Cette observation se reflète déjà au niveau de la moyenne et de la médiane, mais aussi au niveau des moments plus élevés. Il faut cependant noter que le nombre de compagnies par secteur peut influencer ces résultats tout comme la période utilisée. En effet, certains titres ont des périodes d'existence qui sont plus petites que les autres car ils sont devenus publiques plus tard que les autres.

Il est rassurant de voir que les secteurs défensifs, c'est-à-dire non-cycliques, comme les biens de consommation, les services aux communautés et la santé, ont des corrélations plus faibles en général que les secteurs cycliques tels que les secteurs industriel ou financier. En ce qui concerne les indices sectoriels, ils sont évidemment plus corrélés au marché puisqu'ils subissent l'effet d'agrégation.

Table 12: Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période hors-crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.32 | 0.45 | 0.53 | 0.59 | 0.68 |
| Consommation de base | 0.24 | 0.39 | 0.42 | 0.47 | 0.56 |
| Énergie | 0.39 | 0.49 | 0.50 | 0.54 | 0.66 |
| Financier | 0.41 | 0.57 | 0.65 | 0.70 | 0.78 |
| Santé | 0.24 | 0.40 | 0.45 | 0.49 | 0.63 |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Index | 0.57 | 0.70 | 0.78 | 0.85 | 0.91 |
| Industriel | 0.38 | 0.53 | 0.59 | 0.65 | 0.74 |
| Technologies de l'information | 0.28 | 0.48 | 0.52 | 0.59 | 0.72 |
| Matériaux | 0.16 | 0.52 | 0.58 | 0.65 | 0.69 |
| Immobilier | 0.24 | 0.46 | 0.51 | 0.54 | 0.59 |
| Télécommunication | 0.48 | 0.50 | 0.53 | 0.54 | 0.54 |
| Services publics | 0.29 | 0.40 | 0.43 | 0.45 | 0.49 |

Table 13: Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période hors-crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.53 | 0.09 | -0.26 | -0.79 |
| Consommation de base | 0.42 | 0.07 | -0.22 | 0.18 |
| Énergie | 0.51 | 0.06 | 0.31 | 0.16 |
| Financier | 0.62 | 0.09 | -0.54 | -0.57 |
| Santé | 0.45 | 0.07 | -0.05 | 0.20 |
| Index | 0.77 | 0.11 | -0.36 | -1.23 |
| Industriel | 0.58 | 0.09 | -0.28 | -0.67 |
| Technologies de l'information | 0.53 | 0.08 | -0.48 | 0.56 |
| Matériaux | 0.56 | 0.11 | -1.83 | 4.25 |
| Immobilier | 0.48 | 0.09 | -1.36 | 0.96 |
| Télécommunication | 0.52 | 0.03 | -0.27 | -2.33 |
| Services publics | 0.42 | 0.05 | -0.79 | -0.27 |

Comme pour les rendements, on observe des statistiques similaires lorsque l'on regarde toutes les périodes ou uniquement les périodes hors-crise. Cependant, pour les mesures de kurtosis, les valeurs sont les mêmes alors que pour les rendements, elles sont différentes. Ceci peut être expliqué par le fait qu'il s'agisse de distributions de natures différentes. D'un côté, nous avons les rendements propres à une compagnie, dont nous évaluons la distribution, et de l'autre, nous avons une mesure des co-mouvements de ces mêmes rendements par rapport à ceux du marché, dont nous évaluons la distribution à travers leur secteur. Ainsi, il s'agit plutôt d'observer le comportement de groupe des co-mouvements.

Table 14: Statistiques sommaires des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période de crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.40 | 0.62 | 0.69 | 0.74 | 0.87 |
| Consommation de base | 0.43 | 0.58 | 0.64 | 0.69 | 0.72 |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Énergie | 0.63 | 0.71 | 0.74 | 0.78 | 0.85 |
| Financier | 0.43 | 0.63 | 0.70 | 0.75 | 0.85 |
| Santé | 0.44 | 0.57 | 0.63 | 0.66 | 0.79 |
| Index | 0.82 | 0.85 | 0.89 | 0.91 | 0.94 |
| Industriel | 0.45 | 0.70 | 0.75 | 0.80 | 0.85 |
| Technologies de l'information | 0.48 | 0.65 | 0.69 | 0.73 | 0.85 |
| Matériaux | 0.39 | 0.67 | 0.72 | 0.78 | 0.82 |
| Immobilier | 0.46 | 0.71 | 0.73 | 0.75 | 0.78 |
| Télécommunication | 0.64 | 0.71 | 0.77 | 0.79 | 0.82 |
| Services publics | 0.49 | 0.68 | 0.72 | 0.75 | 0.78 |

Table 15: Moments de distribution des corrélations avec le marché des rendements des compagnies, par secteur - Période de crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.67 | 0.10 | -0.43 | 0.00 |
| Consommation de base | 0.63 | 0.07 | -0.77 | -0.17 |
| Énergie | 0.74 | 0.05 | 0.05 | -0.46 |
| Financier | 0.69 | 0.09 | -0.62 | -0.02 |
| Santé | 0.62 | 0.08 | -0.12 | -0.12 |
| Index | 0.88 | 0.04 | -0.19 | -1.59 |
| Industriel | 0.73 | 0.09 | -1.27 | 1.12 |
| Technologies de l'information | 0.69 | 0.07 | -0.68 | 0.43 |
| Matériaux | 0.71 | 0.10 | -1.41 | 2.41 |
| Immobilier | 0.72 | 0.06 | -2.70 | 9.16 |
| Télécommunication | 0.74 | 0.09 | -0.25 | -2.33 |
| Services publics | 0.71 | 0.06 | -2.19 | 6.28 |

Pour la période de crise, la moyenne des corrélations est ostensiblement plus élevée comme remarquée dans la description des rendements. Ceci suggère une concentration des corrélations vers des valeurs plus grandes lors de crise et une convergence des rendements. En période de crise, les rendements des différents titres financiers semblent se comporter de la même façon.

## 4.3 Corrélations entre compagnies

Cette sous-section a plusieurs objectifs. Le premier est de généraliser les observations faites à la sous-section précédente aux corrélations entre les compagnies. Le second est de vérifier l'importance du secteur sur le comportement des rendements, notamment entre compagnies de mêmes secteurs ou de secteurs différents.

Les distributions de corrélations de chaque compagnie avec toutes les autres compagnies sont disponibles en Annexe sous forme de graphiques (En effet, inclure toutes les corrélations sous forme de tableau aurait pris quelques milliers de pages…).

Table 16: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Toutes périodes

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.09 | 0.32 | 0.38 | 0.44 | 0.97 |
| Consommation de base | 0.10 | 0.28 | 0.33 | 0.39 | 0.63 |
| Énergie | 0.28 | 0.48 | 0.63 | 0.70 | 0.84 |
| Financier | 0.13 | 0.44 | 0.53 | 0.61 | 0.83 |
| Santé | 0.07 | 0.26 | 0.30 | 0.34 | 0.71 |
| Index | 0.45 | 0.58 | 0.67 | 0.77 | 0.92 |
| Industriel | 0.15 | 0.36 | 0.43 | 0.51 | 0.80 |
| Technologies de l'information | 0.09 | 0.33 | 0.38 | 0.44 | 1.00 |
| Matériaux | 0.09 | 0.41 | 0.46 | 0.52 | 0.79 |
| Immobilier | 0.15 | 0.37 | 0.72 | 0.79 | 0.89 |
| Télécommunication | 0.47 | 0.47 | 0.48 | 0.67 | 0.74 |
| Services publics | 0.24 | 0.47 | 0.56 | 0.65 | 0.78 |

Table 17: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Toutes périodes

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.38 | 0.10 | 0.39 | 1.49 |
| Consommation de base | 0.34 | 0.09 | 0.17 | 0.25 |
| Énergie | 0.60 | 0.12 | -0.38 | -1.00 |
| Financier | 0.53 | 0.12 | -0.04 | -0.38 |
| Santé | 0.30 | 0.07 | 0.99 | 2.94 |
| Index | 0.68 | 0.11 | 0.14 | -0.83 |
| Industriel | 0.44 | 0.10 | 0.25 | -0.12 |
| Technologies de l'information | 0.38 | 0.09 | 0.44 | 2.03 |
| Matériaux | 0.46 | 0.11 | -0.56 | 1.26 |
| Immobilier | 0.59 | 0.23 | -0.46 | -1.46 |
| Télécommunication | 0.56 | 0.14 | 0.53 | -1.96 |
| Services publics | 0.55 | 0.11 | -0.36 | -0.70 |

Table 18: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période hors-crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.09 | 0.28 | 0.33 | 0.39 | 0.96 |
| Consommation de base | 0.10 | 0.24 | 0.30 | 0.36 | 0.63 |
| Énergie | 0.28 | 0.45 | 0.56 | 0.65 | 0.80 |
| Financier | 0.13 | 0.41 | 0.50 | 0.59 | 0.83 |
| Santé | 0.07 | 0.23 | 0.27 | 0.31 | 0.69 |
| Index | 0.37 | 0.52 | 0.64 | 0.72 | 0.91 |
| Industriel | 0.14 | 0.33 | 0.40 | 0.47 | 0.77 |
| Technologies de l'information | 0.09 | 0.29 | 0.35 | 0.41 | 1.00 |
| Matériaux | 0.07 | 0.36 | 0.43 | 0.48 | 0.76 |
| Immobilier | 0.09 | 0.32 | 0.60 | 0.71 | 0.85 |
| Télécommunication | 0.43 | 0.44 | 0.45 | 0.64 | 0.71 |
| Services publics | 0.18 | 0.42 | 0.54 | 0.62 | 0.77 |

Table 19: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période hors-crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.34 | 0.09 | 0.84 | 3.08 |
| Consommation de base | 0.30 | 0.09 | 0.36 | 0.37 |
| Énergie | 0.55 | 0.12 | -0.18 | -1.00 |
| Financier | 0.50 | 0.12 | 0.06 | -0.58 |
| Santé | 0.28 | 0.07 | 1.10 | 2.78 |
| Index | 0.64 | 0.13 | 0.18 | -0.76 |
| Industriel | 0.41 | 0.10 | 0.35 | 0.14 |
| Technologies de l'information | 0.35 | 0.10 | 0.77 | 2.33 |
| Matériaux | 0.42 | 0.12 | -0.39 | 1.10 |
| Immobilier | 0.51 | 0.22 | -0.40 | -1.39 |
| Télécommunication | 0.53 | 0.14 | 0.53 | -1.96 |
| Services publics | 0.52 | 0.13 | -0.44 | -0.77 |

Table 20: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période de crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.18 | 0.46 | 0.55 | 0.62 | 0.98 |
| Consommation de base | 0.16 | 0.40 | 0.47 | 0.53 | 0.75 |
| Énergie | 0.56 | 0.74 | 0.79 | 0.83 | 0.93 |
| Financier | 0.21 | 0.52 | 0.60 | 0.67 | 0.87 |
| Santé | 0.17 | 0.40 | 0.46 | 0.52 | 0.78 |
| Index | 0.56 | 0.75 | 0.82 | 0.87 | 0.94 |
| Industriel | 0.25 | 0.52 | 0.61 | 0.67 | 0.87 |
| Technologies de l'information | 0.24 | 0.48 | 0.54 | 0.59 | 1.00 |
| Matériaux | 0.14 | 0.52 | 0.58 | 0.65 | 0.86 |
| Immobilier | 0.32 | 0.58 | 0.80 | 0.85 | 0.93 |
| Télécommunication | 0.53 | 0.55 | 0.62 | 0.77 | 0.82 |
| Services publics | 0.36 | 0.67 | 0.73 | 0.76 | 0.83 |

Table 21: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies du même secteur - Période de crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.54 | 0.11 | -0.24 | -0.20 |
| Consommation de base | 0.47 | 0.09 | 0.20 | 0.05 |
| Énergie | 0.78 | 0.07 | -0.89 | 0.54 |
| Financier | 0.59 | 0.11 | -0.23 | -0.27 |
| Santé | 0.46 | 0.09 | 0.16 | 0.29 |
| Index | 0.80 | 0.08 | -0.80 | 0.45 |
| Industriel | 0.59 | 0.11 | -0.53 | -0.21 |
| Technologies de l'information | 0.53 | 0.08 | 0.03 | 0.46 |
| Matériaux | 0.57 | 0.12 | -0.80 | 1.04 |
| Immobilier | 0.73 | 0.15 | -0.50 | -1.22 |
| Télécommunication | 0.66 | 0.13 | 0.30 | -1.96 |
| Services publics | 0.70 | 0.10 | -1.50 | 1.91 |

La première observation est que les corrélations sont inférieures à celles avec le marché, ce qui est attendu lorsque l'on considère que les rendements de deux compagnies possèdent un bruit idiosyncratique. Cependant, on ne retrouve pas forcément les mêmes tendances au niveau des groupes les plus corrélés. En effet, alors que les secteurs défensifs sont moins corrélés au marché, ce n'est pas forcément vrai lorsqu'il s'agit de corrélations entre eux-mêmes. Le secteur des services aux communautés, qui est un des secteurs les moins corrélés au marché, se retrouve avec une moyenne de corrélations intra-sectorielles les plus élevées. À l'inverse, le

secteur industriel possède maintenant une des moyennes de corrélations les plus faibles. On peut expliquer ces tendances par la diversité des compagnies de chacun des secteurs. Ainsi, le secteur de la santé semble être plus hétérogène que le secteur de l'immobilier.

Ensuite, nous retrouvons la même tendance que pour les corrélations avec le marché au niveau des périodes de crise. Les corrélations sont plus élevés en périodes de crise que pour celles hors-crise.

Table 22: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Toutes périodes

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | -0.07 | 0.27 | 0.33 | 0.40 | 0.76 |
| Consommation de base | -0.02 | 0.23 | 0.28 | 0.33 | 0.70 |
| Énergie | 0.07 | 0.27 | 0.32 | 0.38 | 0.89 |
| Financier | -0.13 | 0.30 | 0.36 | 0.43 | 0.87 |
| Santé | 0.00 | 0.24 | 0.28 | 0.33 | 0.76 |
| Index | -0.01 | 0.40 | 0.47 | 0.56 | 0.91 |
| Industriel | -0.01 | 0.30 | 0.36 | 0.43 | 0.80 |
| Technologies de l'information | -0.06 | 0.26 | 0.32 | 0.37 | 0.80 |
| Matériaux | -0.08 | 0.30 | 0.36 | 0.43 | 0.80 |
| Immobilier | -0.11 | 0.27 | 0.34 | 0.42 | 0.91 |
| Télécommunication | 0.06 | 0.28 | 0.32 | 0.38 | 0.76 |
| Services publics | -0.13 | 0.23 | 0.28 | 0.34 | 0.83 |

Table 23: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Toutes périodes

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.34 | 0.10 | 0.24 | 0.11 |
| Consommation de base | 0.28 | 0.08 | 0.15 | 0.67 |
| Énergie | 0.33 | 0.09 | 0.59 | 1.42 |
| Financier | 0.37 | 0.10 | 0.19 | 0.56 |
| Santé | 0.28 | 0.07 | 0.38 | 1.31 |
| Index | 0.48 | 0.12 | 0.29 | 0.41 |
| Industriel | 0.37 | 0.10 | 0.22 | 0.19 |
| Technologies de l'information | 0.32 | 0.09 | 0.15 | 0.77 |
| Matériaux | 0.36 | 0.10 | -0.19 | 0.44 |
| Immobilier | 0.35 | 0.11 | 0.34 | 0.56 |
| Télécommunication | 0.33 | 0.07 | 0.20 | 2.00 |
| Services publics | 0.28 | 0.08 | 0.06 | 2.55 |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|

Table 24: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période hors-crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | -0.07 | 0.23 | 0.29 | 0.36 | 0.72 |
| Consommation de base | -0.02 | 0.19 | 0.24 | 0.28 | 0.70 |
| Énergie | 0.06 | 0.22 | 0.28 | 0.34 | 0.87 |
| Financier | -0.13 | 0.27 | 0.33 | 0.40 | 0.85 |
| Santé | 0.00 | 0.21 | 0.25 | 0.29 | 0.74 |
| Index | -0.01 | 0.35 | 0.43 | 0.51 | 0.88 |
| Industriel | 0.00 | 0.26 | 0.32 | 0.39 | 0.78 |
| Technologies de l'information | -0.06 | 0.22 | 0.28 | 0.33 | 0.79 |
| Matériaux | -0.08 | 0.26 | 0.32 | 0.39 | 0.79 |
| Immobilier | -0.11 | 0.23 | 0.28 | 0.35 | 0.88 |
| Télécommunication | 0.06 | 0.23 | 0.26 | 0.30 | 0.72 |
| Services publics | -0.13 | 0.18 | 0.23 | 0.28 | 0.81 |

Table 25: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période hors-crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.30 | 0.09 | 0.45 | 0.28 |
| Consommation de base | 0.24 | 0.07 | 0.36 | 1.03 |
| Énergie | 0.29 | 0.08 | 0.73 | 1.70 |
| Financier | 0.34 | 0.10 | 0.34 | 0.78 |
| Santé | 0.25 | 0.07 | 0.59 | 1.48 |
| Index | 0.44 | 0.12 | 0.44 | 0.29 |
| Industriel | 0.33 | 0.09 | 0.43 | 0.36 |
| Technologies de l'information | 0.28 | 0.09 | 0.37 | 0.84 |
| Matériaux | 0.32 | 0.10 | -0.01 | 0.44 |
| Immobilier | 0.29 | 0.09 | 0.55 | 1.44 |
| Télécommunication | 0.27 | 0.06 | 0.67 | 4.13 |
| Services publics | 0.23 | 0.08 | 0.54 | 4.05 |

Table 26: Statistiques sommaires des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période de crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum |
|---|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | -0.04 | 0.42 | 0.49 | 0.57 | 0.87 |
| Consommation de base | 0.08 | 0.38 | 0.45 | 0.51 | 0.81 |
| Énergie | 0.10 | 0.42 | 0.49 | 0.56 | 0.93 |
| Financier | 0.02 | 0.41 | 0.49 | 0.56 | 0.90 |
| Santé | 0.09 | 0.38 | 0.44 | 0.50 | 0.85 |
| Index | 0.13 | 0.56 | 0.64 | 0.71 | 0.95 |
| Industriel | -0.05 | 0.45 | 0.53 | 0.60 | 0.87 |
| Technologies de l'information | 0.07 | 0.43 | 0.50 | 0.56 | 0.90 |
| Matériaux | -0.05 | 0.43 | 0.52 | 0.59 | 0.88 |
| Immobilier | 0.08 | 0.46 | 0.53 | 0.60 | 0.95 |
| Télécommunication | 0.24 | 0.45 | 0.52 | 0.58 | 0.87 |
| Services publics | 0.10 | 0.41 | 0.48 | 0.54 | 0.90 |

Table 27: Moments de distribution des corrélations des compagnies par secteur avec les compagnies d'un secteur différent - Période de crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis |
|---|---|---|---|---|
| Consommation discrétionnaire | 0.49 | 0.11 | -0.14 | -0.19 |
| Consommation de base | 0.44 | 0.09 | -0.09 | -0.10 |
| Énergie | 0.49 | 0.11 | -0.04 | 0.54 |
| Financier | 0.49 | 0.11 | -0.10 | -0.10 |
| Santé | 0.44 | 0.09 | 0.06 | 0.26 |
| Index | 0.63 | 0.11 | -0.32 | 0.18 |
| Industriel | 0.52 | 0.11 | -0.36 | 0.28 |
| Technologies de l'information | 0.49 | 0.09 | -0.17 | 0.00 |
| Matériaux | 0.51 | 0.12 | -0.57 | 0.63 |
| Immobilier | 0.53 | 0.10 | -0.16 | 0.09 |
| Télécommunication | 0.52 | 0.09 | -0.03 | -0.10 |
| Services publics | 0.47 | 0.10 | -0.13 | 0.09 |

Comme on aurait pu s'y attendre, les corrélations sont plus faibles que celles avec le marché, mais aussi que celles pour les compagnies d'un même secteur. Ce qui est différent des deux autres cas, c'est que les corrélations sont similaires à travers tous les secteurs. Il faut noter cependant qu'ici les corrélations de

chaque secteur sont calculées par rapport à tous les autres secteurs. Ainsi, il est normal de retrouver des corrélations similaires à travers tous les secteurs.

Encore une fois, nous retrouvons une augmentation des corrélations lors des périodes de crise.

Pour récapituler les observations faites dans cette section d'analyse préliminaire:

- les rendements peuvent être considérés comme deux distributions distinctes se comportant différemment en périodes hors-crise et en crise;
- le secteur de la compagnie a un impact important sur le comportement des co-mouvements entre les rendements de son titre financier et ceux du marché, mais aussi avec ceux des autres compagnies;
- en période de crise, il y a une convergence des comportements des rendements, notamment au niveau des co-mouvements.

# 5 Évaluer les co-mouvements : une approche discrète

Tout d'abord, afin de comprendre l'organisation et le choix de présentation des résultats, il est important de rappeler que l'approche du mémoire est centrée sur l'utilisation de probabilités conditionnelles. L'objectif est de modéliser les co-mouvements des actifs financiers à l'aide de réseaux Bayesiens, et de comparer leurs performances face aux modèles traditionnels.

Puisque les modèles traditionnels incorporent une relation entre l'actif évalué et son indice de référence (le "marché"), il est naturel de commencer par l'analyse des co-mouvements entre les titres financiers et leur indice. Nous procédons en 2 étapes afin d'avoir une perspective au niveau individuel et une au niveau global. Ainsi, nous faisons d'abord une étude de cas de la distribution conditionnelle entre l'action d'Apple Inc. et le S&P500, puis nous analysons les distributions conditionnelles entre chacun des titres du S&P500 et l'indice (le S&P500).

Avec une approche similaire, nous évaluons les co-mouvements entre les titres financiers entre eux. D'abord, nous effectuons une étude de cas entre Apple et Citigroup, puis entre Apple et tous les autres titres du S&P500.

## 5.1 Étude de cas : AAPL versus SP500

Rappelons que dans cette section, 12 cas sont étudiés. Le Tableau 28 récapitule les différentes variations impliquées dans chacun des cas.

Table 28: Approches utilisées, sans la variable de secteur

| Secteur | Crise | Résultats | Approche |
|---|---|---|---|
| Sans secteur | Pré-filtrage | Toutes périodes | 1 |
| Sans secteur | Pré-filtrage | Hors-crise | 2 |
| Sans secteur | Pré-filtrage | Crise | 3 |
| Sans secteur | Dans le modèle | Toutes périodes | 4 |
| Sans secteur | Dans le modèle | Hors-crise | 5 |
| Sans secteur | Dans le modèle | Crise | 6 |
| Avec secteur | Pré-filtrage | Toutes périodes | 7 |
| Avec secteur | Pré-filtrage | Hors-crise | 8 |
| Avec secteur | Pré-filtrage | Crise | 9 |
| Avec secteur | Dans le modèle | Toutes périodes | 10 |
| Avec secteur | Dans le modèle | Hors-crise | 11 |
| Avec secteur | Dans le modèle | Crise | 12 |

Les Figures 24 et 25 présentent les valeurs de la statistique du test Chi2 pour les différents modèles utilisés ainsi que pour les différentes approches. Les deux graphiques sont identiques, à l'exception que le second se

limite aux valeurs inférieures à 400, permettant ainsi de mieux voir les différences entre les plusieurs modèles et approches.

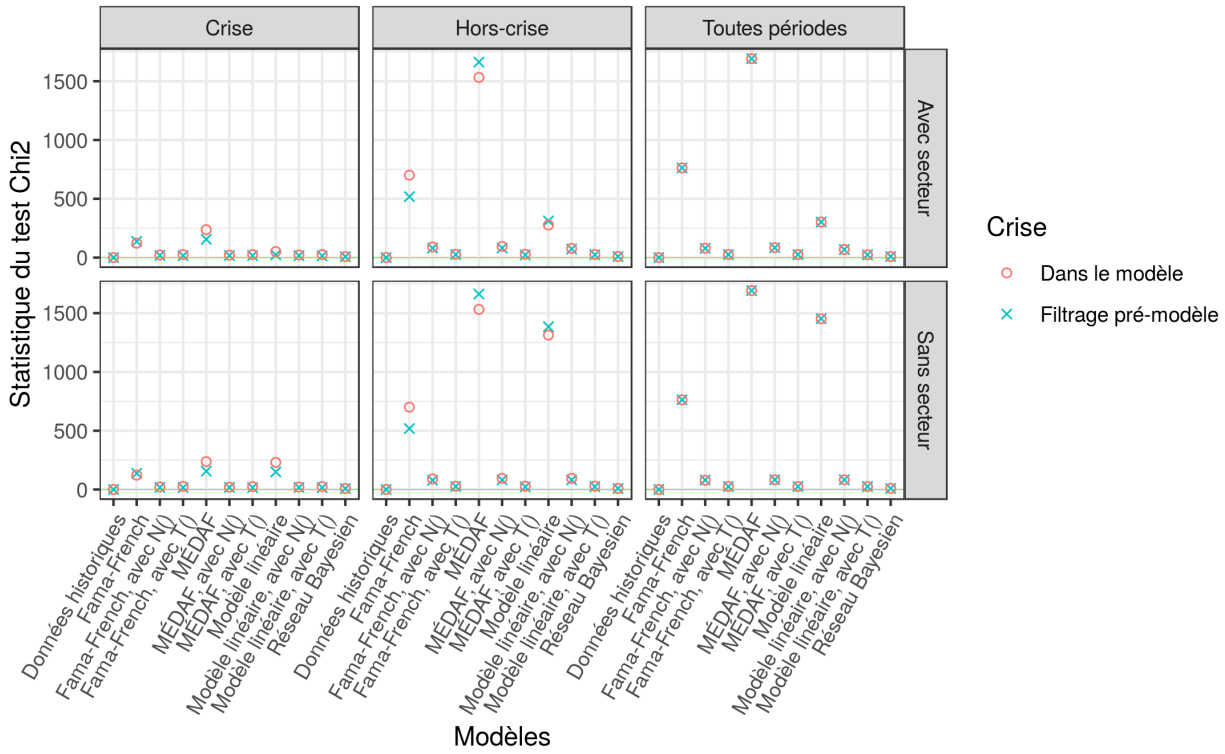



Figure 24: Statistique du test Chi2 pour les différents modèles

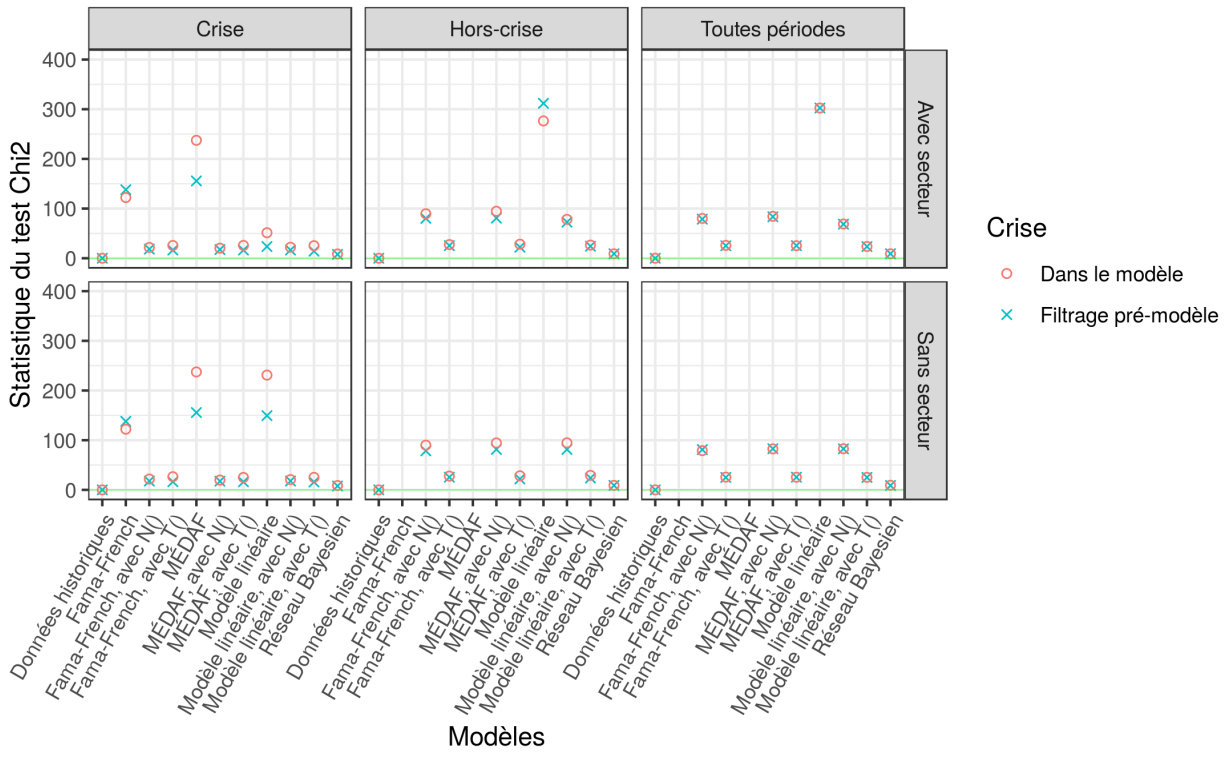



Figure 25: Statistique du test Chi2 pour les différents modèles, avec un focus sur les valeurs inférieures à 400

À première vue des graphiques, quelques observations générales peuvent être faites.

[1] Tout d'abord, il semblerait que **la variable de secteur ait un impact faible mais notable sur l'évaluation des co-mouvements, surtout pour le modèle linéaire de base**. Il est important de ne pas oublier que le MÉDAF et le Fama-French ne prennent pas en compte cette variable. Pour le modèle linéaire simple, il y a une différence visible de performance que ce soit en période de crise ou en période hors-crise, et que ce soit lorsque la variable de crise soit prise en compte dans le modèle ou durant le filtrage (i.e. entre 1 et 7, 2 et 8, 3 et 9, 4 et 10, 5 et 11, 6 et 12).

[2] **L'ajustement pour le bruit a un impact significatif sur la performance des modèles linéaires, du MÉDAF et du Fama-French**, et ce, quelque soit le cas présenté. En effet, les modèles sans ajustement semblent performer très mal comparativement aux modèles avec ajustement. On passe de valeurs du Chi2 de plus de 1500 à des valeurs inférieures à 100.

[3] **La distribution de Student semble plus performante que la distribution gaussienne pour évaluer le bruit en période hors-crise**. En effet, ceci peut paraître évident puisque la distribution de Student permet de mieux modéliser les valeurs extrêmes. De plus, cette observation est confirmée par la littérature (Beaulieu, Dufour et Khalaf, 2002). Il est intéressant de noter qu'en période de crise, la distribution gaussienne performe aussi bien que la distribution de Student, voire mieux.

[4] **L'utilisation de la variable de crise dans les modèles ne semble pas apporter plus d'information pour l'évaluation des co-mouvements**. En effet, en comparant les performances des modèles du cas 1 et celles au cas 4, les différences de performances ne semblent pas significatives.

[5] **En période de crise, tous les modèles ont de meilleures performances.** Cette observation est encore plus forte pour les modèles de base (MÉDAF et modèle linéaire sans bruit) puisque la statistique du test de Pearson peut être jusqu'à 10 fois plus faible que pour les périodes hors-crise.

[6] **Les réseaux Bayesiens semblent bien mieux performer que tous les autres modèles**. De plus, ils affichent une constance en terme de performance. En effet, pour tous les cas étudiés, la statistique du test Chi2 est environ de 9.

### 5.1.1 Sans secteur

Cette sous-section se concentre sur les déclinaisons n'utilisant pas de variable de secteur, l'objectif étant d'examiner plus en détail les performances des modèles. Ainsi, nous présentons les statistiques du test de Pearson ainsi que les valeurs des paramètres des modèles traditionnels.

Table 29: Statistiques du test Chi2

| Modèle | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Données historiques | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| Fama-French | 762.6 | 518.1 | 138.0 | 762.6 | 701.1 | 122.2 |
| Fama-French, avec N() | 80.0 | 79.6 | 17.7 | 80.0 | 89.9 | 22.1 |
| Fama-French, avec T() | 25.6 | 25.6 | 16.2 | 25.5 | 27.8 | 26.3 |
| MÉDAF | 1692.2 | 1662.7 | 155.6 | 1692.2 | 1532.1 | 237.4 |
| MÉDAF, avec N() | 83.1 | 81.3 | 17.6 | 83.5 | 95.0 | 20.4 |
| MÉDAF, avec T() | 25.3 | 22.5 | 16.3 | 25.3 | 27.9 | 25.6 |
| Modèle linéaire | 1453.2 | 1384.5 | 149.5 | 1452.1 | 1313.6 | 231.0 |
| Modèle linéaire, avec N() | 83.2 | 80.9 | 17.6 | 83.1 | 94.5 | 20.3 |
| Modèle linéaire, avec T() | 25.5 | 23.5 | 16.1 | 25.4 | 28.4 | 25.2 |
| Réseau Bayesien | 9.0 | 9.0 | 7.7 | 9.0 | 9.0 | 8.6 |

Table 30: Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF

| Modèle | Paramètre | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Fama-French | Beta | 0.01099 | 0.01097 | 0.01006 | 0.01099 | 0.01099 | 0.01099 |
| Fama-French | Beta_HML | -0.00539 | -0.00752 | -0.00155 | -0.00539 | -0.00539 | -0.00539 |
| Fama-French | Beta_SMB | 0.00169 | 0.00177 | 0.00122 | 0.00169 | 0.00169 | 0.00169 |
| Fama-French | Intercept | 0.00125 | 0.00126 | 0.00137 | 0.00125 | 0.00125 | 0.00125 |
| Fama-French avec N() | Mu | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 |

| Modèle | Paramètre | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Fama-French avec N() | Sigma | 0.01924 | 0.01843 | 0.02507 | 0.01924 | 0.01924 | 0.01924 |
| Fama-French avec T() | Degrés de liberté | 2.89892 | 2.99890 | 4.68808 | 2.89892 | 2.89892 | 2.89892 |
| Fama-French avec T() | Facteur d'échelle | 0.01178 | 0.01141 | 0.01895 | 0.01178 | 0.01178 | 0.01178 |
| Fama-French avec T() | Moyenne | -0.00077 | -0.00085 | 0.00028 | -0.00077 | -0.00077 | -0.00077 |
| MÉDAF | Beta | 1.05272 | 1.10607 | 0.96021 | 1.05272 | 1.05272 | 1.05272 |
| MÉDAF avec N() | Mu | 0.00119 | 0.00114 | 0.00127 | 0.00119 | 0.00119 | 0.00119 |
| MÉDAF avec N() | Sigma | 0.01957 | 0.01885 | 0.02516 | 0.01957 | 0.01957 | 0.01957 |
| MÉDAF avec T() | Degrés de liberté | 2.82561 | 2.75534 | 5.69942 | 2.82561 | 2.82561 | 2.82561 |
| MÉDAF avec T() | Facteur d'échelle | 0.01189 | 0.01121 | 0.01984 | 0.01189 | 0.01189 | 0.01189 |
| MÉDAF avec T() | Moyenne | 0.00041 | 0.00025 | 0.00151 | 0.00041 | 0.00041 | 0.00041 |
| Modèle linéaire | Beta_1 | 1.05272 | 1.10607 | 0.96021 | 1.05287 | 1.05287 | 1.05287 |
| Modèle linéaire | Intercept | 0.00119 | 0.00114 | 0.00127 | 0.00117 | 0.00117 | 0.00117 |
| Modèle linéaire | Beta_c | NA | NA | NA | 0.00018 | 0.00018 | 0.00018 |
| Modèle linéaire avec N() | Mu | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 |
| Modèle linéaire avec N() | Sigma | 0.01957 | 0.01885 | 0.02516 | 0.01957 | 0.01957 | 0.01957 |
| Modèle linéaire avec T() | Degrés de liberté | 2.80016 | 2.75567 | 5.69977 | 2.80696 | 2.80696 | 2.80696 |
| Modèle linéaire avec T() | Facteur d'échelle | 0.01184 | 0.01122 | 0.01984 | 0.01187 | 0.01187 | 0.01187 |
| Modèle linéaire avec T() | Moyenne | -0.00079 | -0.00089 | 0.00024 | -0.00077 | -0.00077 | -0.00077 |

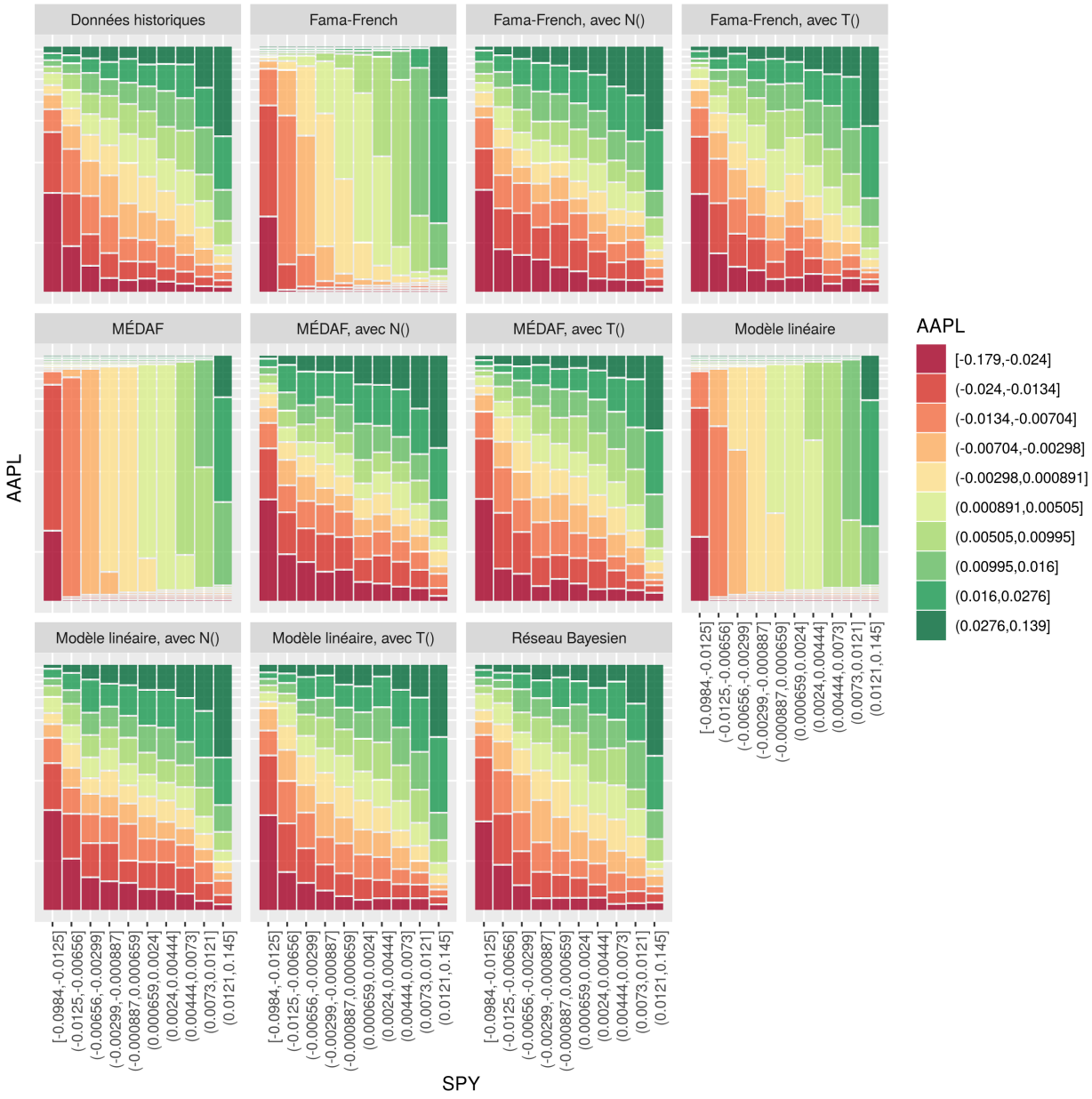



Figure 26: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes

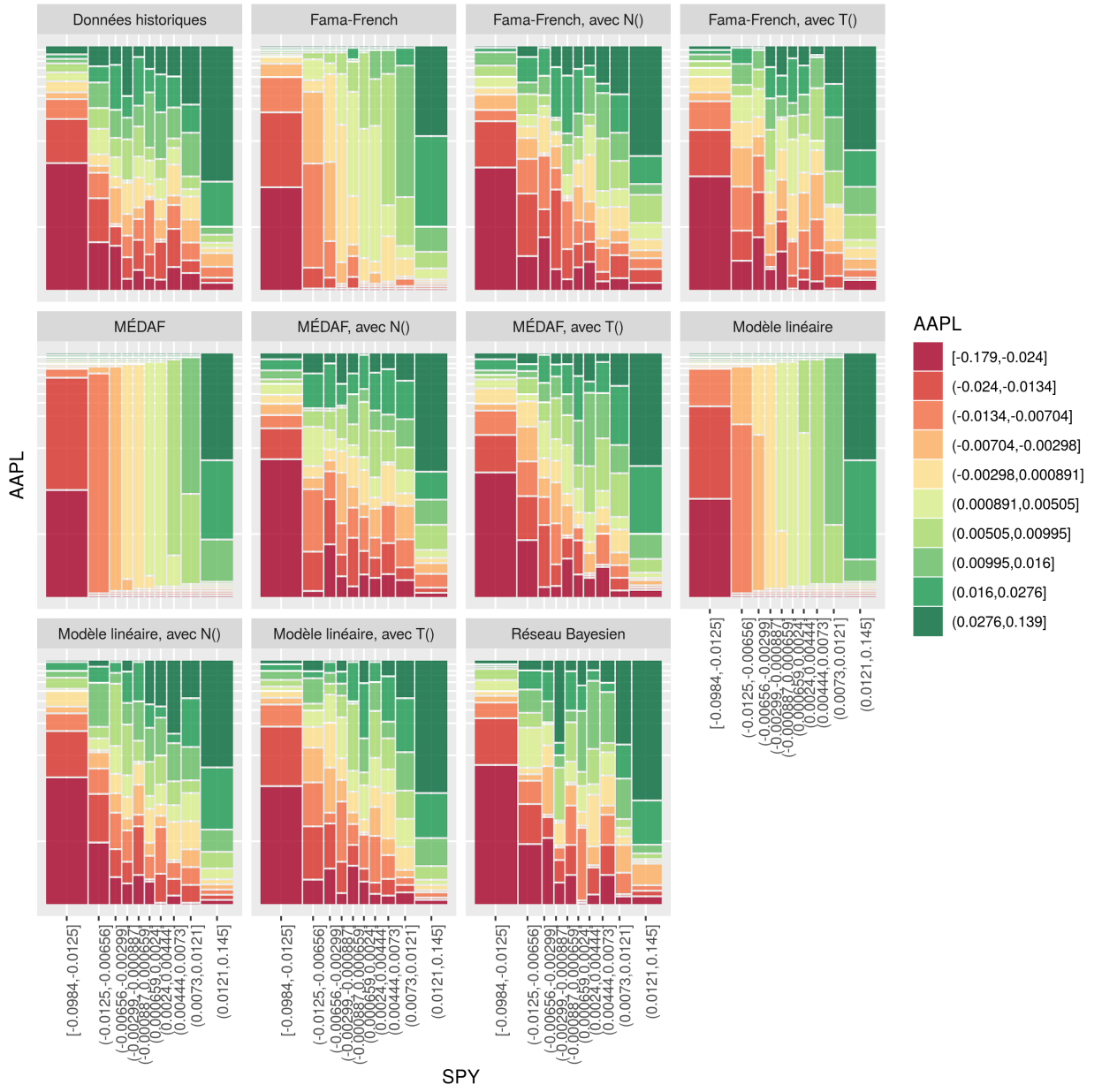



Figure 27: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, période de crise

**Cas 1-3**

Pour le MÉDAF et le Fama-French, la valeur du bêta est plus élevée en période hors-crise qu'en période de crise. Ceci renforce l'idée de distributions distinctes selon les régimes. De plus, la séparation des observations selon les régimes permet d'améliorer nettement la performance de des trois modèles traditionnels.

Pour le MÉDAF avec une distribution gaussienne, le rendement excédentaire, qui est ici caractérisé par la moyenne des résidus, est plus faible en période hors-crise qu'en période de crise. L'écart-type des résidus est

plus élevé en période de crise qu'en période hors-crise. Ceci va légèrement à l'encontre de nos hypothèses disant qu'il y a une convergence du comportement des rendements en période de crise.

Pour le MÉDAF avec une distribution de Student, le kurtosis des résidus, qui est ici caractérisé par le nombre de degrés de liberté de la distribution, est plus élevé en période de crise qu'en période hors-crise. Ceci indique une concentration des rendements proche de la moyenne de la distribution des résidus, ainsi que des queues de distribution plus importantes. En pratique cela se traduit par un plus grand nombre de résidus proches de la moyenne et quelques résidus très éloignés.

Le modèle linéaire possède les mêmes valeurs pour ses paramètres que le MÉDAF. En effet, en théorie, le bêta du MÉDAF est équivalent au coefficient de régression du modèle linéaire. Ici, la moyenne des résidus du MÉDAF avec une distribution gaussienne est équivalente à la somme de l'ordonnée à l'origine et de la moyenne des résidus du modèle linéaire avec une distribution gaussienne. De plus, en pratique, le taux sans risque est presque nul. Les rendements du marché et la prime du marché sont donc quasiment identiques. C'est pourquoi les paramètres de la distribution gaussienne sont les mêmes.

Par contre, pour la distribution de Student, les valeurs des paramètres sont très légèrement différentes car l'effet du taux sans risque se fait beaucoup plus ressentir lors de la calibration de cette distribution.

Finalement, on remarque un effet intéressant au niveau des performances des modèles traditionnels. Lorsqu'ils n'ont pas de distribution de résidus, les modèles qui possèdent le plus d'information (variables) performent le mieux. En partant du moins bon, le MÉDAF, n'utilise que la prime de marché via son beta. Le modèle linéaire le suit, en ajoutant le rendement excédentaire via l'alpha (ordonnée à l'origine). Enfin, le Fama-French est nettement meilleur avec l'ajout des indices *SMB* et *HML*. Cependant, lorsque le bruit est ajouté, les modèles ont tous des performances bien meilleures et similaires, et leurs valeurs du test Chi2 tendent vers la même valeur. Ceci implique deux choses: que le bruit permet bien d'expliquer une partie des rendements; et que chaque distribution atteint une limite au-delà de laquelle il ne peut plus expliquer les rendements. La différence de performance entre la distribution gaussienne et la distribution de Student montre que cette limite peut s'expliquer en partie par la forme de la distribution, notamment le kurtosis. Le skewness qui n'est pas capturé par ces distributions pourrait potentiellement aussi expliquer cette limite. En effet, le réseau Bayesien discret n'est pas constraint par une distribution donnée et peut capturer le skewness du bruit. De plus, comme nous le verrons plus tard, il se pourrait que les moments de distribution ne soit pas homogènes, ce qui limiterait aussi l'efficacité du bruit.

La Figure 26 présente les distributions conditionnelles du cas 1 sous forme de diagrammes de Marimekko. Elle nous permet de visualiser concrètement comment les modèles estiment les distributions conditionnelles. Pour les modèles simples, on peut voir la linéarité simple qu'ils apportent aux estimations. Les modèles incorporant plus de bruit montrent comment, à partir des modèles simples, le bruit décorrèle les variables. Finalement, on peut aussi voir la complexité des distributions empiriques. Il n'y a pas de suite complètement logique dans l'évolution de chaque distribution conditionnelle. Par exemple, pourquoi les rectangles verts les plus foncés n'augmentent-ils pas de tailles de manière continue? Comment ce comportement empirique se répercute-t-il sur les relations mathématiques entre les différentes variables?

**Cas 4-6**

Pour le MÉDAF et le Fama-French, les valeurs des paramètres sont identiques que pour le cas 1. Ceci est normal puisque ces modèles ne bénéficient pas de l'ajout d'une variable de crise.

Le modèle linéaire quant à lui inclut cette variable de crise dans sa régression. Il possède ainsi un second coefficient de régression, $\beta_c$. On remarque cependant que ce dernier est très faible et donc quasiment négligeable. D'ailleurs, son utilité se traduit en réalité par une ordonnée à l'origine différente pour les périodes hors-crise et de crise. En effet, lorsque l'on regarde les métriques de performance, celles-ci sont très similaires qu'aux cas 1 à 3.

Les paramètres des modèles linéaires sont identiques à travers les cas 4 à 6 car ils utilisent exactement les mêmes données pour la calibration. Seulement les données en sortie sont différents. On remarque d'ailleurs que l'ajout d'une variable de crise (cas 4-6) aide moins que le filtrage des données d'entrée (cas 1-3), particulièrement pour les périodes de crise.

Les valeurs de la statistique du test de Pearson confirme les observations tirées des graphiques, notamment que les réseaux Bayesiens performent bien mieux que les autres modèles.

La Figure 27 présente les distributions conditionnelles du cas 6. Le reste des cas sont présentés en Annexe afin d'alléger la lecture du mémoire. La figure montre le changement de distribution des rendements du marché en période de crise, via l'élargissement des rectangles aux extrémités. Elle montre le changement de distribution des rendements du titre via l'augmentation en hauteur des rectangles les plus foncés (rouges et verts). Par ailleurs, alors que nous mentionnions plus tôt l'absence de suite logique dans l'évolution des distributions conditionnelles, il y en a encore moins ici. Les probabilités conditionnelles se trouvant au milieu semblent suivre un chaos.

### 5.1.2 Avec secteur

Dans cette sous-section nous ajoutons une variable de secteur à notre analyse. De la même manière qu'à la section précédente, nous nous attardons sur les statistiques du test de Pearson ainsi que les valeurs des paramètres des modèles traditionnels.

Table 31: Statistiques du test Chi2

| Modèle | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Données historiques | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| Fama-French | 762.6 | 518.1 | 138.0 | 762.6 | 701.1 | 122.2 |
| Fama-French, avec N() | 79.8 | 79.4 | 17.6 | 79.3 | 89.7 | 22.0 |
| Fama-French, avec T() | 25.4 | 25.5 | 16.1 | 25.5 | 27.8 | 26.3 |
| MÉDAF | 1692.2 | 1662.7 | 155.6 | 1692.2 | 1532.1 | 237.4 |
| MÉDAF, avec N() | 82.9 | 81.1 | 17.5 | 83.1 | 94.9 | 20.3 |
| MÉDAF, avec T() | 25.3 | 22.5 | 16.4 | 25.2 | 28.0 | 25.9 |
| Modèle linéaire | 302.4 | 311.9 | 23.6 | 302.3 | 276.4 | 51.3 |
| Modèle linéaire, avec N() | 69.3 | 73.6 | 16.0 | 69.5 | 78.5 | 22.0 |
| Modèle linéaire, avec T() | 23.5 | 24.2 | 14.5 | 23.6 | 26.3 | 25.2 |

| Modèle | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Réseau Bayesien | 9.0 | 9.0 | 7.7 | 9.0 | 9.0 | 8.6 |

Table 32: Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF

| Modèle | Paramètre | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Fama-French | Beta | 0.01099 | 0.01097 | 0.01006 | 0.01099 | 0.01099 | 0.01099 |
| Fama-French | Beta_HML | -0.00539 | -0.00752 | -0.00155 | -0.00539 | -0.00539 | -0.00539 |
| Fama-French | Beta_SMB | 0.00169 | 0.00177 | 0.00122 | 0.00169 | 0.00169 | 0.00169 |
| Fama-French | Intercept | 0.00125 | 0.00126 | 0.00137 | 0.00125 | 0.00125 | 0.00125 |
| Fama-French avec N() | Mu | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 |
| Fama-French avec N() | Sigma | 0.01924 | 0.01843 | 0.02507 | 0.01924 | 0.01924 | 0.01924 |
| Fama-French avec T() | Degrés de liberté | 2.89892 | 2.99890 | 4.68808 | 2.89892 | 2.89892 | 2.89892 |
| Fama-French avec T() | Facteur d'échelle | 0.01178 | 0.01141 | 0.01895 | 0.01178 | 0.01178 | 0.01178 |
| Fama-French avec T() | Moyenne | -0.00077 | -0.00085 | 0.00028 | -0.00077 | -0.00077 | -0.00077 |
| MÉDAF | Alpha | 0.00119 | 0.00114 | 0.00127 | 0.00119 | 0.00119 | 0.00119 |
| MÉDAF | Beta | 1.05272 | 1.10607 | 0.96021 | 1.05272 | 1.05272 | 1.05272 |
| MÉDAF avec N() | Mu | 0.00119 | 0.00114 | 0.00127 | 0.00119 | 0.00119 | 0.00119 |
| MÉDAF avec N() | Sigma | 0.01957 | 0.01885 | 0.02516 | 0.01957 | 0.01957 | 0.01957 |
| MÉDAF avec T() | Degrés de liberté | 2.82561 | 2.75534 | 5.69942 | 2.82561 | 2.82561 | 2.82561 |
| MÉDAF avec T() | Facteur d'échelle | 0.01189 | 0.01121 | 0.01984 | 0.01189 | 0.01189 | 0.01189 |
| MÉDAF avec T() | Moyenne | 0.00041 | 0.00025 | 0.00151 | 0.00041 | 0.00041 | 0.00041 |
| Modèle linéaire | Beta_1 | 1.05272 | 1.10607 | 0.96021 | 1.05263 | 1.05263 | 1.05263 |
| Modèle linéaire | Beta_s | 0.89929 | 0.85456 | 1.59112 | 0.89933 | 0.89933 | 0.89933 |
| Modèle linéaire | Intercept | 0.00119 | 0.00114 | 0.00127 | 0.00120 | 0.00120 | 0.00120 |
| Modèle linéaire | Beta_c | NA | NA | NA | -0.00012 | -0.00012 | -0.00012 |
| Modèle linéaire avec N() | Mu | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 | 0.00000 |
| Modèle linéaire avec N() | Sigma | 0.01772 | 0.01724 | 0.02041 | 0.01772 | 0.01772 | 0.01772 |
| Modèle linéaire avec T() | Degrés de liberté | 2.74171 | 2.68281 | 3.45471 | 2.74280 | 2.74280 | 2.74280 |
| Modèle linéaire avec T() | Facteur d'échelle | 0.01052 | 0.01006 | 0.01377 | 0.01052 | 0.01052 | 0.01052 |
| Modèle linéaire avec T() | Moyenne | -0.00071 | -0.00082 | -0.00006 | -0.00072 | -0.00072 | -0.00072 |

Puisque le MÉDAF et le Fama-French n'incluent pas de variable de secteur, les paramètres et résultats sont les mêmes qu'aux cas 1 à 6. Les différences de la statistique du test de Pearson proviennent de la nature aléatoire des distributions gaussienne et de Student. Donc, nous nous ne concentrerons pas sur ces modèles ici.

**Cas 7-9**

L'ajout d'une variable de secteur entraîne l'ajout d'un coefficient de régression, $\beta_s$. Comme expliqué dans la méthodologie, les valeurs utilisées pour la variable de secteur sont en fait les résidus d'une première régression entre le secteur et le marché, permettant ainsi de capter l'information supplémentaire de la variable de secteur et d'éviter la colinéarité. On remarque une augmentation importante du coefficient de régression entre le cas 8 et le cas 9, soit entre la période hors-crise et la période de crise, passant de 0.85 à 1.59.

Il est intéressant d'observer une diminution de l'écart-type du modèle linéaire avec distribution gaussienne par rapport aux cas 1 à 3. En effet, on passe de 0.01957, 0.01885 et 0.02516 à 0.01772, 0.01724 et 0.02041. La diminution est plus importante pour la période de crise. Ceci indique que le bruit est moins important et donc que la variable de crise apporte bel et bien plus d'information aux modèles.

Pour le modèle linéaire avec une distribution de Student, le nombre de degrés de liberté et le facteur d'échelle sont tous les deux plus faibles pour les cas 7 à 9 que pour les cas 1 à 3. Cette diminution de ces paramètres indique que la distribution se rapproche d'une distribution gaussienne.

En termes de performance, les modèles linéaires semblent mieux performer avec la variable de secteur que sans. Ceci est bien évidemment attendu puisque les modèles ont plus d'information. C'est encore une fois en période de crise que l'amélioration est la plus ressentie. En ce qui concerne les réseaux Bayesiens, il démontrent encore une fois une performance supérieure aux autres modèles.

**Cas 10-12**

Dans les cas 10 à 12, nous avons donné le plus d'information aux modèles (modèles linéaires et réseaux Bayesiens). Nous nous attendons donc à avoir les meilleures performances. Or, ce n'est pas vraiment le cas. En fait, les résultats sont en général moins bons qu'aux cas 7 à 9. N'oublions pas qu'aux cas 7 à 9, les rendements sont filtrés selon les périodes hors-crise et de crise avant de calibrer les modèles. Ainsi, bien que la variable de crise ne soit pas directement utilisée pour la calibration, les cas 7 à 9 bénéficient du filtrage de la distribution qui semble plus important que la variable de crise. Cela renforce l'idée que la distribution des rendements peut être divisée en deux distributions distinctes.

## 5.2 Généralisation : Toutes les compagnies du S&P500 versus l'indice

Suite à l'étude de cas, une approche similaire est utilisée pour caractériser la performance des modèles sur un échantillon plus grand de rendements. Pour cela, toutes les compagnies du S&P500 sont utilisées.

Dans la sous-section précédente, nous avons vu que les modèles traditionnels utilisant une distribution de Student pour modéliser les résidus performent en général mieux que leurs contreparties de base ou avec une distribution gaussienne. C'est pourquoi nous choisissons d'utiliser seulement ces distributions pour cette sous-section.

En ce qui concerne le choix d'utiliser une variable de secteur, il n'est pas possible de déterminer si les modèles utilisant une distribution de Student performent mieux lorsqu'une variable de secteur est utilisée (cas 7 à 12) ou non (cas 1 à 6). À des fins de simplicité, la variable de secteur n'est pas utilisée pour cette partie de l'étude.

De plus, les performances des modèles sont meilleures lorsque les données sont filtrées avant de calibrer les modèles (cas 1 à 3) que lorsqu'une variable de crise est utilisée (cas 4 à 6). C'est pourquoi cette approche est préférée et utilisée dans cette partie de l'analyse.

Finalement, nous avons vu dans la section de l'analyse préliminaire que les corrélations avec le marché, et donc les co-mouvements, ont des tendances différentes selon le secteur industriel. Ceci justifie la subdivision des résultats en secteurs.

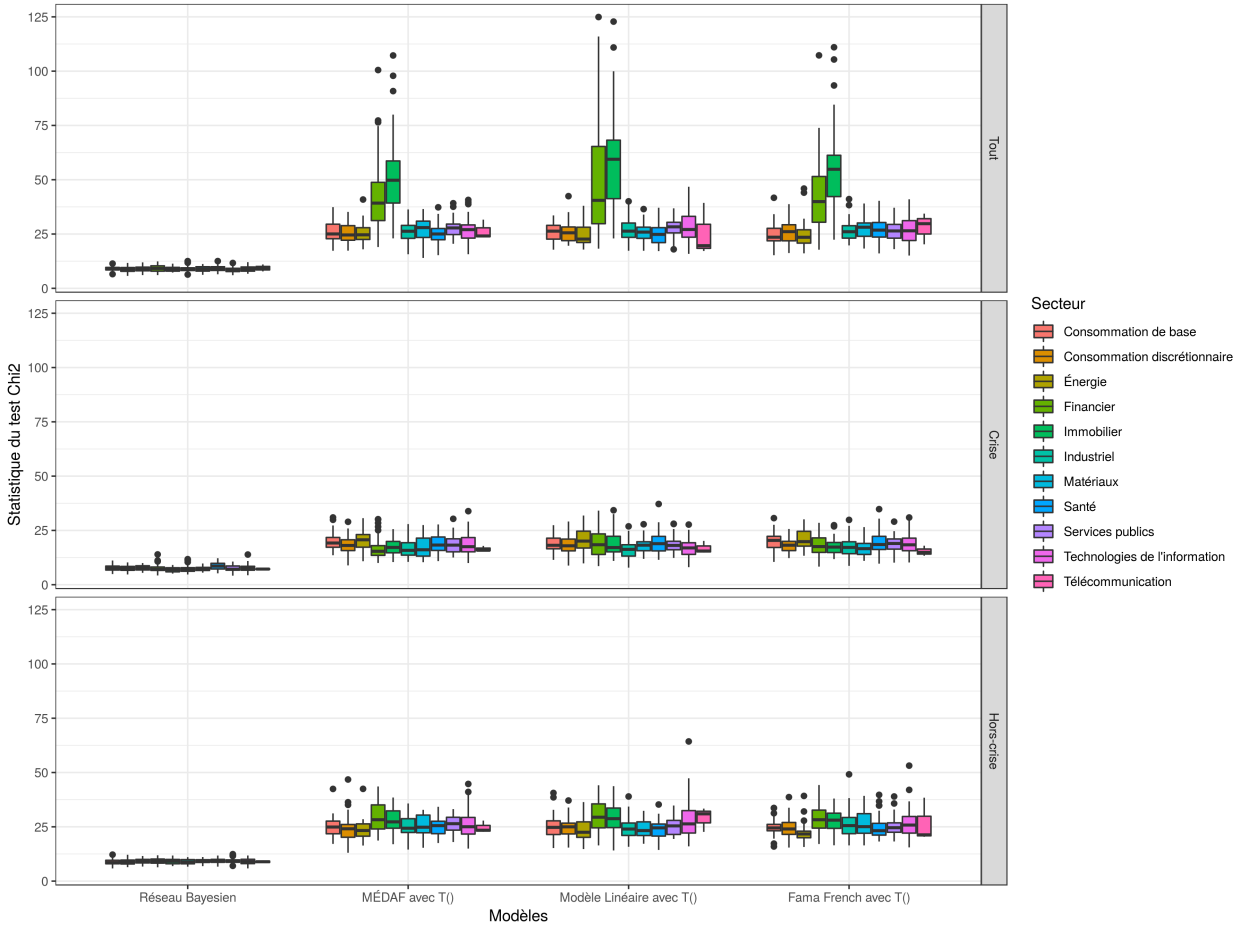



Figure 28: S&P500 versus les compagnies le composant - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période

Les résultats de la Figure 28 permettent de réaffirmer les observations des sous-sections précédentes. Ce qui saute aux yeux en premier est la performance des réseaux Bayesiens. Ces derniers montrent une performance clairement meilleure que celles des modèles traditionnels. De plus, ils affichent une constance étonnante, avec très peu de dispersion des valeurs du test de Pearson.

Les trois modèles traditionnels ont des performances semblables et les mêmes observations peuvent être tirées à partir des trois. Tout d'abord, les modèles performent mieux en période de crise, ce qui avait été remarqué aux sous-sections précédentes. De plus, il est intéressant de voir que le filtrage en périodes hors-crise et de

crise permet d'obtenir des meilleurs résultats dans les deux cas par rapport au cas où il n'y a pas de filtrage (cas où toutes les périodes sont utilisées pour la calibration). Ceci indique qu'il vaut mieux distinguer les types de périodes lors de la calibration pour obtenir de meilleurs résultats. Cette remarque renforce notre hypothèse que les rendements peuvent être modélisés selon deux distributions distinctes, dépendamment du type de période. Ce phénomène est plus marqué pour les compagnies des secteurs financier et immobilier.

## 5.3 Étude de cas : AAPL versus Citigroup

Dans cette section, les co-mouvements entre deux titres financiers sont à l'étude. Similairement aux co-mouvements entre un titre financier et le marché, nous présentons une étude de cas, qui sera suivie par une généralisation à la section suivante. L'étude de cas utilise (encore une fois) Apple Inc., et Citigroup. De manière indirecte, le marché est encore une fois utilisé puisqu'il est nécessaire pour estimer les rendements.

Suite aux observations tirées de l'étude des sections précédentes, il a été jugé que l'utilisation d'une variable de secteur apportait peu à l'analyse. Ainsi, nous nous concentrons sur les cas 1 à 6. De plus, puisque le Fama-French apportait peu de plus par rapport au MÉDAF en terme de performance et d'analyse, seulement le MÉDAF a été utilisé dans cette section.

Table 33: Statistiques du test Chi2

| Modèle | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Données historiques | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| MÉDAF | 1877.9 | 1843.5 | 219.8 | 1877.9 | 1679.7 | 282.1 |
| MÉDAF, avec N() | 81.9 | 62.6 | 30.9 | 88.8 | 103.3 | 14.9 |
| MÉDAF, avec T() | 27.2 | 23.7 | 22.0 | 26.3 | 33.3 | 16.7 |
| Modèle linéaire | 2127.4 | 1767.1 | 229.0 | 2140.9 | 1934.9 | 335.6 |
| Modèle linéaire, avec N() | 71.3 | 71.7 | 18.2 | 70.1 | 100.6 | 20.8 |
| Modèle linéaire, avec T() | 19.9 | 28.8 | 20.3 | 29.4 | 30.4 | 28.0 |
| Réseau Bayesien | 23.0 | 15.9 | 20.2 | 20.2 | 18.0 | 19.3 |

Table 34: Paramètres calculés et utilisés pour les modèles linéaires et le MÉDAF

| Modèle | Ticker | Paramètre | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MÉDAF | AAPL | Beta | 1.0527 | 1.1061 | 0.9602 | 1.0527 | 1.0527 | 1.0527 |
| MÉDAF | C | Beta | 1.7486 | 1.4907 | 2.1954 | 1.7486 | 1.7486 | 1.7486 |
| MÉDAF | N/A | Corrélation | -0.0480 | -0.0896 | 0.0207 | -0.0480 | -0.0480 | -0.0480 |
| MÉDAF avec N() | AAPL | Mu | 0.0012 | 0.0011 | 0.0013 | 0.0012 | 0.0012 | 0.0012 |
| MÉDAF avec N() | AAPL | Sigma | 0.0196 | 0.0189 | 0.0252 | 0.0196 | 0.0196 | 0.0196 |
| MÉDAF avec N() | C | Mu | -0.0004 | -0.0003 | -0.0007 | -0.0004 | -0.0004 | -0.0004 |
| MÉDAF avec N() | C | Sigma | 0.0238 | 0.0144 | 0.0613 | 0.0238 | 0.0238 | 0.0238 |
| MÉDAF avec T() | AAPL | Degrés de liberté | 2.8256 | 2.7553 | 5.6994 | 2.8256 | 2.8256 | 2.8256 |

| Modèle | Ticker | Paramètre | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MÉDAF avec T() | AAPL | Facteur d'échelle | 0.0119 | 0.0112 | 0.0198 | 0.0119 | 0.0119 | 0.0119 |
| MÉDAF avec T() | AAPL | Moyenne | 0.0004 | 0.0002 | 0.0015 | 0.0004 | 0.0004 | 0.0004 |
| MÉDAF avec T() | C | Degrés de liberté | 2.2845 | 2.9119 | 1.5981 | 2.2845 | 2.2845 | 2.2845 |
| MÉDAF avec T() | C | Facteur d'échelle | 0.0095 | 0.0086 | 0.0212 | 0.0095 | 0.0095 | 0.0095 |
| MÉDAF avec T() | C | Moyenne | -0.0009 | -0.0006 | -0.0033 | -0.0009 | -0.0009 | -0.0009 |
| Modèle linéaire | AAPL | Beta_1 | 1.0527 | 1.1061 | 0.9602 | 1.0529 | 1.0529 | 1.0529 |
| Modèle linéaire | AAPL | Intercept | 0.0012 | 0.0011 | 0.0013 | 0.0012 | 0.0012 | 0.0012 |
| Modèle linéaire | AAPL | Beta_c | NA | NA | NA | 0.0002 | 0.0002 | 0.0002 |
| Modèle linéaire | C | Beta_1 | 1.7486 | 1.4907 | 2.1954 | 1.7480 | 1.7480 | 1.7480 |
| Modèle linéaire | C | Intercept | -0.0005 | -0.0003 | -0.0008 | -0.0004 | -0.0004 | -0.0004 |
| Modèle linéaire | C | Beta_c | NA | NA | NA | -0.0008 | -0.0008 | -0.0008 |
| Modèle linéaire | N/A | Corrélation | -0.0481 | -0.0897 | 0.0207 | -0.0480 | -0.0480 | -0.0480 |
| Modèle linéaire avec N() | AAPL | Mu | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| Modèle linéaire avec N() | AAPL | Sigma | 0.0196 | 0.0189 | 0.0252 | 0.0196 | 0.0196 | 0.0196 |
| Modèle linéaire avec N() | C | Mu | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| Modèle linéaire avec N() | C | Sigma | 0.0238 | 0.0144 | 0.0613 | 0.0238 | 0.0238 | 0.0238 |
| Modèle linéaire avec T() | AAPL | Degrés de liberté | 2.8002 | 2.7557 | 5.6998 | 2.8070 | 2.8070 | 2.8070 |
| Modèle linéaire avec T() | AAPL | Facteur d'échelle | 0.0118 | 0.0112 | 0.0198 | 0.0119 | 0.0119 | 0.0119 |
| Modèle linéaire avec T() | AAPL | Moyenne | -0.0008 | -0.0009 | 0.0002 | -0.0008 | -0.0008 | -0.0008 |
| Modèle linéaire avec T() | C | Degrés de liberté | 2.2842 | 2.5845 | 1.5981 | 2.2826 | 2.2826 | 2.2826 |
| Modèle linéaire avec T() | C | Facteur d'échelle | 0.0095 | 0.0083 | 0.0212 | 0.0095 | 0.0095 | 0.0095 |
| Modèle linéaire avec T() | C | Moyenne | -0.0005 | -0.0004 | -0.0026 | -0.0005 | -0.0005 | -0.0005 |

La première observation est que les modèles traditionnels sans bruit ainsi que les réseaux Bayesiens performent moins bien que lors de l'étude des co-mouvements entre les titres financiers et le marché. Ceci est attendu puisque par conception, les deux titres que nous comparons ne sont pas reliés directement. En effet, puisque dans les modèles utilisés, incluant les réseaux Bayesiens, les relations sont entre un actif et le marché. La relation entre entre deux actifs distincts est donc indirecte, via le marché. Ainsi, seulement la partie des rendements "causés" par le marché est modélisée.

De l'autre côté, les modèles incorporant du bruit ont des performances similaires à celles observées plus tôt. Une potentielle explication à cette observation est que nous avons ajouté un facteur de corrélation entre les résidus des deux actifs. Ceci contraste avec les modèles sans bruit et les réseaux Bayesiens, puisque la corrélation est une façon de modéliser un lien direct entre les deux actifs.

Néanmoins, malgré l'absence de lien direct entre les deux titres financiers, les réseaux Bayesiens performent mieux que le reste des modèles de manière générale.

Pour les modèles traditionnels, les période de crise sont encore une fois meilleures, et ce, même pour les modèles traditionnels sans bruit. Ceci ajoute encore une fois plus de poids à l'idée que les rendements sont dirigés par le marché lors des périodes de crise.

En ce qui concerne les paramètres des modèles, il est intéressant de voir que le $\beta$ du MÉDAF de Citigroup et le coefficient de régression par rapport au marché se comportent différemment que pour Apple. Tandis que ceux d'Apple sont plus élevés en période hors-crise qu'en période de crise, ceux de Citigroup démontre tout l'inverse. Ceci est peut-être moins étonnant sachant que Citigroup est une compagnie financière, et dont les performances sont plus reliées au marché que celles d'Apple.

Dans le même ordre d'idée, le nombre de degrés de liberté pour la distribution de Student agit différemment lui aussi. Alors que nous avons observé une augmentation de cette valeur pour Apple en période de crise (de 2.76 à 5.70), il s'agit d'une diminution pour Citigroup (2.91 à 1.60). Au lieu d'avoir un resserrement autour de moyenne et des queues de distribution plus épaisses, la distribution des résidus de Citigroup subit un aplatissement. Ce phénomène d'aplatissement se fait aussi ressentir par une augmentation plus prononcée de l'écart-type de la distribution gaussienne.

Finalement, il est aussi intéressant d'observer que les corrélations sont très faibles entre les deux titres. D'un côté cela confirme le fait qu'outre la relation via le marché, les deux distributions de rendements sont très peu corrélées. De l'autre, en considérant ce qui a été dit au début de la sous-section, même une corrélation très faible peut avoir un impact important sur la performance des co-mouvements.

## 5.4 Généralisation : Toutes les compagnies du S&P500 versus Apple/Citigroup

Différent cadre d'analyse, même approche. Encore une fois, nous généralisons l'étude de cas à toutes les compagnies de l'indice. Il s'agit alors d'évaluer les co-mouvements entre les 500 compagnies et Apple.

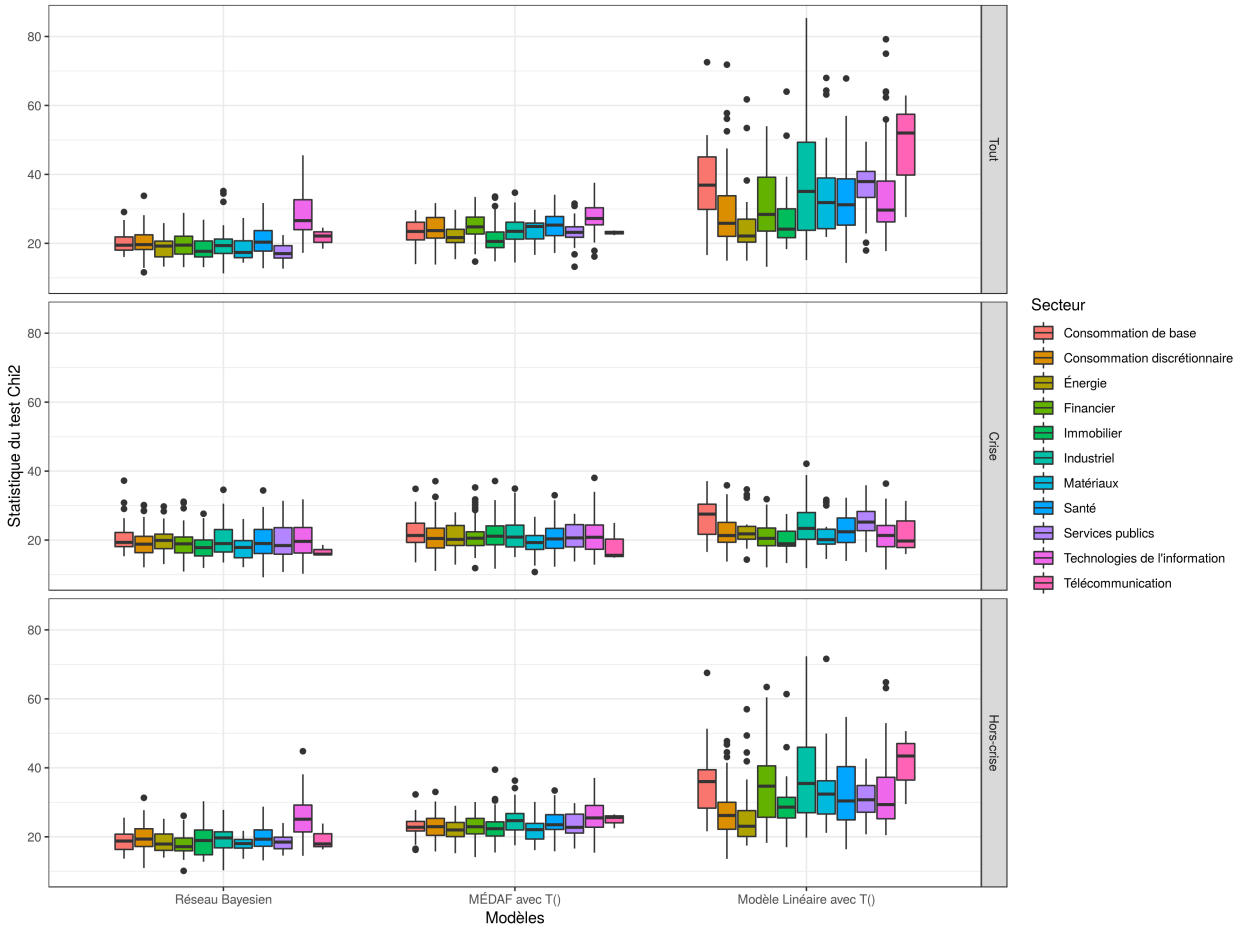



Figure 29: Apple versus les autres compagnies du S&P500 - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période

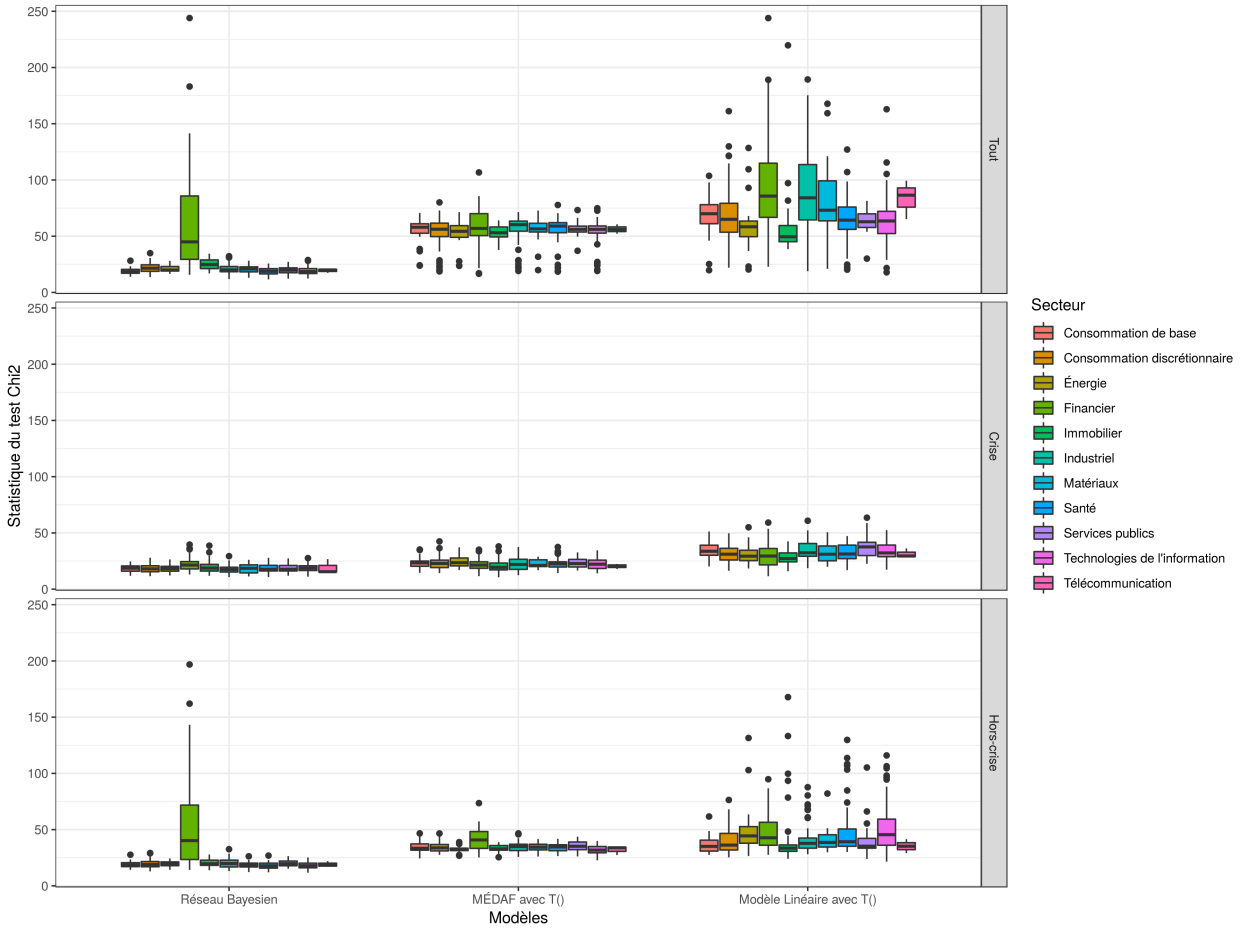



Figure 30: Citigroup versus les autres compagnies du S&P500 - Distribution de la statistique du test du Chi carré par secteur, en fonction du modèle et de la période

De manière générale, on peut observer que les réseaux Bayesiens performent aussi bien ou mieux que les deux autres modèles. Cependant, on remarque que les réseaux Bayesiens performent largement moins bien en période hors-crise lorsqu'il s'agit de deux titres du même secteur. D'une façon moins prononcée que pour les réseaux Bayesiens, les modèles traditionnels performent eux aussi moins bien lorsqu'il s'agit de deux titres du même secteur. Ce phénomène est, à première vue, assez étonnant puisqu'on supposerait que ce serait au contraire les co-mouvements de titres d'un même secteur qui serait plus facile à modéliser.

Avec du recul, cela fait beaucoup de sens. Pourquoi? Car nous n'avons pas inclus de variable de secteur. Alors que pour les co-mouvements entre un titre financier et le marché, elle avait peu d'impact, ici elle semble vitale. Pour mieux comprendre, commençons pas un schéma.

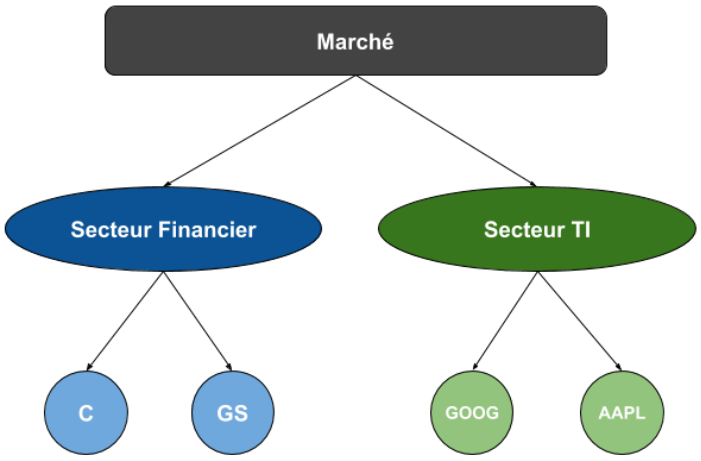



Figure 31: Liens de causalité des titres financiers

La Figure 31 présente les relations entre les différentes variables. Lors de l'étude des co-mouvements entre un titre et le marché, nous avons établi un lien de causalité allant du marché au titre financier. Les rendements de l'actif étaient en grande partie expliqués par les rendements du marché. Lorsque nous avons ajouté le secteur, celui-ci avait peu d'impact sur les co-mouvements entre le titre et le marché car le secteur n'apportait pas beaucoup plus d'information. En effet, puisque les rendements du secteur sont eux-mêmes expliqués en grande partie par les rendements du marché, le secteur ne fait que passer l'information du marché (c'est pourquoi dans notre cas, nous avons utilisé les résidus afin de se débarrasser de cette information et d'éviter de la dédoubler).

Lorsque nous étudions les co-mouvements entre deux titres de secteurs différents, le seul lien se trouve au niveau du marché, via leurs secteurs respectifs. Comme mentionné juste avant, les variables de secteur n'apportent pas beaucoup d'information aux co-mouvements entre un titre et le marché. C'est vraiment le marché qui dirige les rendements. Une autre façon de le voir est que c'est au niveau du marché que le lien de causalité bifurque entre les différents secteurs. Ainsi, lors de notre modélisation en n'utilisant que le marché, on réplique cette bifurcation. D'ailleurs, c'est pourquoi lorsque l'on calcule la corrélation des résidus des rendements d'Apple et Citigroup nous obtenons des valeurs très faibles.

Lorsque nous nous concentrons sur les co-mouvements entre deux titres du même secteur, le lien ne se trouve plus au niveau du marché: il se trouve au niveau du secteur. En effet, selon notre modélisation de la causalité, c'est à ce niveau qu'apparaît la bifurcation de causalité. En d'autres mots, en omettant la variable de secteur de nos modèles, nous avons été capable d'inférer son existence et de voir son importance sur la modélisation des co-mouvements de titres du même secteur. Cette omission peut être hypothétique assimilable à l'omission du risque systémique. Ainsi, dans un cadre de gestion de risque pour un portefeuille, il semblerait donc qu'il soit primordial d'inclure une composante de secteur afin de bien modéliser les co-mouvements entre actifs financiers.

Il est d'ailleurs aussi intéressant de voir que ce phénomène apparaît en période hors-crise. Ceci vient confirmer encore une fois l'idée qu'en crise ce sont les informations concernant le marché qui dirigent les rendements

des titres alors qu'en période hors-crise, se sont d'autres informations qui sont au centre de l'attention des investisseurs, telles que les informations concernant les compagnies elles-mêmes, ou concernant leurs secteurs.

Outre cela, en période de crise, les modèles ont tous des performances semblables. Par contre, en période hors-crise, les modèles traditionnels performent moins bien que leur pair, le réseau Bayesien. De plus, les pire performances arrivent lorsque toutes les périodes sont prises en compte. Encore une fois, cela renforce l'idée que les rendements sont distribués selon deux distributions distinctes et qu'il existe différents régimes informationnels.

## 5.5 Tests de robustesse

Les résultats des sous-sections précédentes sont issus de mesures de performances utilisant les mêmes échantillons (périodes) pour la calibration et pour l'évaluation de performance. Malgré la nature aléatoire des modèles et leur utilisation prévue pour la gestion de risque, ces modèles bénéficient énormément des tests en échantillon. Afin de vérifier la robustesse des modèles, nous effectuons des tests rétroactifs de validité. Les modèles que nous vérifions sont: le réseau Bayesien, le MÉDAF avec une distribution de Student, et le modèle linéaire avec une distribution de Student. Le cas 1 entre Apple et le marché est celui utilisé pour ces calculs, c'est-à-dire qu'aucune variables de crise ou de secteur ne sont utilisées. Ainsi, nous séparons notre échantillon en deux :

- un échantillon d'ajustement
- un échantillon de test, arrivant tout de suite après l'échantillon d'ajustement en terme de position dans le temps.

Les résultats sont présentés à la Figure 32.

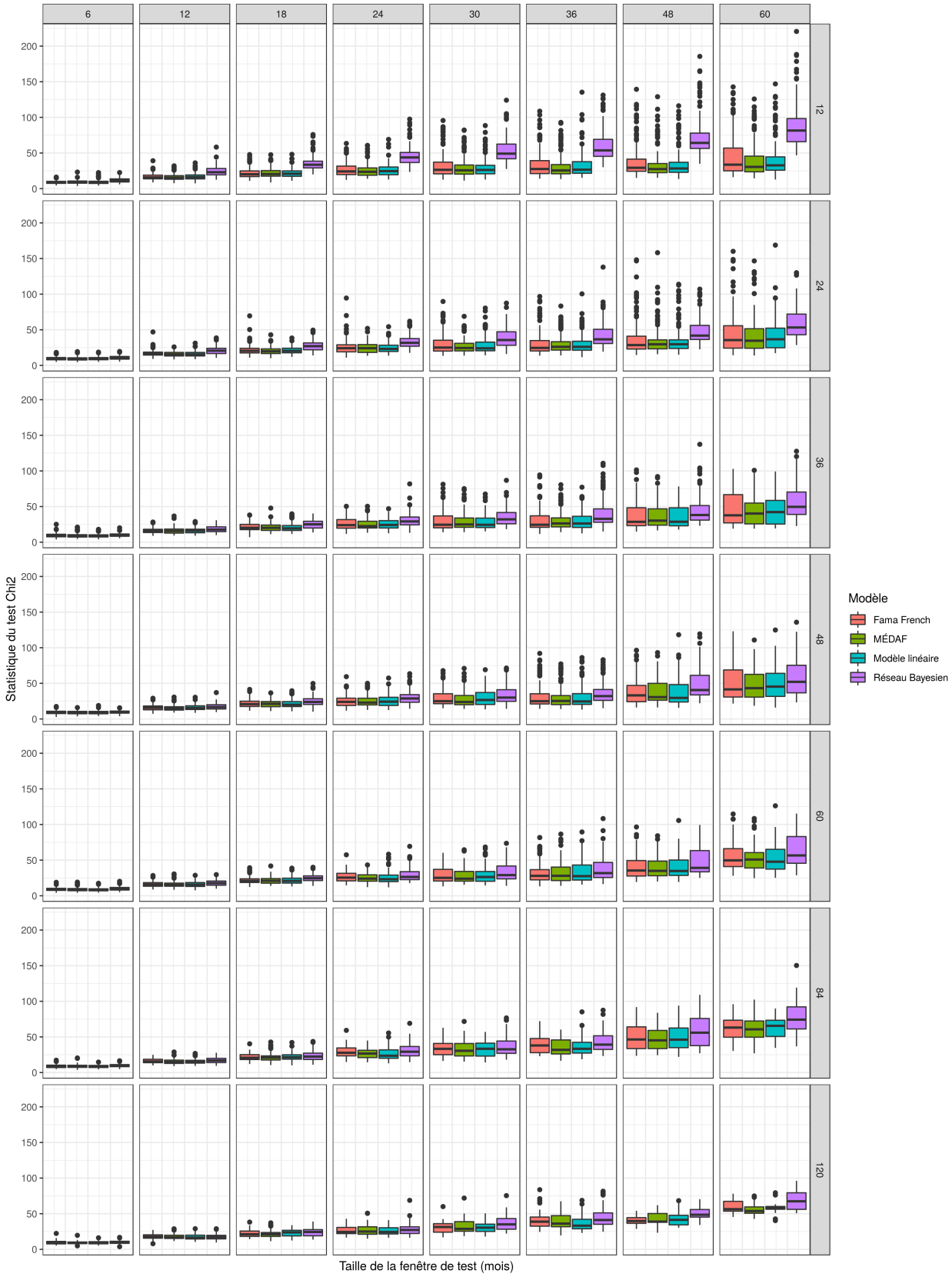



Figure 32: Valeurs de la statistique du test Chi2 pour les tests rétroactifs de validité

La première observation est assez attendue puisque tous les modèles performent moins bien hors-échantillon qu'en échantillon. Ceci est un phénomène courant dans la littérature à ce sujet. En effet, il est rare que les modèles soient aussi performant hors-échantillon qu'en échantillon (Rapach et Wohar, 2005). Cependant, l'objectif ici n'est pas uniquement de montrer que les réseaux Bayesiens sont robustes ou pas, mais de comparer cette robustesse par rapport aux modèles traditionnelles. Ainsi, regardons les différences de performances entre ceux-ci.

Tout d'abord, intéressons-nous à l'effet des tailles de fenêtre. La taille de la fenêtre d'entraînement semble avoir un impact sur la dispersion des valeurs de la statistique du test de Pearson, mais aussi sur leur magnitude. En effet, plus la taille de la fenêtre est élevée, moins les valeurs sont dispersées. En ce qui concerne la magnitude des valeurs, il est difficile de tirer une conclusion générale puisqu'elle semble affecter les modèles légèrement différemment. Nous y reviendrons plus tard.

Quant à la fenêtre de test, plus elle est grande, plus les performances sont moins bonnes et plus les valeurs sont dispersées. Ceci n'est pas forcément étonnant puisqu'il est souvent difficile de prédire le comportement des rendements à long terme et qu'il y a plus de chance qu'il y ait des changements de régimes.

En ce qui concerne les modèles, bien que ce ne soient pas des écarts aussi importants que précédemment, ce sont les réseaux Bayesiens qui performent le moins bien. En effet, on voit qu'ils performent systématiquement moins bien, quelque soit la combinaison de fenêtres d'entraînement et de test. Outre cette différence relative avec les modèles traditionnels, les réseaux Bayesiens démontrent des performances inférieures aux tests effectués en échantillon.

Le MÉDAF et le modèle linéaire présentent des performances similaires entre eux. Cependant, eux aussi démontrent des performances moins bonnes que lors des tests en échantillon. Cette baisse de performance est cependant moins flagrante que pour les réseaux Bayesiens.

Il est intéressant de voir que les réseaux Bayesiens restent assez constants en magnitude lorsque la fenêtre d'entraînement augmente alors que les modèles traditionnels varient beaucoup plus, notamment pour les fenêtres de test de 48 et 60 mois. On observe même un comportement inverse à ce que l'on pourrait imaginer. Plus la fenêtre d'entraînement est petite, plus les modèles traditionnels performent bien. En effet, on supposerait qu'une période plus grande aiderait à éviter les données aberrantes. Ce phénomène pourrait être expliqué par le fait qu'une plus petite fenêtre d'entraînement permet de capturer les effets du moment, mais le phénomène est plus prononcé pour les fenêtres de test plus grandes.

Finalement, concernant la différence de performance des réseaux Bayesiens par rapport aux tests en échantillon, plusieurs phénomènes peuvent l'expliquer.

Tout d'abord, les réseaux Bayesiens s'adaptaient bien aux différents régimes et arrivaient à les répliquer. Cependant, ici, les fenêtres d'entraînement et de test peuvent inclure des régimes différents, ce qui causerait des problèmes aux réseaux Bayesiens puisqu'ils n'ont pas été entraînés à deviner le régime à venir.

La même chose pourrait être dite pour les modèles traditionnels. Cependant, par construction, ceux-ci opèrent différemment. En effet, ils capturent l'effet du changement de régime à travers leur relation avec les rendements du marché. La même chose ne peut pas être dite pour les réseaux Bayesiens. En effet, puisque ceux-ci utilisent des données discrètes, ils sont dépendants des bornes de discrétisation, qui restent constantes

lors du passage à la période de test. Or, nous avons vu que les distributions conditionnelles sont très différentes en fonction des rendements du marché. Ainsi, théoriquement, un changement de distribution de rendements de marché aura un plus grand impact sur les réseaux Bayesiens que sur les modèles traditionnels.

Un autre problème auquel font face les réseaux Bayesiens est le besoin d'avoir un nombre assez large de données, notamment pour chacun des intervalles de rendements du marché. En utilisant une discrétisation à 10 intervalles par variable, nous avons besoin de définir 100 probabilités. Or, en utilisant 12 mois de données d'entraînement, nous utilisons seulement 250 données environ, soit 2.5 par probabilité. Ceci expliquerait la large différence de performance entre les réseaux Bayesiens et les modèles traditionnels pour les petites fenêtres d'entraînement.

Enfin, il est fort probable que les réseaux Bayesiens ne soient tout simplement pas robustes et ne peuvent pas performer hors échantillon. Les modèles traditionnels se basent sur une supposition simple, que les rendements des titres financiers suivent le marché. Cette hypothèse est en fait très robuste puisqu'au final ce sont les titres financiers qui font le marché.

# 6 Évaluer les co-mouvements : une approche continue

La seconde approche globale est d'utiliser des rendements continus à travers des réseaux Bayesiens capables de les modéliser. Ainsi, nous essayons de créer des modèles quantitatifs où les variables ont des relations quantitatives sur les paramètres de distribution des autres variables. Pour ce faire, des outils d'inférence Bayesienne sont utilisés, tels que la méthode de Monte Carlo par Chaînes de Markov pour trouver les paramètres. Comme pour l'approche des rendements discrets, nous utilisons le cas d'Apple versus le marché.

## 6.1 Résultats

Tout d'abord présentons les résultats selon le même test que précédemment. Ces résultats sont analysés plus en détails pour chacun des modèles.

Table 35: Statistique du test de Pearson en fonction du modèle et du nombre de simulations

| Modèle | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| 1 | 100.0 | 81.1 | 86.4 |
| 2 | 83.8 | 78.4 | 73.4 |
| 3 | 25.5 | 48.0 | 21.4 |
| 4 | 61.9 | 64.7 | 78.4 |
| 5 | 25.4 | 125.4 | 23.8 |
| 6 | 28.9 | 19.9 | 20.9 |

Différents nombres de simulations ont été essayés afin d'observer leur impact sur la précision des modèles. Ainsi, nous utilisons 2000, 5000 et 10000 simulations pour estimer les paramètres, ce qui nous permet de définir une distribution de vraisemblance pour chacun des paramètres. Puis, nous prenons le mode de chaque paramètre afin d'estimer les rendements selon les modèles, et de calculer leur performance selon le test de Pearson.

## 6.2 Modèles sans variable de crise

Les trois premiers modèles répliquent le MÉDAF, l'objectif étant de vérifier la performance de la méthode et de comprendre comment elle fonctionne concrètement.

### 6.2.1 Modèle 1

Le premier modèle reprend le MÉDAF en supposant que les résidus ne sont pas de distribués avec une moyenne nulle. En d'autres mots, il n'y a pas de paramètre de rendement excédentaire $\alpha$.

Les performances de ce modèle sont similaires aux performances du MÉDAF avec des erreurs normales dans le cas 1, c'est-à-dire lorsque toutes les périodes sont utilisées et qu'il n'y a pas de variable de crise.

Table 36: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 1

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| beta | 1.0591 | 1.0513 | 1.0494 |
| sigma | 0.0196 | 0.0196 | 0.0196 |

Nous retrouvons des valeurs similaires pour les paramètres. En effet, rappelons que la valeur du $\beta$ et de l'écart-type étaient respectivement de 1.0527 et de 0.1957 pour le cas 1. Il est important de noter que l'approche discrète supposait des rendements excédentaires à moyenne non-nulle, ce que nous verrons dans le modèle 2.

Les Figures 33 à 36 présentent les distributions de vraisemblance de chacun des paramètres, en fonction du nombre de simulations, ainsi qu'un exemple de traces de ces paramètres. Les lignes rouges représentent le mode de chaque paramètre, soit la valeur utilisée pour estimer les rendements.

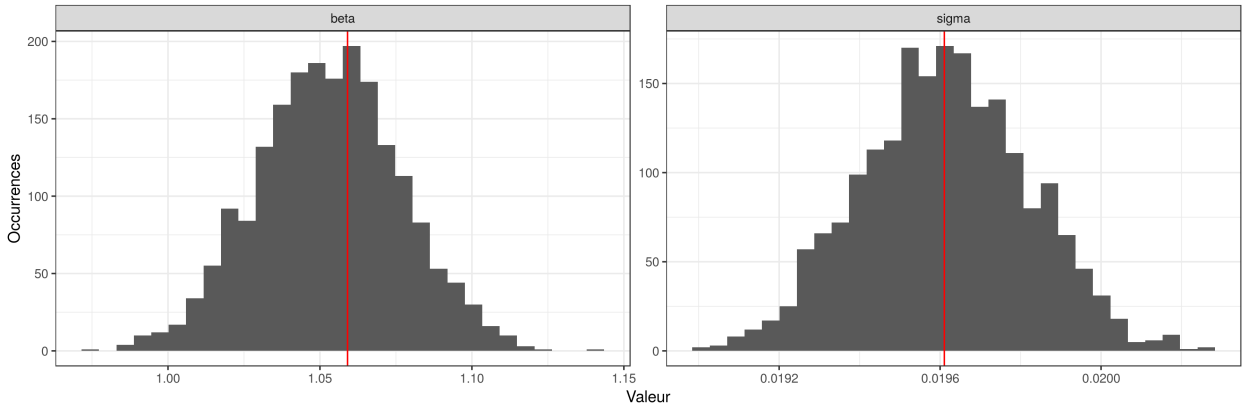



Figure 33: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 2000 simulations

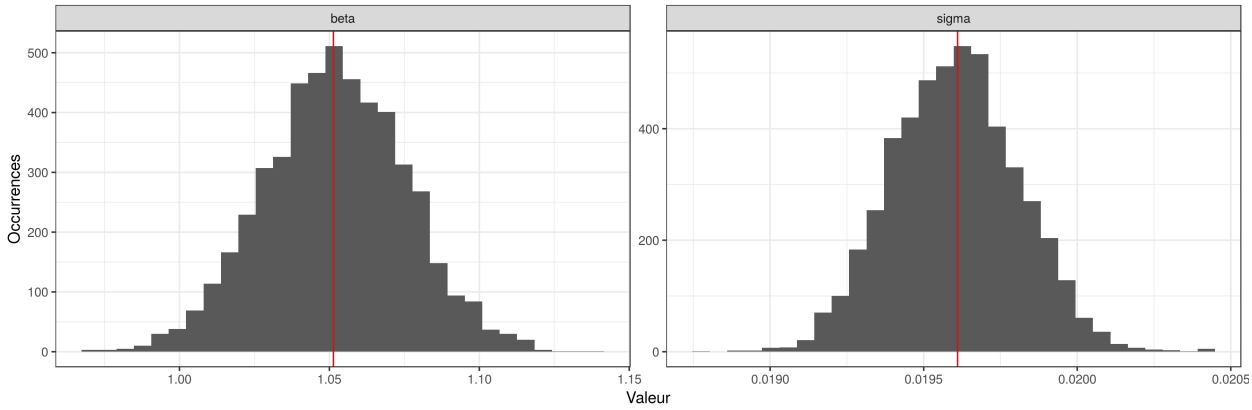



Figure 34: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 5000 simulations

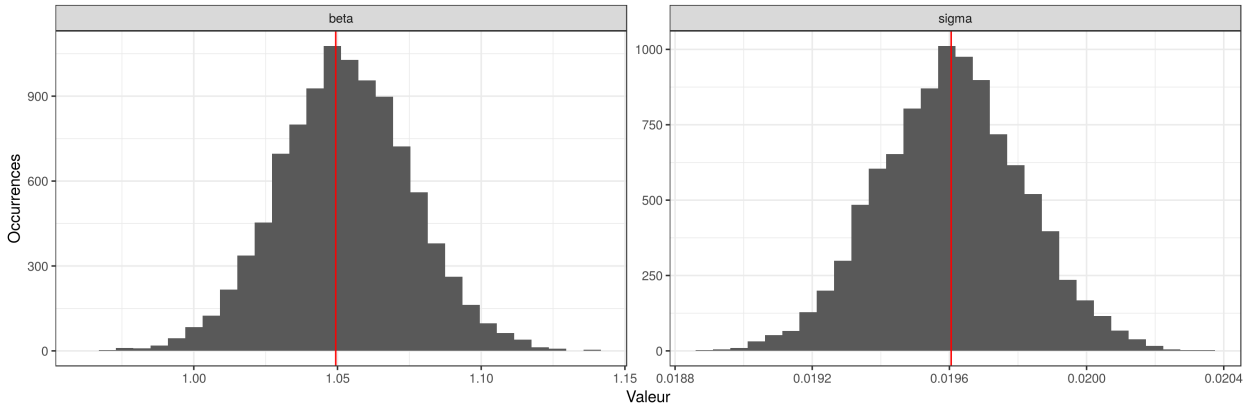



Figure 35: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 1, pour 10000 simulations

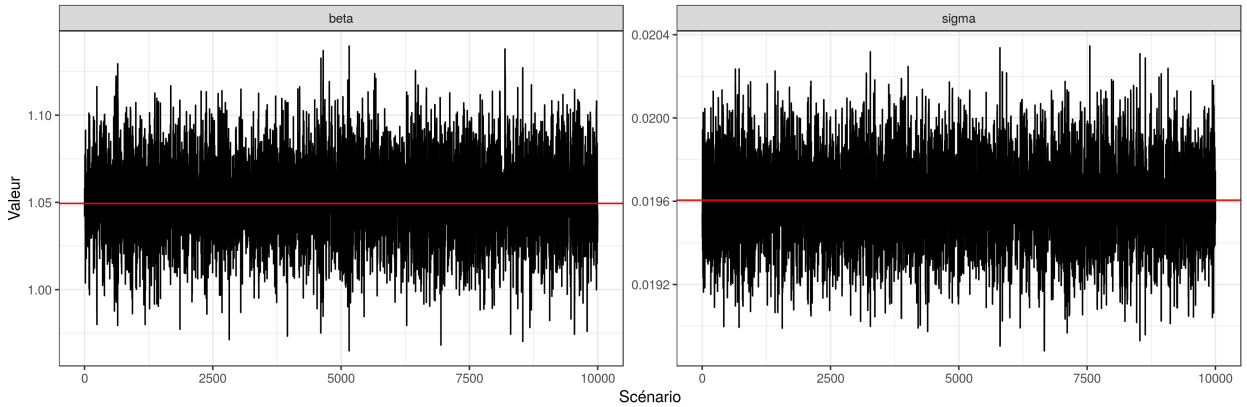



Figure 36: Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 10000 simulations

Les distributions de vraisemblance nous rappellent que l'estimation de paramètres de distribution est un processus où une distribution théorique est caractérisée par des données empiriques. Ce processus dépend de la qualité et de la quantité des observations empiriques. Ainsi, les distributions de vraisemblance nous donne la probabilité que chaque valeur soit la valeur correcte du paramètre pour la distribution théorique, étant donné les observations utilisées. Nous obtenons pour le modèle 1 des distributions similaires à des distributions gaussiennes. Nous verrons que ce n'est pas toujours le cas.

Comme on peut le voir, la valeur des paramètres diffère en fonction du nombre de simulations effectuées. Cependant, il est beaucoup plus probable que cette différence soit générée purement par la méthodologie MCMC, c'est-à-dire par l'essence aléatoire du processus.

Les traces obtenues sont des traces idéales. En effet, les valeurs sont localisées dans un intervalle qui reste constant sur toutes les simulations. Nous verrons que ce n'est pas le cas pour tous les modèles.

### 6.2.2 Modèle 2

Le second modèle est très similaire au premier, à part qu'il réplique théoriquement parfaitement le modèle linéaire avec des résidus gaussiens.

Les performances de ce modèle sont légèrement meilleures que celles du précédent. Cependant, elles sont significativement inférieures à celles des réseaux Bayesiens discrets.

Table 37: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 2

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| alpha | 0.0011 | 0.0012 | 0.0012 |
| beta | 1.0518 | 1.0474 | 1.0523 |
| sigma | 0.0195 | 0.0196 | 0.0195 |

Nous ne présentons ici que la distribution de vraisemblance pour le cas avec 10000 simulations afin d'alléger la lecture. Par ailleurs, pour chacun des modèles six graphiques ont été produits: un présentant les distributions de vraisemblance pour 2000, 5000 et 10000 simulations, et un présentant les traces pour 2000, 5000 et 10000 simulations. Tous les graphiques qui ne sont pas présentés dans ce chapitre se trouvent en Annexe.

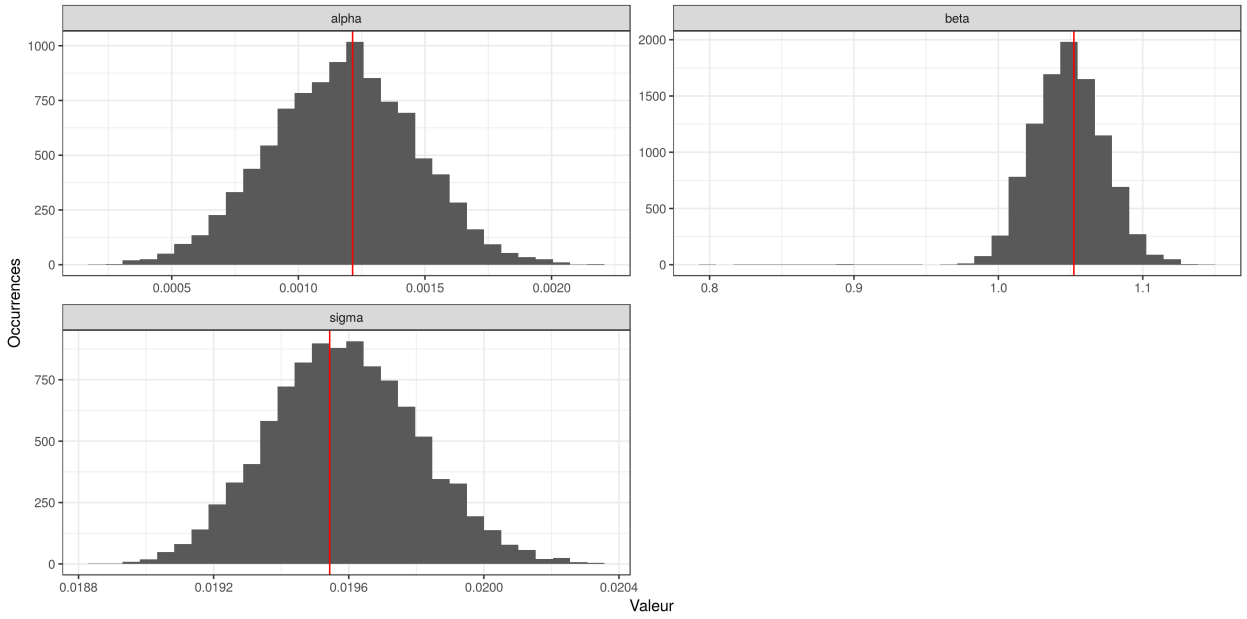



Figure 37: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 10000 simulations

### 6.2.3 Modèle 3

Le dernier modèle reprenant le modèle linéaire utilise une distribution de Student des résidus. Ceci implique la calibration d'un paramètre en plus par rapport au modèle précédent.

Le modèle obtient des performances nettement meilleures aux deux derniers. Ses performances sont similaires à celles du MÉDAF avec une distribution de Student de l'approche discrète. On observe cependant une hausse significative de la valeur du test statistique pour le cas où 5000 simulations sont effectuées. Bien que ce soit dû à la nature aléatoire du processus, cela nous rappelle que la méthode MCMC n'est pas parfaite au sens où les valeurs obtenues pour les paramètres sont aléatoires.

Table 38: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 3

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| alpha | 0.0005 | 0.0002 | 0.0004 |
| beta | 1.0419 | 1.0428 | 1.0551 |
| df | 2.9620 | 1.2559 | 2.5479 |
| sigma | 0.0120 | 0.0093 | 0.0116 |

En observant les valeurs des paramètres, on remarque que le nombre de degrés de liberté pour le cas de 5000 simulations (1.2559) est largement inférieur aux autres (2.9620 et 2.5479), qui, quant à eux, sont plus proches

de la valeur du modèle discret (2.8256). Pour mieux comprendre cette différence, regardons les distributions de vraisemblance et les traces des paramètres.

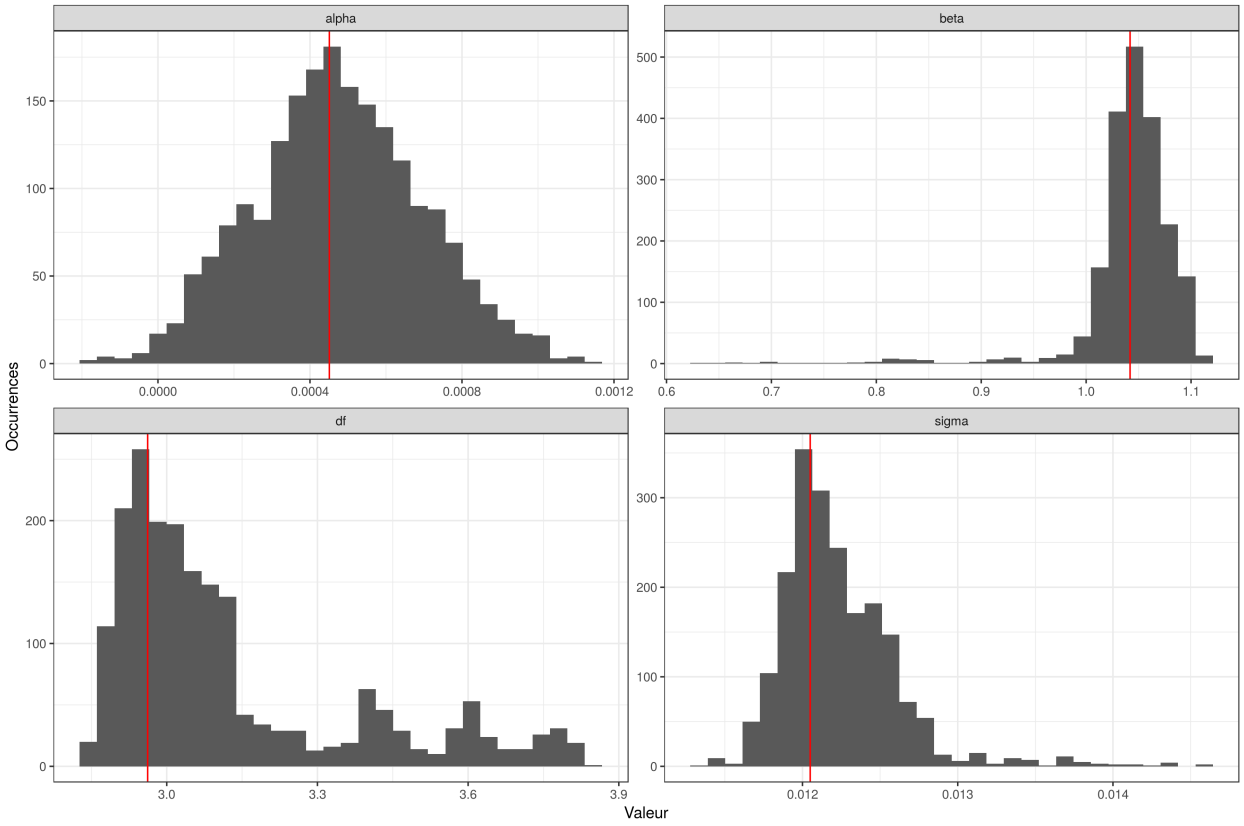



Figure 38: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 2000 simulations

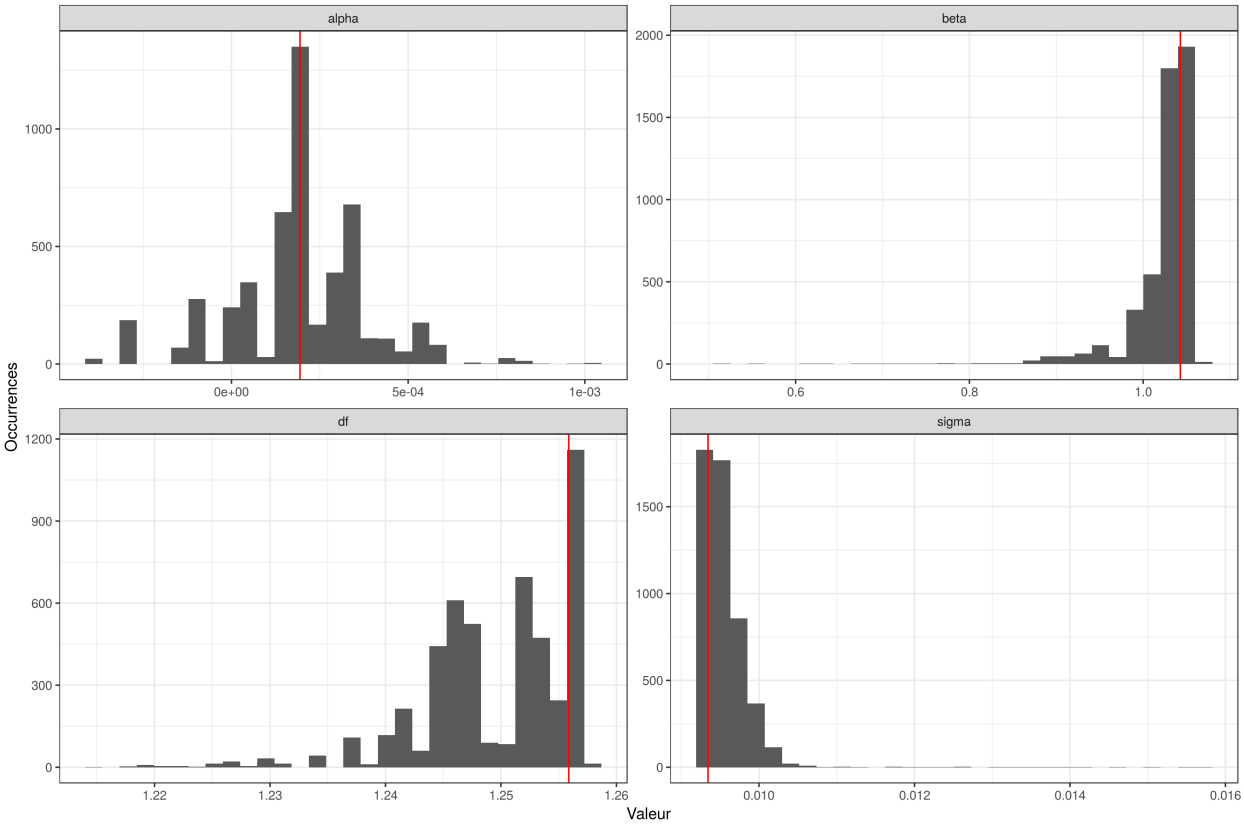



Figure 39: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 5000 simulations

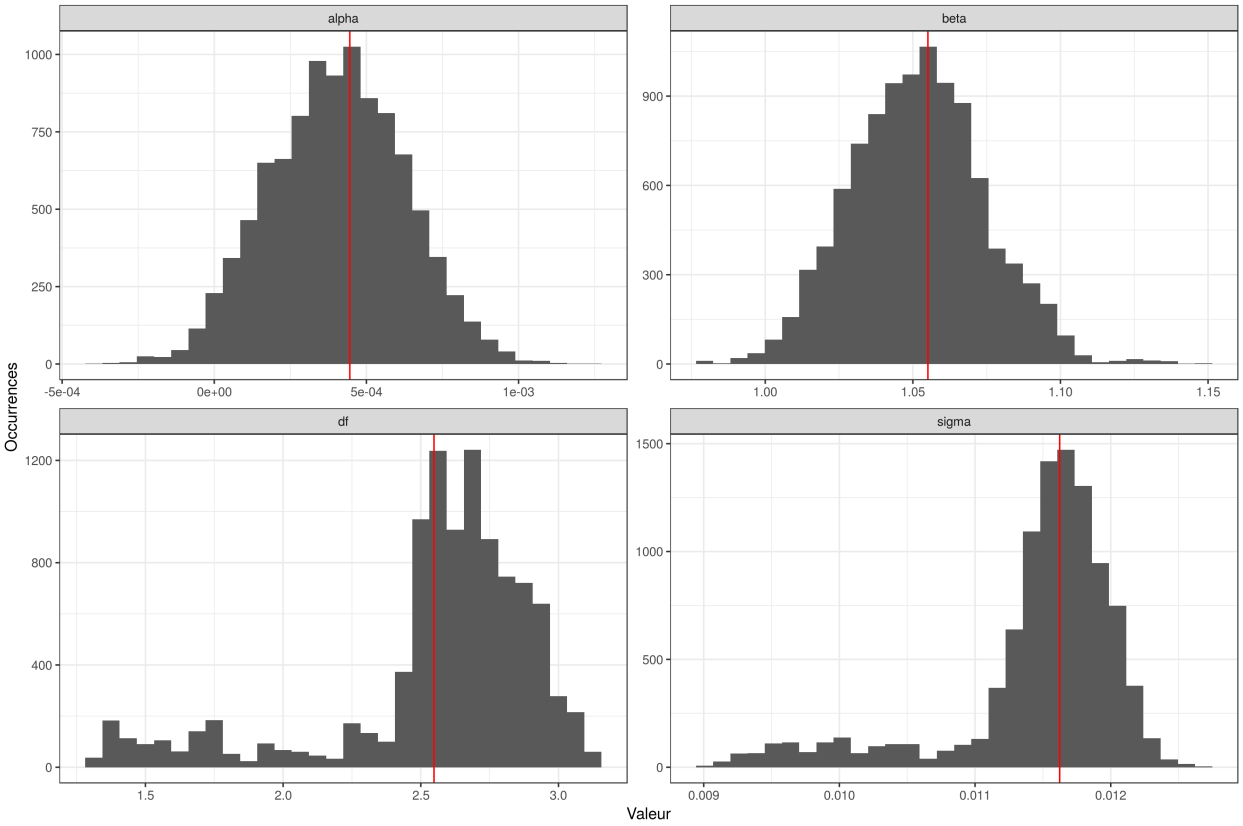



Figure 40: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 3, pour 10000 simulations

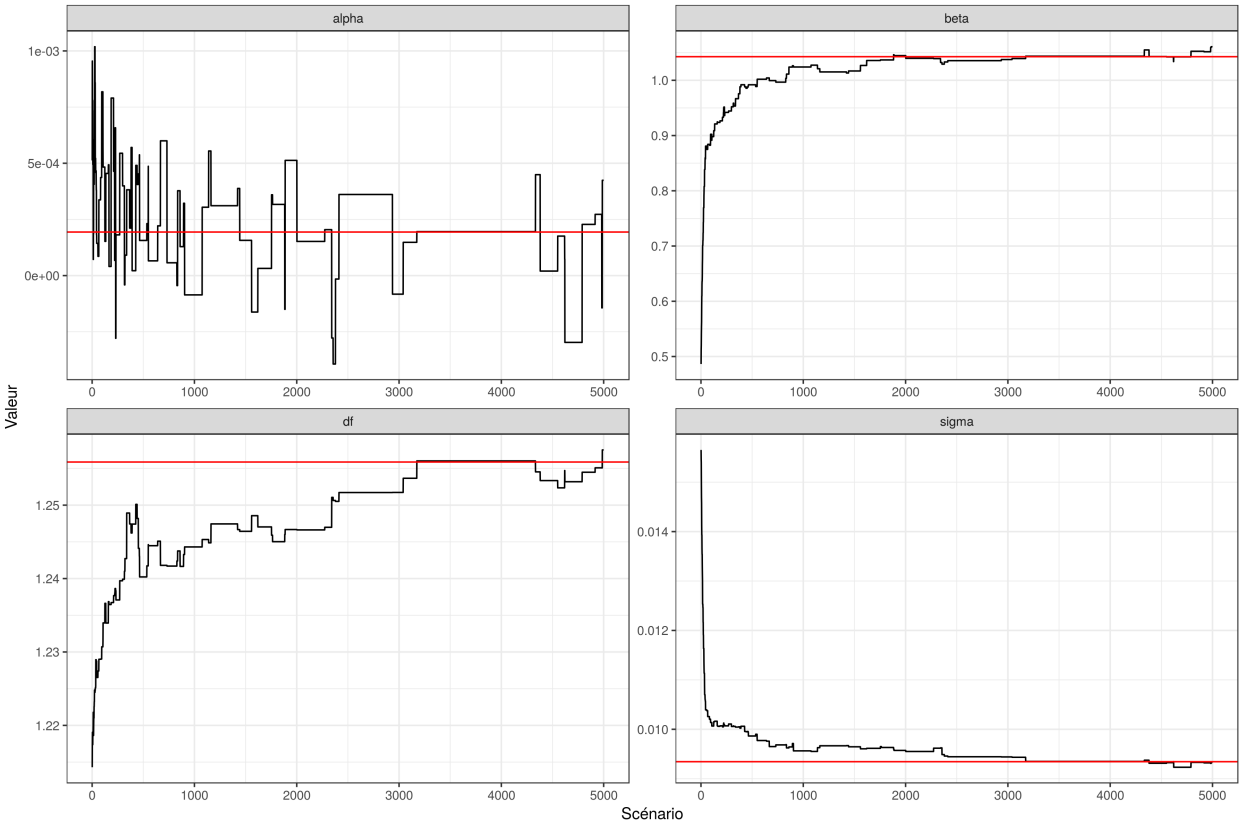



Figure 41: Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 5000 simulations

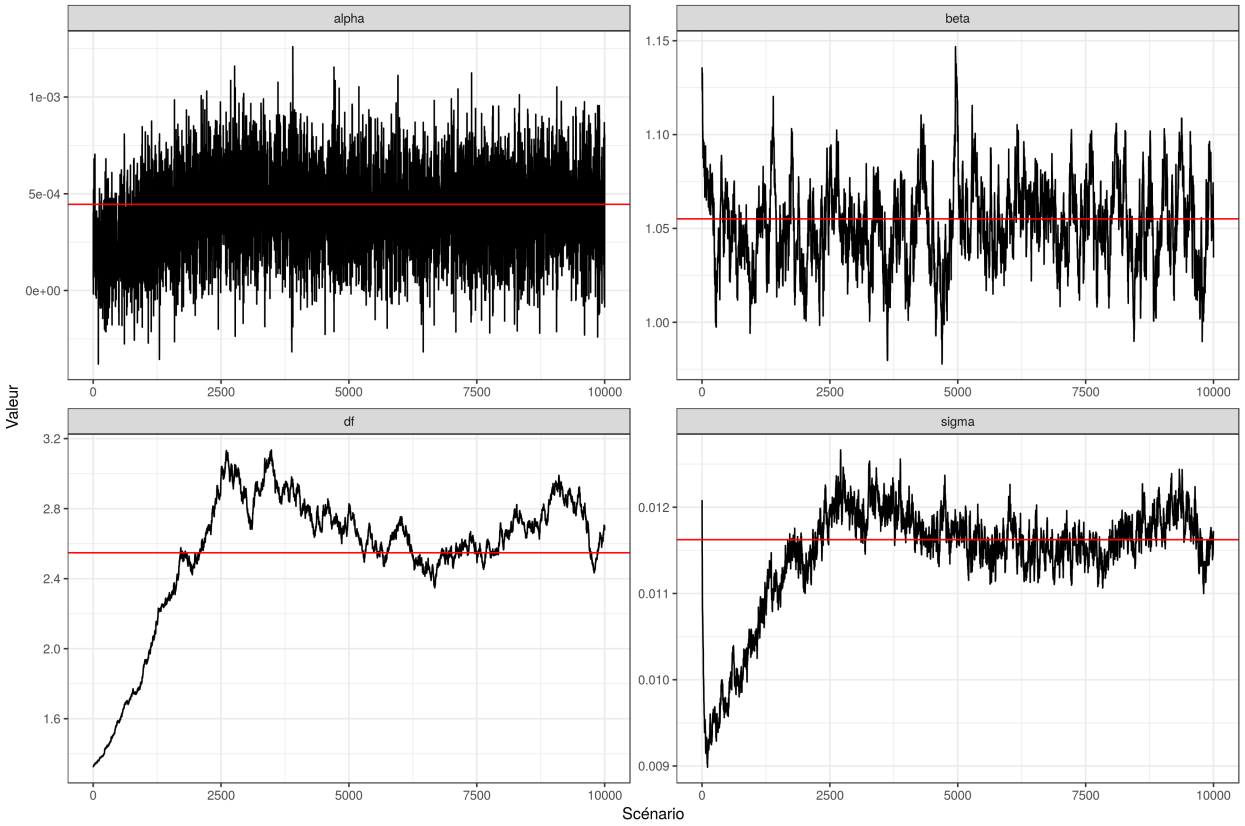



Figure 42: Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 10000 simulations

À partir des Figures 38 à 42, on remarque que les différentes distributions de vraisemblance n'ont plus des allures gaussiennes. En effet, certaines distributions possèdent des valeurs extrêmes plus prépondérantes. Par exemple, pour le cas des 2000 simulation, la majeure partie de la distribution du nombre de degrés de liberté est concentrée autour de la valeur 3.0, cependant il y a des petits pics de distribution vers les valeurs 3.4 et 3.6, ce qui peut affecter le calcul du mode de la distribution. De plus, certaines distributions possèdent aussi une certaine asymétrie.

Pour la distribution du cas des 5000 simulations, quelques distributions ne sont pas lisses, c'est-à-dire qu'un nombre important de pics forment la distribution. En analysant les traces des paramètres, on remarque que les valeurs des paramètres font des sauts sporadiques et qu'elles restent bloquées sur certaines valeurs. Ceci provient de la méthode MCMC. En effet, en simplifiant, à chaque simulation, celle-ci détermine une probabilité d'effectuer un saut vers une autre valeur pour la prochaine simulation, pour chacun des paramètres. Lorsqu'un optimum local est obtenu, la méthode reste coincée. Lorsque l'on compare les traces des cas de 5000 et 10000 simulations, on remarque la différence de comportement du processus lorsqu'un optimum local est atteint ou non.

## 6.3 Modèles avec variables de crise

En suivant la même méthodologie, nous incorporant maintenant une variable de crise dans les modèles. Alors que pour l'approche discrète, cet ajout s'est traduit par un filtrage ou le simple ajout d'une variable binaire, il faut ici modéliser explicitement et quantitativement le rôle de cette variable.

L'idée est de l'utiliser comme une variable de changement de régime. Ainsi, comme pour l'approche discrète, nous utilisons une variable binaire où un "1" représente un régime de crise, et un "0" un régime hors-crise. On duplique alors tous nos paramètres en deux: un pour chaque régime. Les paramètres du régime de crise sont multipliés directement par la variable binaire de crise alors que les paramètres du régime hors-crise sont multipliés par la différence entre 1 et la variable binaire $(1 - crise)$. Ceci permet au modèle de ne considérer que les rendements de crise en période de crise et que les rendements hors-crise en période hors-crise. Cette procédure est l'équivalent de reproduire les cas 2 et 3 de l'approche discrète en un seul modèle.

### 6.3.1 Modèle 4

Le modèle 4 obtient des performances (entre 60 et 80) se situant entre celles du modèle linéaire avec distribution gaussienne pour le cas 2 (90.2) et le cas 3 (17.6). Les valeurs du test de Pearson sont plus proches de celles du cas 2, ce qui s'explique par le fait que la période hors-crise est plus importante en terme d'observations que la période de crise. Ces résultats renforcent l'hypothèse que le régime a un impact sur les paramètres de régression et ceux de la distribution des résidus.

Table 39: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 4

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| alpha.c | 0.0009 | 0.0008 | 0.0012 |
| alpha.n | 0.0012 | 0.0012 | 0.0011 |
| beta.c | 0.9298 | 0.9874 | 0.9618 |
| beta.n | 1.0762 | 1.0888 | 1.0937 |
| sigma.c | 0.0252 | 0.0252 | 0.0248 |
| sigma.n | 0.0189 | 0.0188 | 0.0188 |

Les paramètres calculés par la méthode MCMC sont similaires à ceux calculés lors de l'approche discrète. On retrouve un coefficient $\beta$ inférieur en période de crise qu'en période hors-crise, ainsi qu'un écart-type plus élevé en période de crise qu'en période hors-crise.

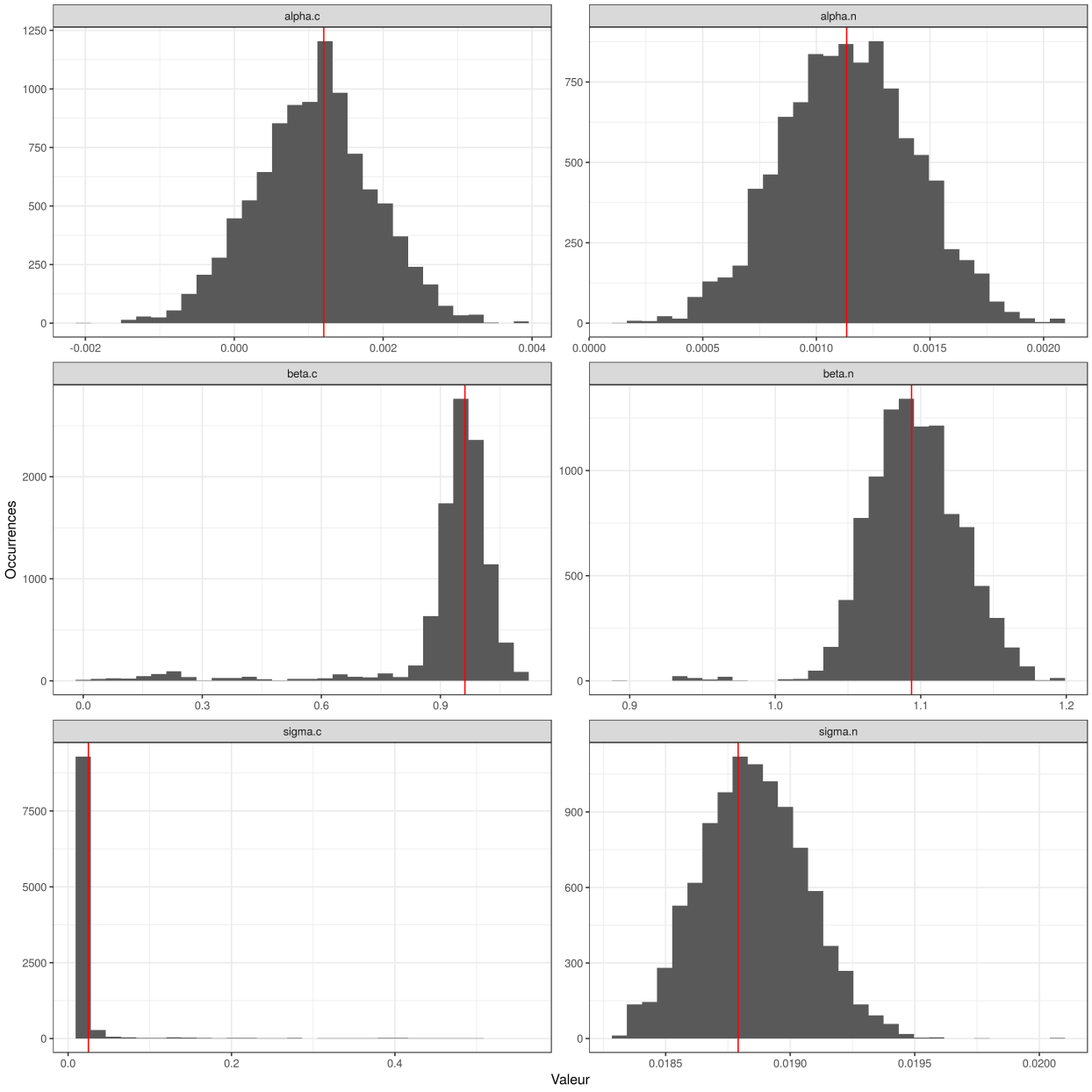



Figure 43: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 10000 simulations

En observant les distributions de vraisemblance, on remarque qu'elles sont relativement lisses, et qu'il y a très peu de valeurs extrêmes. Ceci est un signe de stabilité et de précision du processus de calibration. Nous remarquons que cela est plus courant pour les modèles utilisant des distributions gaussiennes. Ce phénomène est en partie expliqué par le fait qu'il y a un paramètre en moins à estimer que pour la distribution de Student.

### 6.3.2 Modèle 5

Le modèle 5 reprend la même approche que le modèle 4, utilisant une distribution de Student plutôt qu'une distribution gaussienne. Le modèle obtient des performances très volatiles avec des statistiques de Pearson de 25.4, 125.4 et 23.8. La distribution de Student nécessite un paramètre de plus que la distribution normale, et dans ce modèle-ci deux puisque chaque paramètre est dédoublé pour prendre en compte les deux régimes. Ceci nous ramène à la remarque faite sur la stabilité du processus de calibration par la méthode MCMC. Les distributions gaussiennes sont plus faciles à évaluer du fait du nombre moins élevé de paramètres.

Néanmoins, les valeurs pour les cas à 2000 et 10000 simulations sont très similaires à celles du modèle de l'approche discrète au cas 2.

Table 40: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 5

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| alpha.c | 0.0012 | 0.0019 | 0.0014 |
| alpha.n | 0.0003 | -0.0001 | 0.0003 |
| beta.c | 0.9310 | 1.0772 | 1.0046 |
| beta.n | 1.0661 | 0.7865 | 1.0521 |
| df.c | 1.6783 | 16.4443 | 2.8245 |
| df.n | 2.4423 | 1.5381 | 2.7421 |
| sigma.c | 0.0256 | 1.2581 | 0.0181 |
| sigma.n | 0.0101 | 0.0108 | 0.0114 |

En analysant les valeurs des paramètres calculés par la méthode MCMC, on remarque que le cas à 5000 simulations obtient des valeurs très différentes des paramètres calculés pour l'approche discrète. En effet, le nombre de degrés de liberté, qui est le paramètre le plus important pour la distribution de Student, était de 2.75534 et 5.69942 pour les périodes hors-crise et de crise respectivement. Dans le cas à 5000 simulations, ces paramètres ont des valeurs de 1.5381 et 16.4443, largement inférieure et supérieure respectivement.

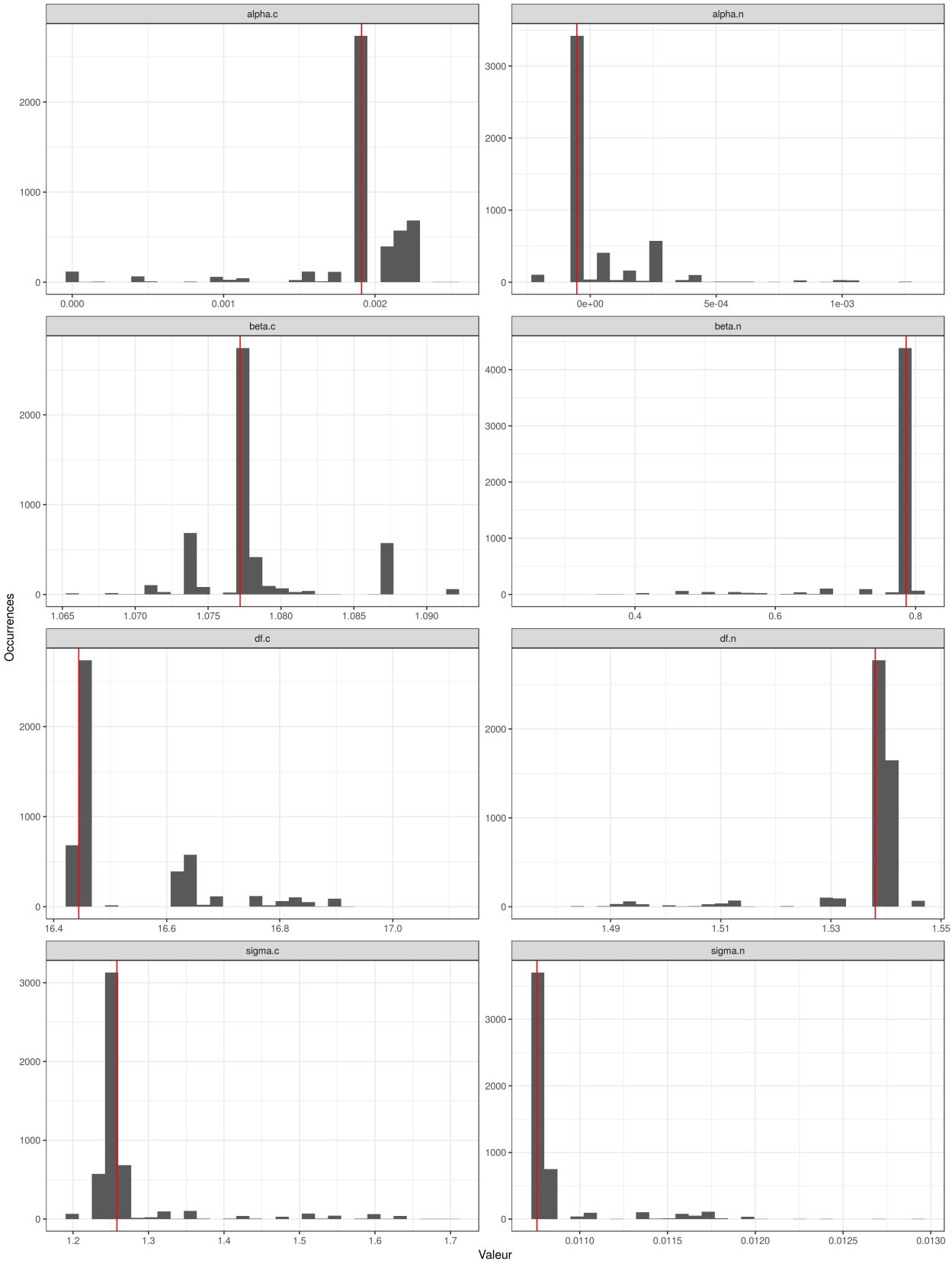



Figure 44: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 5000 simulations

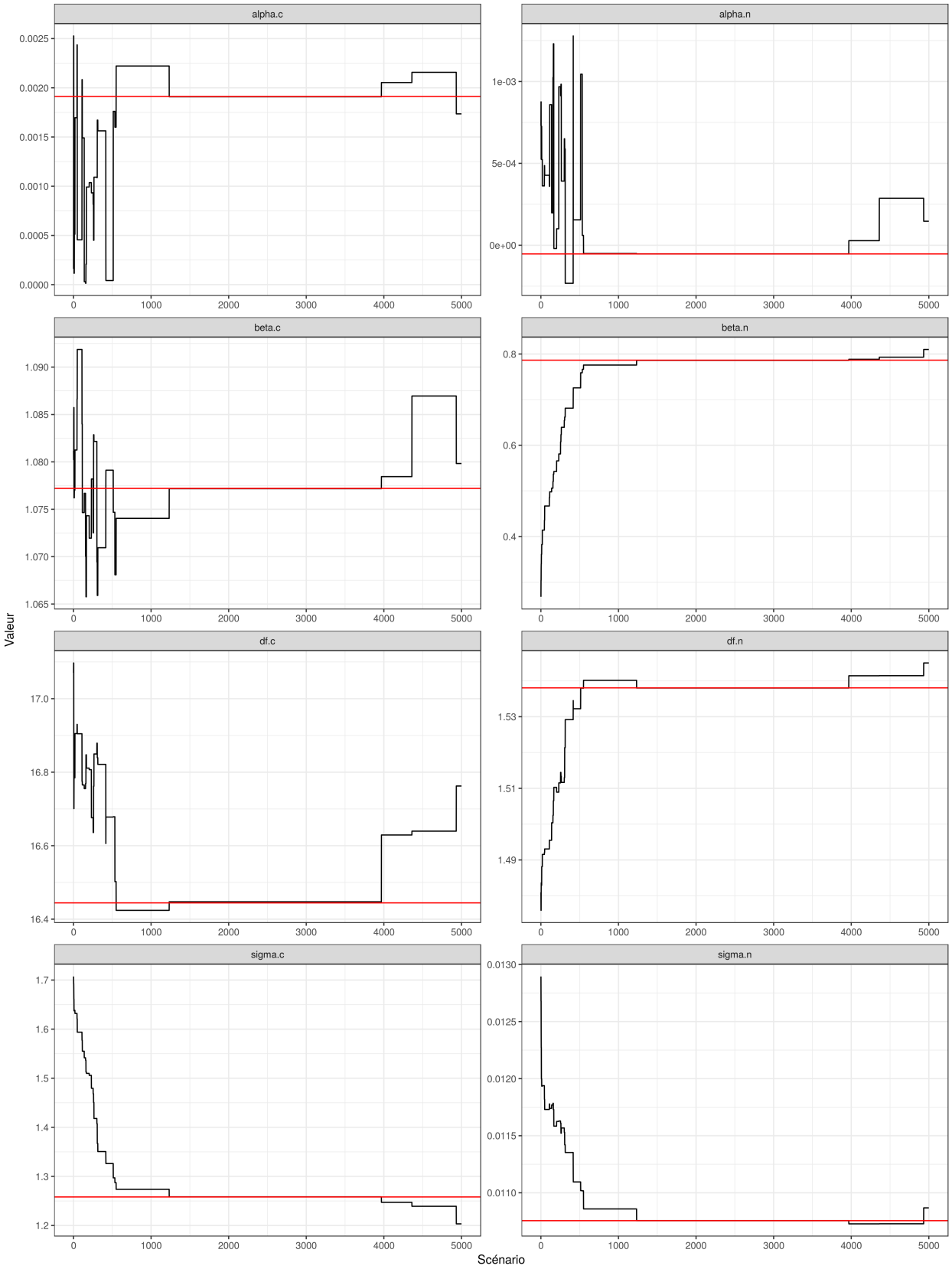



Figure 45: Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 5000 simulations

Les distributions de vraisemblance et les traces des paramètres montrent qu'il s'agit d'un blocage dans un optimum local, puisque les valeurs restent constantes sur de longues périodes.

Les modèles 1 à 5 démontrent encore une fois que les distributions de Student sont plus performantes de manière générale. Cependant, leur calibration est plus sensible et volatile, menant parfois à des valeurs de paramètres aberrantes. De plus, les modèles à deux régimes sont plus performants que les modèles à régime unique. Ceci concorde avec les observations faites dans le chapitre sur les distributions discrètes, entre les cas 1 à 3.

## 6.4 Moments de distribution des résidus

Avant de passer au modèle 6, introduisons le phénomène d'hétérogénéité des moments de distribution des résidus. En effet, ce modèle provient de l'observation et de l'analyse des résidus. Ces derniers ne suivent pas une distribution identique en fonction des rendements du marché: il s'agit du phénomène d'hétéroscédasticité (pour la variance) et d'hétérogénéité des troisième et quatrième moments de distribution.

Nous avons alors poussé l'analyse à toutes les compagnies du S&P500 afin de vérifier qu'il ne s'agissait pas d'un phénomène isolé. Pour ce faire, nous avons discrétisé les rendements du marché en intervalles de tailles égales et mesuré les moments de distribution des résidus en fonction des intervalles. Les Figures 46 à 48 présentent ces mesures de l'écart-type, du skewness et du kurtosis en fonction des rendements du marché. Ces valeurs ont été ajustées pour qu'elles soient sur le même pied d'égalité. Ainsi, nous avons divisé les mesures par leur valeur absolue maximale pour chaque mesure et pour chaque compagnie. Les mesures sont présentées en fonction du secteur des compagnies afin de mieux visualiser les résultats et pour observer les différences de comportement entre les secteurs.

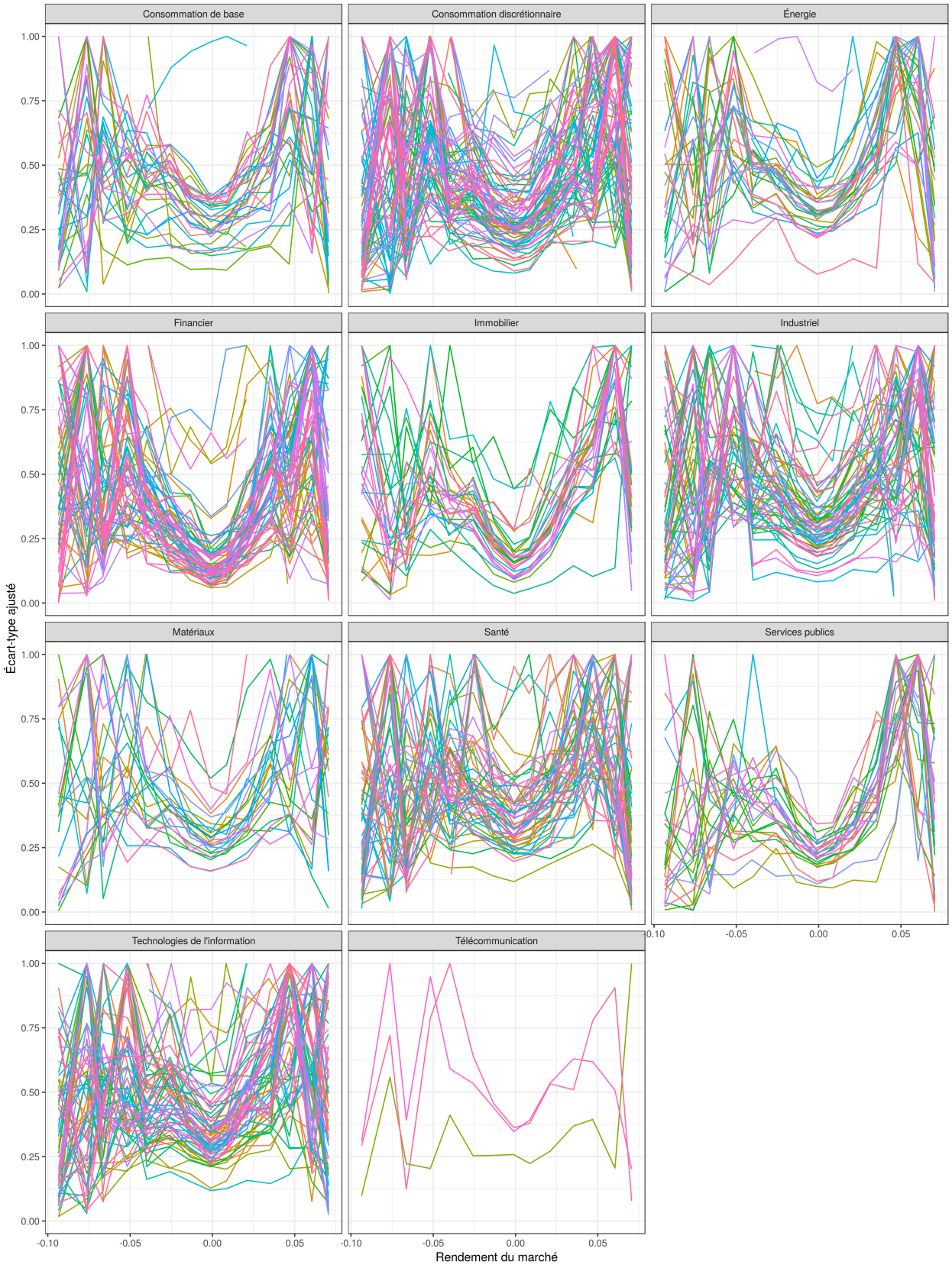



Figure 46: Écart-type ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500

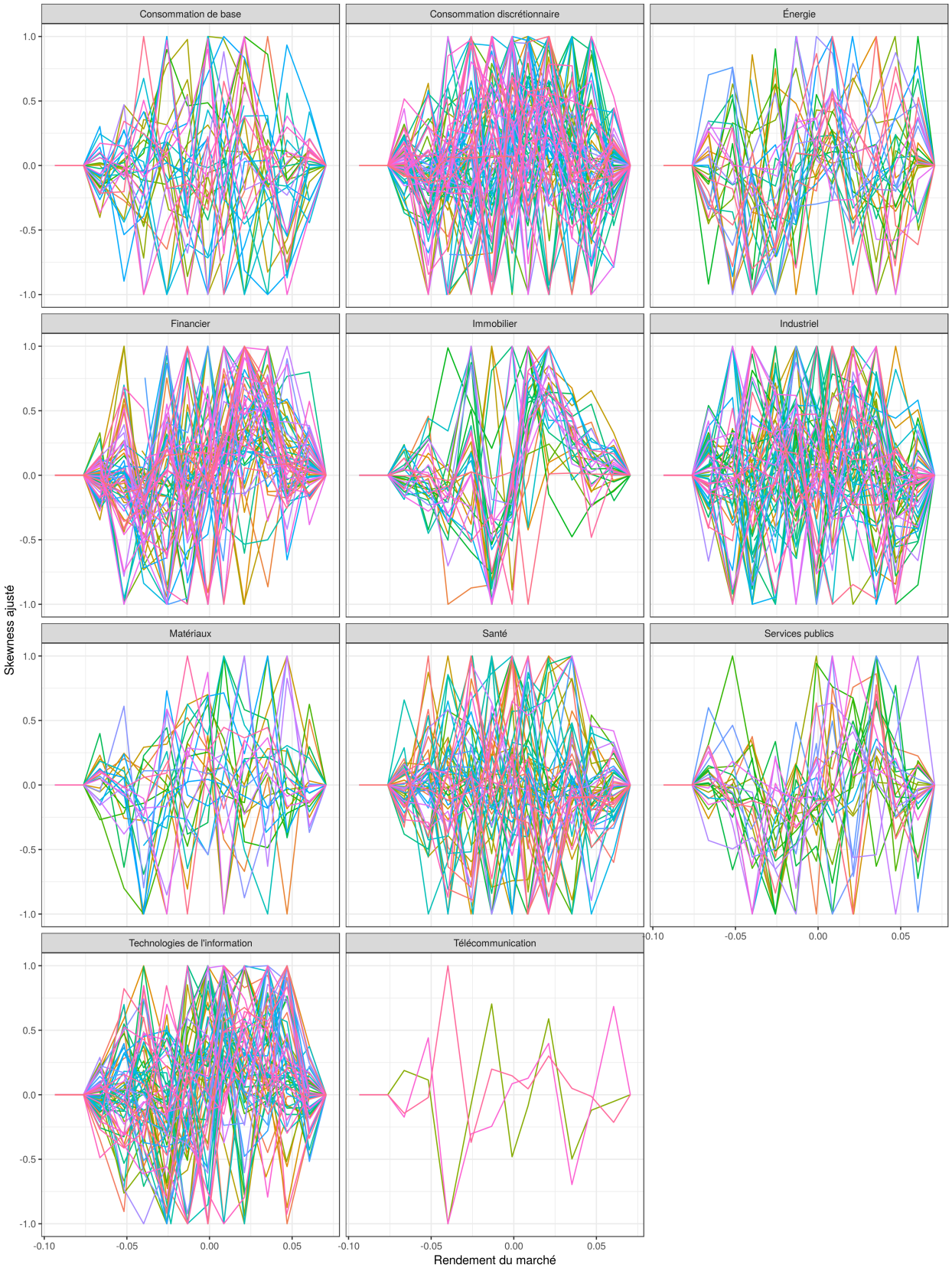



Figure 47: Skewness ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500

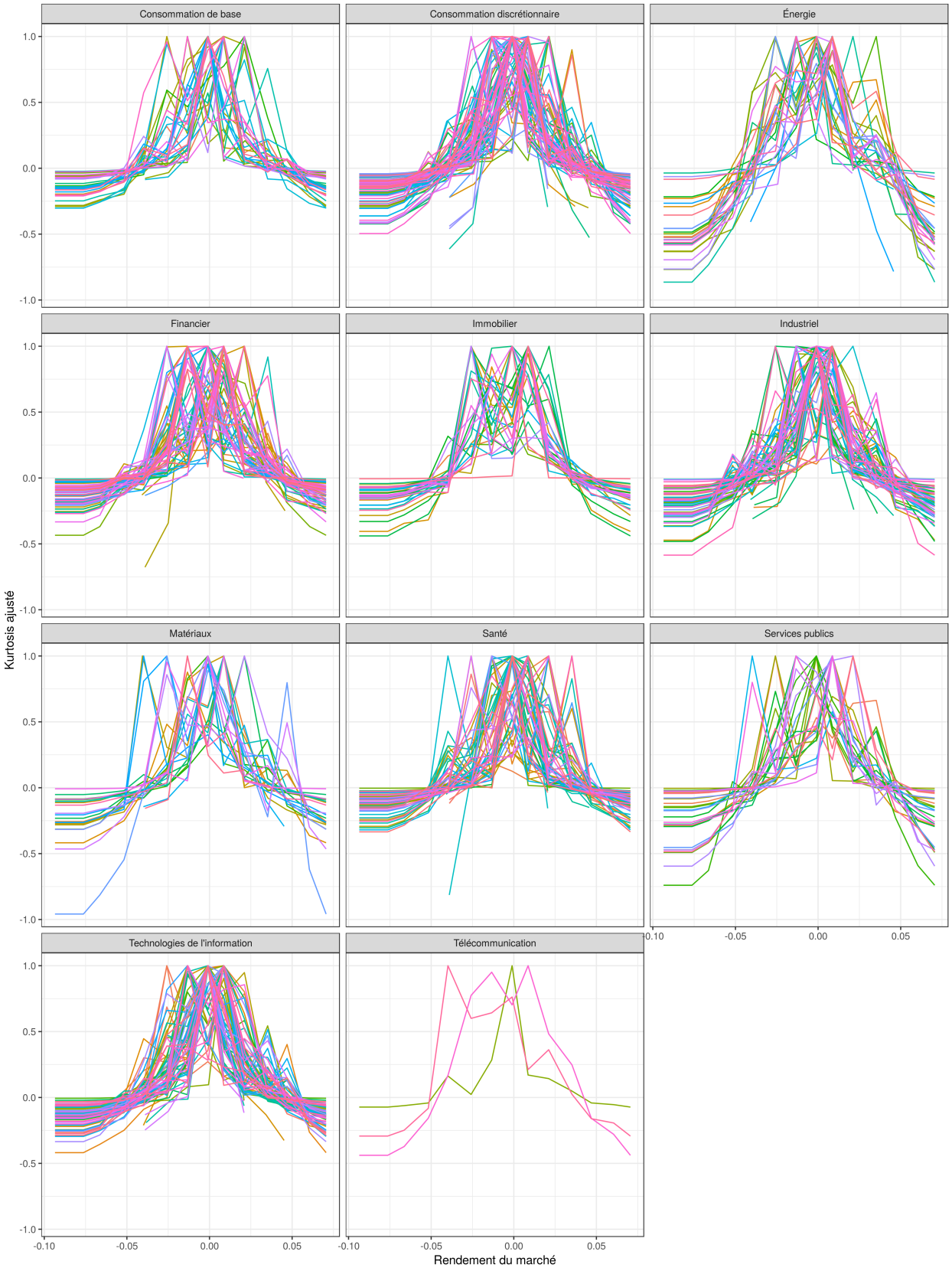



Figure 48: Kurtosis ajusté des résidus du MÉDAF en fonction des rendements du marché, pour toutes les compagnies du S&P500

Les écart-types des résidus démontrent un comportement clair. En effet, ils forment un “M”. Cette observation est à prendre avec précaution car le nombre de valeurs par intervalle varie. Les intervalles plus extrêmes ont peu, voire très peu, d’observations, ce qui peut biaiser les mesures. Au lieu d’un “M”, les valeurs pourraient former une parabole, telle que Martynov et Rozanova (2010) l’ont montrée.

En ce qui concerne les valeurs de skewness, il ne semble pas y avoir de comportement spécifique de la part des valeurs.

Finalement, pour le kurtosis, on peut voir une tendance claire se dessiner: lorsque les rendements du marché sont près de zéro, la valeur du kurtosis est à son maximum, alors que lorsqu’ils sont aux extrémités, la valeur du kurtosis est à son minimum.

## 6.5 Modèle avec distribution hétérogène des résidus - Modèle 6

Suite à ces observations, l'idée est d'inclure et d'exploiter cette hétérogénéité pour améliorer les modèles. L'hypothèse est que les rendements du marché ont à la fois un impact sur la moyenne de la distribution des titres financiers via le $\beta$ mais aussi sur d'autres moments de la distribution. Ceci pourrait être expliqué par le comportement des investisseurs faces aux nouvelles ou la prépondérance de certaines informations par rapport à d'autres, entraînant alors un effet de concentration de l'activité des marchés financiers vers certains titres (e.g. une compagnie importante sort de très bons ou mauvais résultats) ou vers une certaine direction du marché (e.g. le marché est frappé par une tendance baissière et la grande majorité des titres chutent).

Seulement le kurtosis démontre une tendance à la fois claire et modélisable. Pour modéliser cette tendance, nous utilisons le nombre de degrés de liberté de la distribution de Student pour approximer le kurtosis. D'autres distributions ont été considérées, cependant elles n'étaient pas implémentables avec la librairie *greta*. De plus, nous avons besoin d'une fonction toujours positive, qui atteint son maximum en zéro, qui est décroissante des deux côtés du zéro et qui est symétrique. Ainsi, nous avons choisi une fonction exponentielle de la forme $f(x) = \alpha + \beta e^{-x^2}$.

Le modèle obtient des performances similaires aux deux autres modèles utilisant une distribution de Student. Il est donc difficile de se prononcer sur l'amélioration qu'il apporte.

Table 41: Paramètres calculés et utilisés pour les réseaux Bayesiens avec variables continues - Modèle 6

| variable | 2000 | 5000 | 10000 |
|---|---|---|---|
| alpha | 0.0005 | 0.0005 | 0.0005 |
| alpha.s | 1.6331 | 0.5115 | 0.2759 |
| beta | 1.0462 | 1.0536 | 1.0484 |
| beta.s | 1.5607 | 2.3545 | 2.5038 |
| gamma.s | 1.5972 | 3.6469 | 111.4623 |
| sigma.s | 0.0122 | 0.0119 | 0.0118 |

Il n'est pas facile de voir immédiatement le nombre de degrés de liberté avec seulement les valeurs des paramètres. Ainsi, la Figure 49 présente la fonction du nombre de degrés de liberté. Pour les cas à 2000 et 5000 simulations, la fonction est approximativement constante sur tous les rendements du marché, ce qui explique pourquoi nous obtenons des résultats similaires aux autres modèles. Pour le cas à 10000 simulations, on obtient une fonction dont l'allure est celle désirée. Le fait que ce cas démontre des performances similaires est positif.

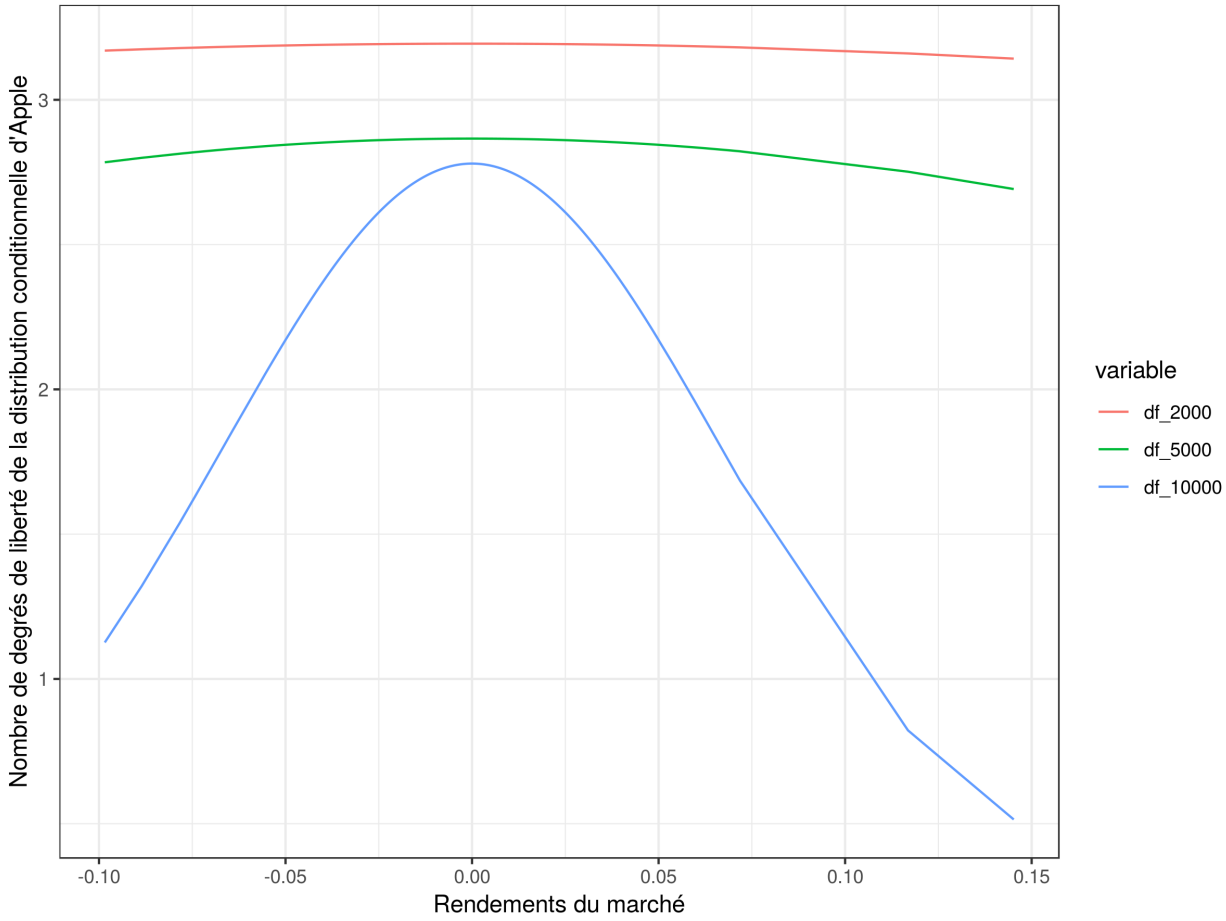



Figure 49: Modèle 6 - Nombre de degrés de liberté en fonction des rendements du marché

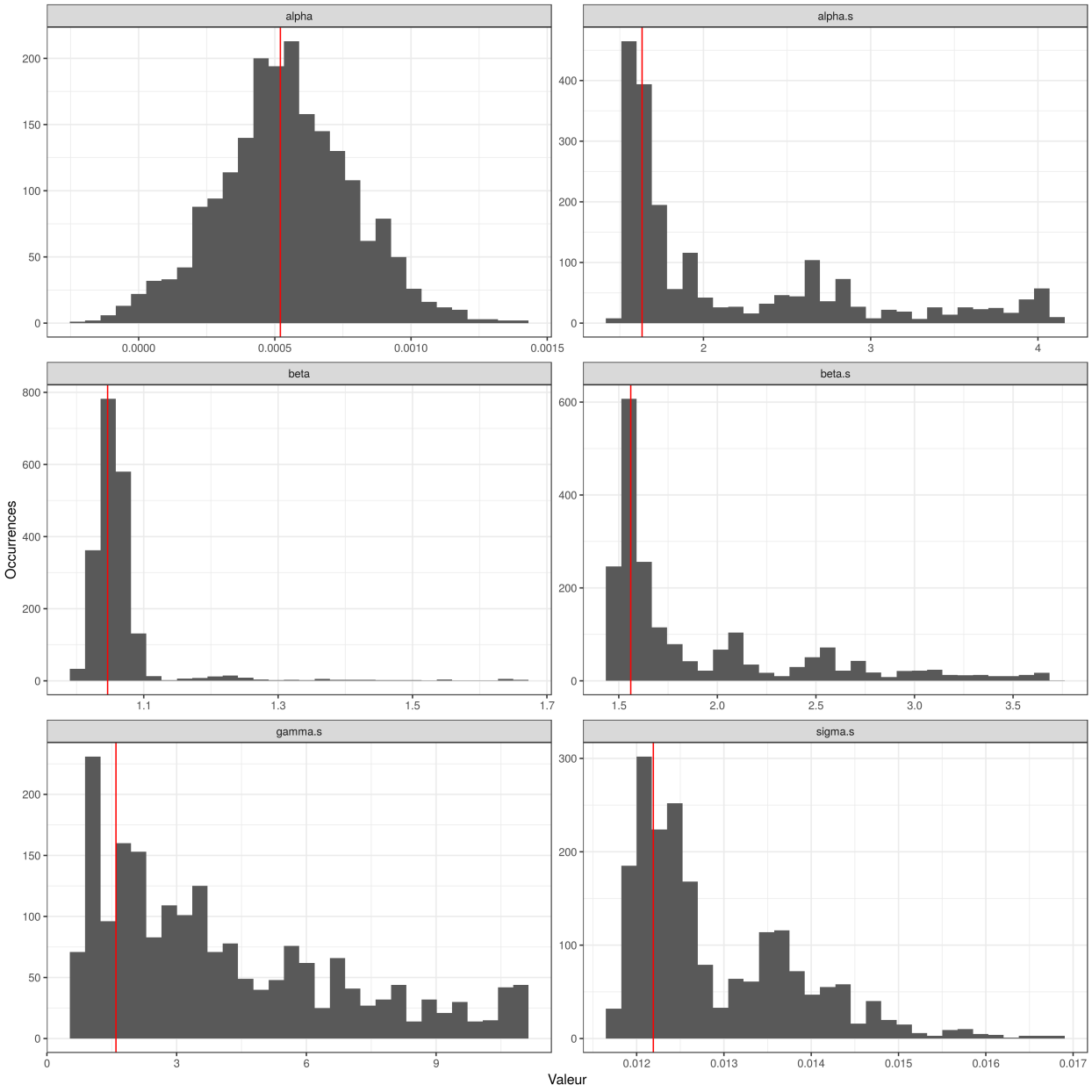



Figure 50: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 2000 simulations

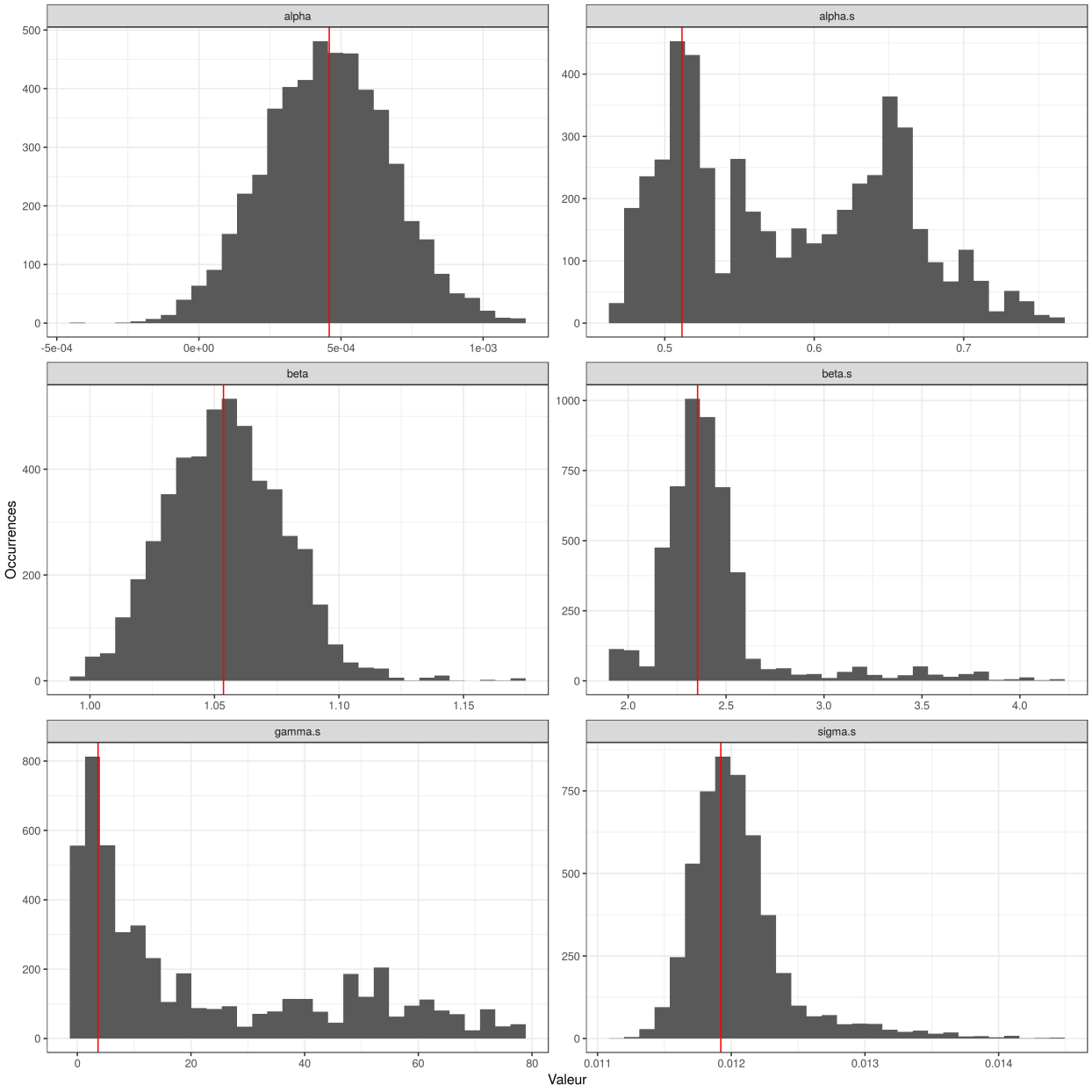



Figure 51: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 5000 simulations

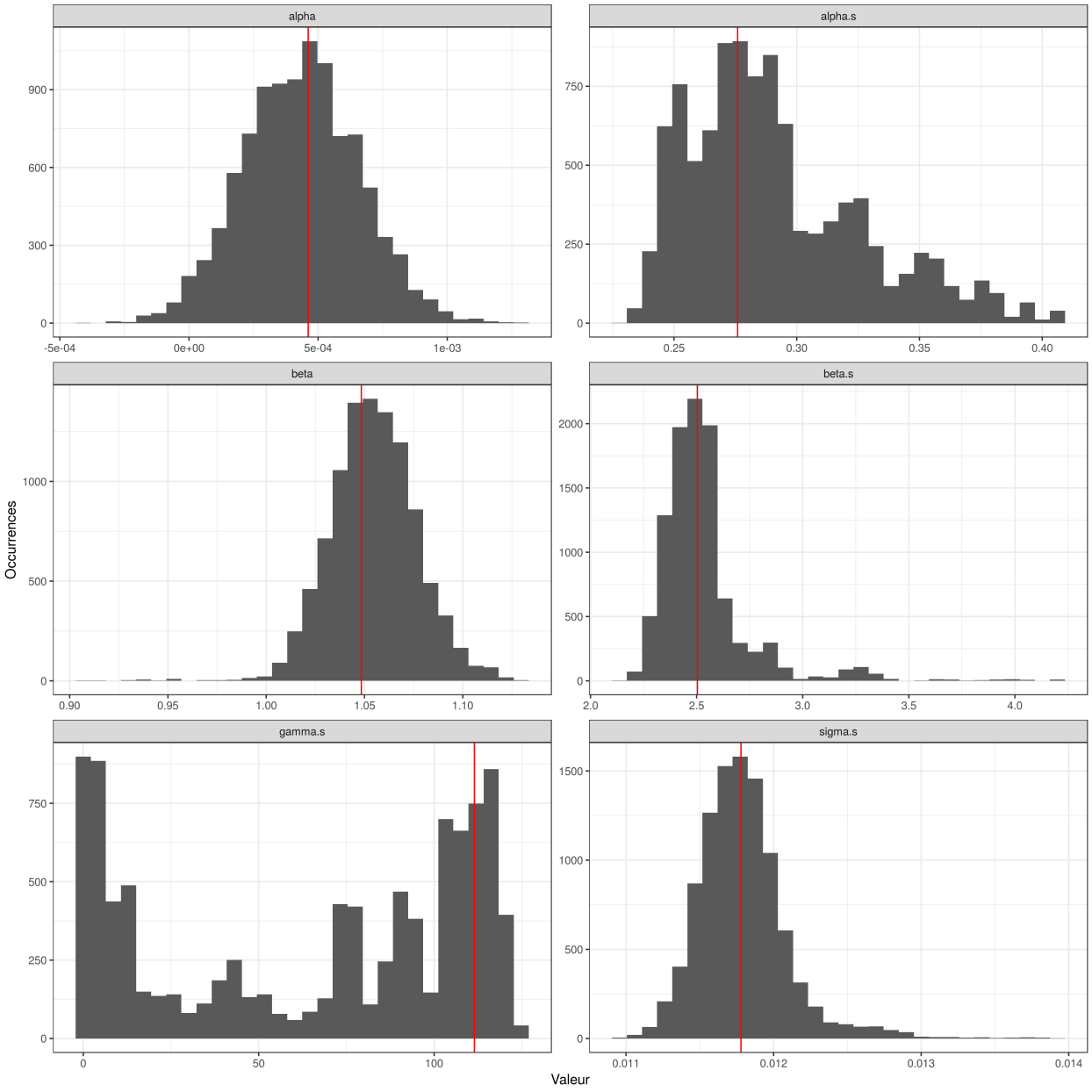



Figure 52: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 6, pour 10000 simulations

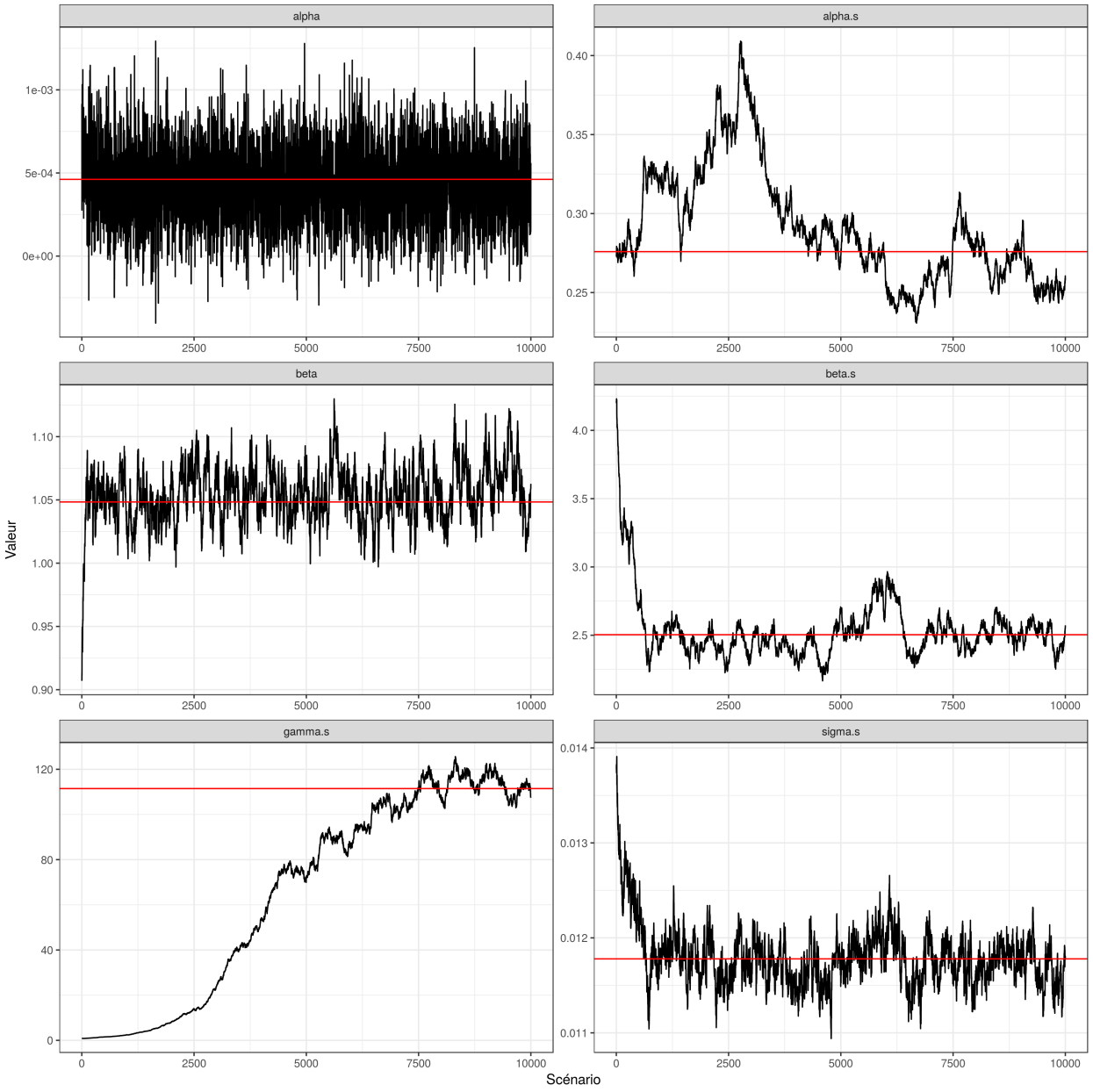



Figure 53: Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 10000 simulations

Les distributions de vraisemblance et les traces du paramètre $\gamma$ montrent qu'il s'agit d'un paramètre volatile. C'est d'ailleurs un des paramètres les plus importants pour obtenir une courbe non-plate.

## 6.6 Limites du package

Les réseaux Bayesiens modélisés à l'aide de la librairie *greta* ont démontré qu'ils sont capables de rivaliser avec les modèles traditionnels en termes de performance en échantillon. En effet, les résultats du test de Pearson sont similaires pour ces modèles.

Cependant, ils possèdent plusieurs faiblesses et limites. Tout d'abord, leur calibration est nettement plus longue par rapport aux modèles traditionnels. Avec des temps de calcul allant de 2 à 10 minutes selon le nombre de simulations, ils sont largement moins efficients que les modèles traditionnels qui prennent quelques fractions de seconde à paramétriser.

De plus, du fait qu'ils utilisent un processus aléatoire, la valeur de leurs paramètres est parfois volatile et imprécise.

Néanmoins, ils permettent d'utiliser des modèles plus complexes et non-linéaires, pouvant aussi incorporer l'hétérogénéité directement dans les modèles.

Finalement, une des limites qui nous empêche d'aller plus loin, est la disponibilité de distributions plus complexes dans la librairie *greta*. En effet, il aurait été intéressant d'utiliser des distributions incorporant des moments de distribution plus élevés tels que le skewness et le kurtosis (la distribution de Student et son nombre de degrés de liberté est une solution de secours dans ce cas-là, mais la relation entre le nombre de degrés de liberté et le kurtosis n'est pas linéaire). Ainsi, il aurait été intéressant d'essayer une distribution gaussienne suivie d'une transformation $sinh - arcsinh$ par exemple pour incorporer à la fois le skewness et le kurtosis.

Il faut se rappeler que les outils de la science des données sont développés par des programmeurs, sans forcément répondre aux besoins particuliers des praticiens. Ceci limite parfois les possibilités de recherche.

# 7 Conclusion

À l'aube de la quatrième révolution industrielle, et en plein coeur d'un changement de paradigme de l'industrie financière, ce mémoire vise à savoir si les nouvelles technologies de cette révolution industrielle peuvent elles aussi être appliquées à la finance. Ainsi, nous proposons d'utiliser l'intelligence artificielle sous forme de réseaux Bayesiens pour répondre à une des problématiques les plus fondamentales de la finance: l'évaluation des actifs financiers.

L'apport de ce mémoire est double. Il propose une nouvelle approche méthodologique à travers les réseaux Bayesiens et la Science des données, et il évalue et compare les performances des modèles traditionnels et des réseaux Bayesiens.

À travers le bêta du MÉDAF, les coefficients de régression des modèles linéaires et le lien de parenté entre le marché et les compagnies, nous supposons une relation de causalité unidirectionnelle. Les rendements du marché doivent expliquer en partie les rendements des compagnies. On peut alors décomposer les facteurs intervenant dans les rendements des compagnies: le risque systématique, le risque systémique et le risque spécifique. C'est le risque systématique qui capture cette relation de causalité.

Le défi à relever dans cette problématique est d'expliquer le reste. Deux approches sont utilisées: avec des rendements discrets et avec des rendements continus.

À travers l'approche discrète, nous faisons la preuve de concept d'un algorithme d'apprentissage supervisé. En effet, nous spécifions uniquement les données d'entrée et de sortie ainsi que les relations de parenté à l'algorithme. Ce dernier s'occupe de trouver les relations linéaires et non-linéaires entre les différentes variables à l'aide de probabilités conditionnelles. Nous montrons que les réseaux Bayesiens sont plus performants que les modèles traditionnels lorsqu'il s'agit de données en échantillon. En effet, les réseaux Bayesiens arrivent à bien capturer les moments supérieurs des rendements et les relations non-linéaires entre les variables. Ce résultat est dû au fait qu'avec des données discrètes, il n'est pas nécessaire de faire d'hypothèse sur la distribution des rendements. Pour les modèles traditionnels, l'ajout du bruit via des distributions gaussienne et de Student permettent d'expliquer une bonne partie des rendements des actifs financiers, augmentant significativement la performance des modèles. Cependant, ce bruit est aussi contraint par les caractéristiques de ces distributions. En effet, les trois modèles traditionnels convergent vers les mêmes valeurs de performance pour les mêmes distributions de bruit. Ainsi, pour la même distribution du bruit, le choix d'utilisation de ces trois modèles importe peu lorsqu'il s'agit de distribution conditionnelle par rapport au marché. C'est donc le choix de la distribution du bruit qui est important. Les réseaux Bayesiens permettent quant à eux d'avoir une plus grande flexibilité sur le choix et la calibration de cette distribution, que ce soit avec des rendements discrets (capture des moments d'ordre plus élevé) ou avec des rendements continus (modélisation de l'hétérogénéité de la distribution par rapport aux rendements du marché).

Parmi les deux distributions utilisées pour les modèles traditionnels, la distribution de Student s'avère être une meilleure approximation de la distribution des résidus que la distribution gaussienne. Une des hypothèses pour expliquer cette observation est que la distribution de Student arrive à capturer des phénomènes reliés à la transmission de l'information sur les marchés financiers et au comportement irrationnel des investisseurs. En effet, la littérature montre que l'hypothèse de rationalité n'est pas juste, et que les marchés financiers sont des environnements informationnels incomplets et imparfaits.

De plus, en période de crise, la performance des modèles augmente ostensiblement. L'hypothèse est encore une fois qu'il s'agit d'un effet comportemental et informationnel. Cette différence de performance nourrit aussi l'idée que les rendements ont des distributions différentes selon les régimes.

Cependant, lorsque nous appliquons cette méthodologie à des données hors-échantillon, les réseaux Bayesiens performent moins bien que les autres modèles.

Ensuite, lorsque les co-mouvements de deux titres sont évalués, on montre l'importance de la variable de secteur, notamment l'impact de son omission dans les réseaux Bayesiens. En effet, lorsque les deux titres appartiennent à des secteurs différents, la variable de secteur n'est pas nécessaire. Cependant, lorsqu'il s'agit de deux titres appartenant au même secteur, son omission mène à des erreurs d'estimation importantes. Ainsi, pour deux titres de secteurs différents, la corrélation s'explique par les rendements du marché, alors que pour deux titres du même secteur, la corrélation s'explique par les rendements du secteur. En quelque sorte, ce phénomène renforce l'hypothèse de causalité allant du marché vers le secteur puis vers les titres.

Finalement, nous observons l'hétérogénéité de distribution des résidus. Nous trouvons une relation visible entre le kurtosis des résidus et les rendements du marché, alimentant ainsi l'idée que les paramètres de distribution des résidus sont dynamiques en fonction des rendements du marché. Cette hétérogénéité se retrouve aussi au niveau de l'écart-type (hétéroscédasticité). Cependant, la relation est moins bien définie. Au cours de cette seconde analyse, nous construisons des réseaux Bayesiens dont les relations de causalité sont définies mathématiquement. L'objectif est d'inclure d'une certaine façon cette hétérogénéité dans les relations mathématiques. Nous utilisons un autre type de méthode Bayesienne afin de calibrer ces modèles: la méthode MCMC via un type d'algorithme Metropolis-Hastings, le Monte Carlo Hamiltonien.

Ainsi, nous montrons que les réseaux Bayesiens sont effectivement des outils intéressants pour l'évaluation d'actifs, qui performent aussi bien, voire mieux, que les modèles traditionnels lorsqu'il s'agit de données en échantillon. Nous montrons aussi qu'ils ont leurs limites, tant pour l'approche discrète que pour l'approche continue.

Encore au stade de preuve de concept, les modèles construits ne peuvent pas être utilisés tels quels en pratique. Au niveau académique, ils permettent cependant de montrer qu'il est possible de modéliser des relations de causalité non-linéaires pour l'évaluation d'actifs financiers. En effet, les rendements des actifs financiers peuvent être conceptualisés comme provenant d'une distribution dont les paramètres sont sujets à d'autres variables. Il reste cependant beaucoup de travail à effectuer pour vraiment conclure sur l'efficacité des réseaux Bayesiens. Des pistes potentielles pour continuer sont des ajouts comme l'implémentation des idées derrière les modèles auto-régressifs ou des variables de secteur pour l'approche continue, mais aussi l'étude des co-mouvements entre deux titres avec les réseaux Bayesiens continus et la généralisation à toutes les compagnies de l'indice. Une idée intéressante serait d'effectuer les tests de robustesse hors-échantillon et de voir si la distribution de vraisemblance des paramètres permettrait de prédire leur variabilité.

# 8 Annexe

## 8.1 Méthodologie

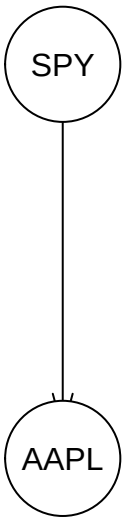
### 8.1.1 Quantmod

```
startDate <- "2001-01-01"
endDate <- "2018-04-27"

df <- loadSymbols("AAPL",src="yahoo", auto.assign = FALSE, from = startDate, to = endDate)
head(df)
```

```
##            AAPL.Open AAPL.High AAPL.Low AAPL.Close AAPL.Volume
## 2001-01-02  1.062500  1.089286 1.040179   1.062500   113078000
## 2001-01-03  1.035714  1.191964 1.031250   1.169643   204268400
## 2001-01-04  1.295757  1.321429 1.200893   1.218750   184849000
## 2001-01-05  1.209821  1.241071 1.147321   1.169643   103089000
## 2001-01-08  1.209821  1.213164 1.138393   1.183036    93424800
## 2001-01-09  1.200893  1.260043 1.183036   1.227679   147232400
##            AAPL.Adjusted
## 2001-01-02      0.708478
## 2001-01-03      0.779921
## 2001-01-04      0.812666
## 2001-01-05      0.779921
## 2001-01-08      0.788852
## 2001-01-09      0.818620
```

### 8.1.2 Bnlearn

```
startDate <- "2001-01-01"
endDate <- "2018-04-27"

aapl <- loadSymbols("AAPL",src="yahoo", auto.assign = FALSE, from = startDate,
                    to = endDate)$AAPL.Adjusted
spy <- loadSymbols("SPY",src="yahoo", auto.assign = FALSE, from = startDate,
                   to = endDate)$SPY.Adjusted
aapl$returns <- diff(aapl$AAPL.Adjusted, lag=1, differences=1, arithmetic = F) - 1
spy$returns <- diff(spy$SPY.Adjusted, lag=1, differences=1, arithmetic = F) - 1
df <- merge(aapl$returns, spy$returns) %>% na.omit() %>% data.frame() %>% discretize(
  breaks=10)
colnames(df) <- c("AAPL", "SPY")

e <- empty.graph(colnames(df))
adj <- matrix(0L, ncol=2, nrow = 2, dimnames = list(colnames(df),colnames(df)))
adj[2,1] <- 1L
amat(e) <- adj

f <- bn.fit(e, df)

plot(e)
```




```
print(f)
```

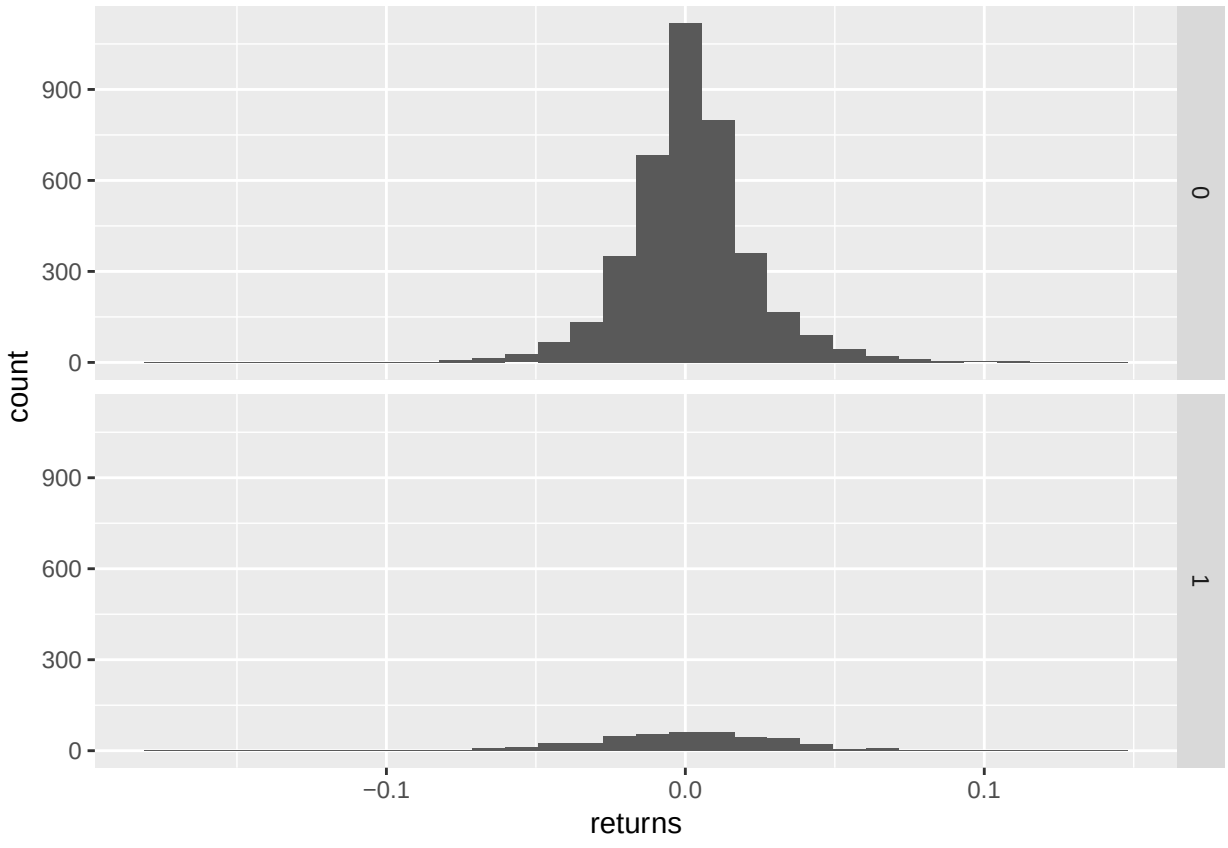
```
##
##   Bayesian network parameters
##
```

```
##   Parameters of node AAPL (multinomial distribution)
##
## Conditional probability table:
##
##                      SPY
## AAPL                  [-0.0984,-0.0125] (-0.0125,-0.00656]
##   [-0.179,-0.024]            0.43577982         0.19770115
##   (-0.024,-0.0134]           0.26146789         0.22528736
##   (-0.0134,-0.00704]         0.09174312         0.18850575
##   (-0.00704,-0.00298]        0.05504587         0.09425287
##   (-0.00298,0.00089]         0.03211009         0.06666667
##   (0.00089,0.00505]          0.04357798         0.07126437
##   (0.00505,0.00995]          0.01834862         0.06206897
##   (0.00995,0.016]            0.01834862         0.03678161
##   (0.016,0.0276]             0.02064220         0.02528736
##   (0.0276,0.139]             0.02293578         0.03218391
##                      SPY
## AAPL                  (-0.00656,-0.00299] (-0.00299,-0.000887]
##   [-0.179,-0.024]             0.11009174           0.05517241
##   (-0.024,-0.0134]            0.13073394           0.10114943
##   (-0.0134,-0.00704]          0.16055046           0.15402299
##   (-0.00704,-0.00298]         0.14678899           0.17241379
##   (-0.00298,0.00089]          0.10550459           0.12413793
##   (0.00089,0.00505]           0.08256881           0.10804598
##   (0.00505,0.00995]           0.08027523           0.09195402
##   (0.00995,0.016]             0.08256881           0.06436782
##   (0.016,0.0276]              0.05504587           0.06666667
##   (0.0276,0.139]              0.04587156           0.06206897
##                      SPY
## AAPL                  (-0.000887,0.000659] (0.000659,0.0024]
##   [-0.179,-0.024]              0.04587156        0.05287356
##   (-0.024,-0.0134]             0.07339450        0.06436782
##   (-0.0134,-0.00704]           0.09403670        0.08735632
##   (-0.00704,-0.00298]          0.14449541        0.11494253
##   (-0.00298,0.00089]           0.16972477        0.14712644
##   (0.00089,0.00505]            0.11926606        0.15862069
##   (0.00505,0.00995]            0.12385321        0.11264368
##   (0.00995,0.016]              0.08486239        0.10114943
##   (0.016,0.0276]               0.09633028        0.08735632
##   (0.0276,0.139]               0.04816514        0.07356322
##                      SPY
## AAPL                  (0.0024,0.00444] (0.00444,0.0073] (0.0073,0.0121]
```

```
##   [-0.179,-0.024]           0.03908046       0.02981651      0.01839080
##   (-0.024,-0.0134]          0.04827586       0.04357798      0.03218391
##   (-0.0134,-0.00704]        0.08965517       0.06422018      0.04367816
##   (-0.00704,-0.00298]       0.10804598       0.07798165      0.05977011
##   (-0.00298,0.00089]        0.11724138       0.12614679      0.08505747
##   (0.00089,0.00505]         0.13103448       0.14220183      0.10804598
##   (0.00505,0.00995]         0.13563218       0.16743119      0.10804598
##   (0.00995,0.016]           0.14942529       0.13532110      0.20000000
##   (0.016,0.0276]            0.11034483       0.13990826      0.16781609
##   (0.0276,0.139]            0.07126437       0.07339450      0.17701149
##                      SPY
## AAPL                  (0.0121,0.145]
##   [-0.179,-0.024]         0.01605505
##   (-0.024,-0.0134]        0.01834862
##   (-0.0134,-0.00704]      0.02752294
##   (-0.00704,-0.00298]     0.02522936
##   (-0.00298,0.00089]      0.02752294
##   (0.00089,0.00505]       0.03440367
##   (0.00505,0.00995]       0.09862385
##   (0.00995,0.016]         0.12844037
##   (0.016,0.0276]          0.22935780
##   (0.0276,0.139]          0.39449541
##
##   Parameters of node SPY (multinomial distribution)
##
## Conditional probability table:
##     [-0.0984,-0.0125]   (-0.0125,-0.00656]  (-0.00656,-0.00299]
##           0.10011481           0.09988519           0.10011481
## (-0.00299,-0.000887] (-0.000887,0.000659]    (0.000659,0.0024]
##           0.09988519           0.10011481           0.09988519
##     (0.0024,0.00444]     (0.00444,0.0073]      (0.0073,0.0121]
##           0.09988519           0.10011481           0.09988519
##       (0.0121,0.145]
##           0.10011481
```

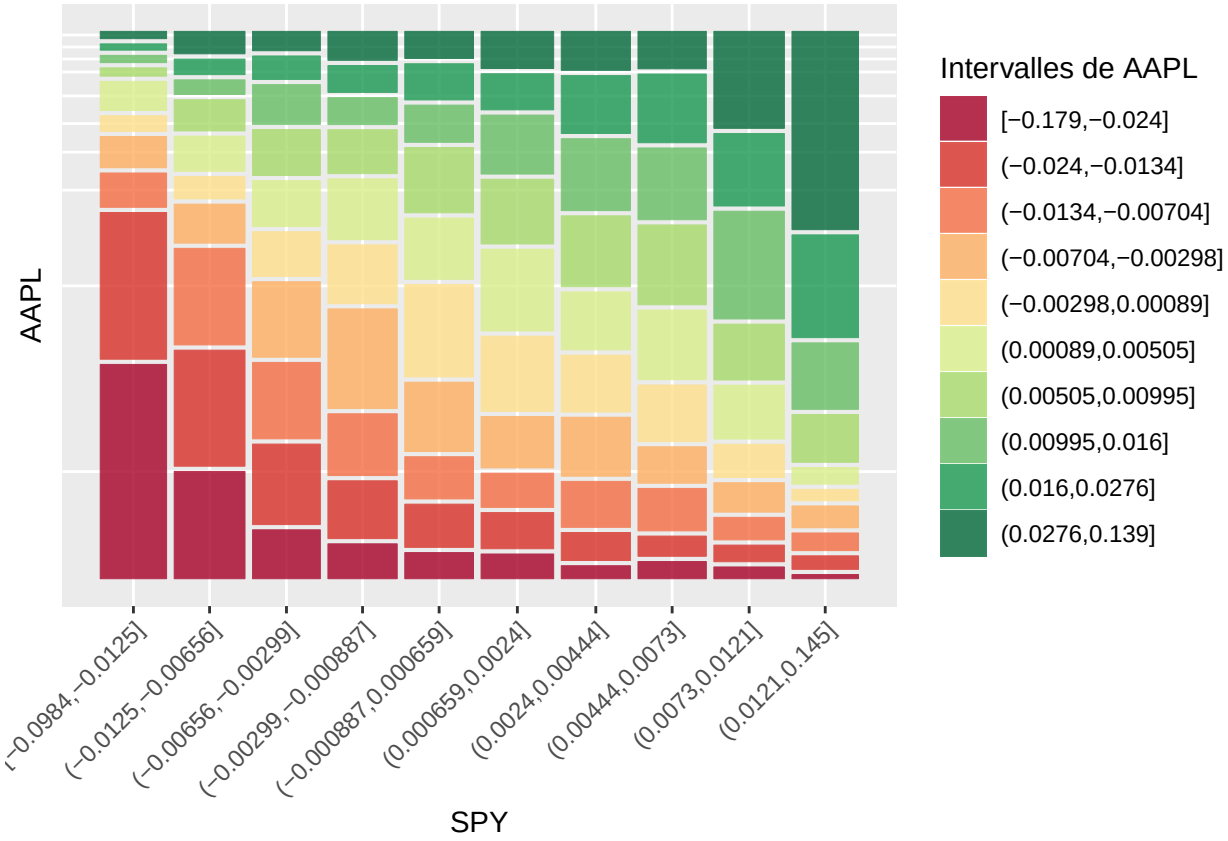
### 8.1.3 Ggplot & ggmosaic

```
startDate <- "2001-01-01"
endDate <- "2018-04-27"

df <- loadSymbols("AAPL",src="yahoo", auto.assign = FALSE, from = startDate, to = endDate)
df$returns <- diff(df$AAPL.Adjusted, lag=1, differences=1, arithmetic = F) - 1

crisis <- "2007-08-01/2009-04-15"
df$crisis <- 0L
df$crisis[crisis] <- 1L

ggplot(data.frame(df[,c("returns","crisis")]))+
  geom_histogram(aes(x=returns, fill=returns), bins = 30)+
  facet_grid(crisis~.)
```




```
bn.draws <- rbn(f, 5000)

ggplot(bn.draws)+
  geom_mosaic(aes(x= ggmosaic::product(AAPL, SPY), fill=factor(AAPL)))+
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1),
```

```
      axis.text.y=element_blank(),
      axis.ticks.y=element_blank())+
ylab("AAPL")+
xlab("SPY")+
scale_fill_brewer(palette="RdYlGn")+
guides(fill=guide_legend(title="Intervalles de AAPL"))
```



### 8.1.4 Greta

```
ret <- readRDS("data/quantmodRetSP500.rds")
ret <- as.data.frame(ret[,c("SPY", "AAPL")]) %>% na.omit()

spy <- as_data(ret$SPY)
aapl <- as_data(ret$AAPL)

beta = normal(0,2)
std = normal(0.02, 0.5, truncation = c(0, Inf))

mean <- beta*spy
sd <- std

distribution(aapl) = normal(mean, sd)

m <- model(beta, std)

draws <- mcmc(m, n_samples = 1000)

summary(draws)
mcmc_trace(draws)
mcmc_intervals(draws)
```

### 8.1.5 Chisq.test

```
multiChi <- function(x, y){
  if(sum(colnames(x) != colnames(y)) != 0){
    print("Erreur : Pas les mêmes tickers")
    return(NA)
    }

  tickers <- colnames(x)

  x$count <- 1L
  x <- melt(x, id=tickers)
  x <- dcast(x, get(tickers[1])+get(tickers[2])~variable, sum)

  y$count <- 1L
  y <- melt(y, id=tickers)
  y <- dcast(y, get(tickers[1])+get(tickers[2])~variable, sum)

  r <- length(levels(y[,1]))
  res <- matrix(NA, r, 1)

  for(i in 1:r){
    l <- levels(y[,1])[i]
    a <- x[x[,1]==l,2:3]
    b <- y[y[,1]==l,2:3]
    b$p <- b$count/sum(b$count)
    b$count <- NULL

    c <- merge(a, b, all.y = T)
    c$count[is.na(c$count)] <- 0L
    if(sum(c$count) == 0){next}
    if(sum(c$p) == 0){next}
    if(nrow(c) < 2){next}
    res[i,1] <- chisq.test(c$count,p=c$p)$statistic
  }
  return(mean(res, na.rm=T))
}
```

### 8.1.6 findMode()

```
findMode <- function(x){
  z <- density(x)
  return(z$x[z$y==max(z$y)])
}
```

## 8.2 Liste des compagnies du S&P500

Table 42: Liste des compagnies du S&P500

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| SIG | Signet Jewelers | Consommation discrétionnaire | 0.0014 |
| GPS | Gap Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0003 |
| MAT | Mattel Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| ROST | Ross Stores | Consommation discrétionnaire | 0.0012 |
| DIS | The Walt Disney Company | Consommation discrétionnaire | 0.0007 |
| CMG | Chipotle Mexican Grill | Consommation discrétionnaire | 0.0092 |
| DISH | Dish Network | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| BKNG | Booking Holdings Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0083 |
| CHTR | Charter Communications | Consommation discrétionnaire | 0.0029 |
| SWK | Stanley Black & Decker | Consommation discrétionnaire | 0.0014 |
| CCL | Carnival Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| DRI | Darden Restaurants | Consommation discrétionnaire | 0.0027 |
| LEN | Lennar Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0003 |
| NCLH | Norwegian Cruise Line | Consommation discrétionnaire | 0.0026 |
| RCL | Royal Caribbean Cruises Ltd | Consommation discrétionnaire | 0.0012 |
| GPC | Genuine Parts | Consommation discrétionnaire | 0.0021 |
| HD | Home Depot | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| NWL | Newell Brands | Consommation discrétionnaire | 0.0059 |
| PHM | Pulte Homes Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0013 |
| LKQ | LKQ Corporation | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| MCD | McDonald's Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| ULTA | Ulta Beauty | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| YUM | Yum! Brands Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| DISCA | Discovery Communications-A | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| DISCK | Discovery Communications-C | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| MAR | Marriott Int'l. | Consommation discrétionnaire | 0.0014 |
| UAA | Under Armour Class A | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| UA | Under Armour Class C | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| TJX | TJX Companies Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0022 |
| TRIP | TripAdvisor | Consommation discrétionnaire | 0.0016 |
| BWA | BorgWarner | Consommation discrétionnaire | 0.0045 |
| F | Ford Motor | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| GM | General Motors | Consommation discrétionnaire | 0.0013 |
| WHR | Whirlpool Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0011 |
| BBY | Best Buy Co. Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0008 |
| TGT | Target Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| LEG | Leggett & Platt | Consommation discrétionnaire | 0.0015 |
| ORLY | O'Reilly Automotive | Consommation discrétionnaire | 0.0062 |
| MGM | MGM Resorts International | Consommation discrétionnaire | 0.0008 |
| WYNN | Wynn Resorts Ltd | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| WYN | Wyndham Worldwide | Consommation discrétionnaire | 0.0009 |
| CBS | CBS Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| FL | Foot Locker Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| IPG | Interpublic Group | Consommation discrétionnaire | 0.0010 |
| KORS | Michael Kors Holdings | Consommation discrétionnaire | 0.0008 |
| MHK | Mohawk Industries | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| NWSA | News Corp. Class A | Consommation discrétionnaire | 0.0009 |
| NWS | News Corp. Class B | Consommation discrétionnaire | 0.0009 |
| OMC | Omnicom Group | Consommation discrétionnaire | 0.0021 |
| RL | Polo Ralph Lauren Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0033 |
| PVH | PVH Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| TPR | Tapestry, Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| TIF | Tiffany & Co. | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| TWX | Time Warner Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0032 |
| FOXA | Twenty-First Century Fox Class A | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| FOX | Twenty-First Century Fox Class B | Consommation discrétionnaire | 0.0002 |
| VIAB | Viacom Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0018 |
| HBI | Hanesbrands Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0017 |
| LOW | Lowe's Cos. | Consommation discrétionnaire | 0.0031 |
| VFC | V.F. Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| GT | Goodyear Tire & Rubber | Consommation discrétionnaire | 0.0040 |
| LB | L Brands Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| M | Macy's Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| NKE | Nike | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| CMCSA | Comcast Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0027 |
| HAS | Hasbro Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0005 |
| GRMN | Garmin Ltd. | Consommation discrétionnaire | 0.0003 |
| AZO | AutoZone Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0022 |
| DG | Dollar General | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| TSCO | Tractor Supply Company | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| DHI | D. R. Horton | Consommation discrétionnaire | 0.0030 |
| APTV | Aptiv Plc | Consommation discrétionnaire | 0.0010 |
| AAP | Advance Auto Parts | Consommation discrétionnaire | 0.0046 |
| KMX | Carmax Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0009 |
| DLTR | Dollar Tree | Consommation discrétionnaire | 0.0010 |
| HLT | Hilton Worldwide Holdings Inc | Consommation discrétionnaire | 0.0007 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| AMZN | Amazon.com Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0265 |
| EXPE | Expedia Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| JWN | Nordstrom | Consommation discrétionnaire | 0.0006 |
| SBUX | Starbucks Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0010 |
| HOG | Harley-Davidson | Consommation discrétionnaire | 0.0003 |
| KSS | Kohl's Corp. | Consommation discrétionnaire | 0.0008 |
| SNA | Snap-On Inc. | Consommation discrétionnaire | 0.0004 |
| TSN | Tyson Foods | Consommation de base | 0.0007 |
| WMT | Wal-Mart Stores | Consommation de base | 0.0006 |
| CLX | The Clorox Company | Consommation de base | 0.0007 |
| MNST | Monster Beverage | Consommation de base | 0.0023 |
| TAP | Molson Coors Brewing Company | Consommation de base | 0.0006 |
| KO | Coca-Cola Company (The) | Consommation de base | 0.0073 |
| ADM | Archer-Daniels-Midland Co | Consommation de base | 0.0010 |
| CAG | Conagra Brands | Consommation de base | 0.0008 |
| MDLZ | Mondelez International | Consommation de base | 0.0006 |
| WBA | Walgreens Boots Alliance | Consommation de base | 0.0006 |
| MKC | McCormick & Co. | Consommation de base | 0.0002 |
| K | Kellogg Co. | Consommation de base | 0.0005 |
| GIS | General Mills | Consommation de base | 0.0054 |
| HRL | Hormel Foods Corp. | Consommation de base | 0.0049 |
| CPB | Campbell Soup | Consommation de base | 0.0005 |
| CHD | Church & Dwight | Consommation de base | 0.0028 |
| CL | Colgate-Palmolive | Consommation de base | 0.0021 |
| STZ | Constellation Brands | Consommation de base | 0.0010 |
| COTY | Coty, Inc | Consommation de base | 0.0004 |
| EL | Estee Lauder Cos. | Consommation de base | 0.0014 |
| PEP | PepsiCo Inc. | Consommation de base | 0.0068 |
| PM | Philip Morris International | Consommation de base | 0.0009 |
| SJM | JM Smucker | Consommation de base | 0.0003 |
| KR | Kroger Co. | Consommation de base | 0.0009 |
| PG | Procter & Gamble | Consommation de base | 0.0007 |
| HSY | The Hershey Company | Consommation de base | 0.0007 |
| KHC | Kraft Heinz Co | Consommation de base | 0.0005 |
| CVS | CVS Health | Consommation de base | 0.0011 |
| DPS | Dr Pepper Snapple Group | Consommation de base | 0.0071 |
| KMB | Kimberly-Clark | Consommation de base | 0.0010 |
| SYY | Sysco Corp. | Consommation de base | 0.0006 |
| MO | Altria Group Inc | Consommation de base | 0.0053 |
| COST | Costco Wholesale Corp. | Consommation de base | 0.0011 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| CVX | Chevron Corp. | Énergie | 0.0001 |
| OXY | Occidental Petroleum | Énergie | 0.0009 |
| XEC | Cimarex Energy | Énergie | 0.0018 |
| SLB | Schlumberger Ltd. | Énergie | 0.0002 |
| HES | Hess Corporation | Énergie | 0.0005 |
| MPC | Marathon Petroleum | Énergie | 0.0005 |
| CHK | Chesapeake Energy | Énergie | 0.0028 |
| DVN | Devon Energy Corp. | Énergie | 0.0006 |
| OKE | ONEOK | Énergie | 0.0007 |
| WMB | Williams Cos. | Énergie | 0.0010 |
| HP | Helmerich & Payne | Énergie | 0.0004 |
| EQT | EQT Corporation | Énergie | 0.0005 |
| APC | Anadarko Petroleum Corp | Énergie | 0.0012 |
| ANDV | Andeavor | Énergie | 0.0006 |
| APA | Apache Corporation | Énergie | 0.0006 |
| BHGE | Baker Hughes, a GE Company | Énergie | 0.0005 |
| COG | Cabot Oil & Gas | Énergie | 0.0005 |
| CXO | Concho Resources | Énergie | 0.0007 |
| COP | ConocoPhillips | Énergie | 0.0027 |
| EOG | EOG Resources | Énergie | 0.0002 |
| XOM | Exxon Mobil Corp. | Énergie | 0.0005 |
| HAL | Halliburton Co. | Énergie | 0.0002 |
| KMI | Kinder Morgan | Énergie | 0.0003 |
| MRO | Marathon Oil Corp. | Énergie | 0.0004 |
| NOV | National Oilwell Varco Inc. | Énergie | 0.0006 |
| NFX | Newfield Exploration Co | Énergie | 0.0006 |
| NBL | Noble Energy Inc | Énergie | 0.0003 |
| PSX | Phillips 66 | Énergie | 0.0017 |
| PXD | Pioneer Natural Resources | Énergie | 0.0004 |
| RRC | Range Resources Corp. | Énergie | 0.0003 |
| VLO | Valero Energy | Énergie | 0.0010 |
| FTI | TechnipFMC | Énergie | 0.0015 |
| RF | Regions Financial Corp. | Financier | 0.0011 |
| RE | Everest Re Group Ltd. | Financier | 0.0004 |
| XL | XL Capital | Financier | 0.0008 |
| SCHW | Charles Schwab Corporation | Financier | 0.0029 |
| BEN | Franklin Resources | Financier | 0.0004 |
| WFC | Wells Fargo | Financier | 0.0008 |
| HIG | Hartford Financial Svc.Gp. | Financier | 0.0008 |
| PBCT | People's United Financial | Financier | 0.0005 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| SYF | Synchrony Financial | Financier | 0.0012 |
| NAVI | Navient | Financier | 0.0006 |
| RJF | Raymond James Financial Inc. | Financier | 0.0005 |
| AFL | AFLAC Inc | Financier | 0.0005 |
| ICE | Intercontinental Exchange | Financier | 0.0101 |
| IVZ | Invesco Ltd. | Financier | 0.0006 |
| STI | SunTrust Banks | Financier | 0.0022 |
| ALL | Allstate Corp | Financier | 0.0004 |
| AJG | Arthur J. Gallagher & Co. | Financier | 0.0005 |
| CBOE | CBOE Holdings | Financier | 0.0006 |
| CME | CME Group Inc. | Financier | 0.0007 |
| DFS | Discover Financial Services | Financier | 0.0012 |
| NTRS | Northern Trust Corp. | Financier | 0.0017 |
| PFG | Principal Financial Group | Financier | 0.0019 |
| TROW | T. Rowe Price Group | Financier | 0.0012 |
| AMG | Affiliated Managers Group Inc | Financier | 0.0025 |
| STT | State Street Corp. | Financier | 0.0035 |
| AMP | Ameriprise Financial | Financier | 0.0006 |
| USB | U.S. Bancorp | Financier | 0.0036 |
| HRB | Block H&R | Financier | 0.0029 |
| PRU | Prudential Financial | Financier | 0.0014 |
| AXP | American Express Co | Financier | 0.0014 |
| AIG | American International Group, Inc. | Financier | 0.0022 |
| AIZ | Assurant Inc. | Financier | 0.0002 |
| BK | The Bank of New York Mellon Corp. | Financier | 0.0007 |
| BLK | BlackRock | Financier | 0.0026 |
| C | Citigroup Inc. | Financier | 0.0084 |
| ETFC | E*Trade | Financier | 0.0012 |
| GS | Goldman Sachs Group | Financier | 0.0008 |
| JPM | JPMorgan Chase & Co. | Financier | 0.0170 |
| LUK | Leucadia National Corp. | Financier | 0.0007 |
| L | Loews Corp. | Financier | 0.0036 |
| MTB | M&T Bank Corp. | Financier | 0.0015 |
| MMC | Marsh & McLennan | Financier | 0.0018 |
| MET | MetLife Inc. | Financier | 0.0021 |
| MCO | Moody's Corp | Financier | 0.0010 |
| MS | Morgan Stanley | Financier | 0.0034 |
| NDAQ | Nasdaq, Inc. | Financier | 0.0004 |
| SPGI | S&P Global, Inc. | Financier | 0.0021 |
| TRV | The Travelers Companies Inc. | Financier | 0.0007 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| BAC | Bank of America Corp | Financier | 0.0006 |
| BBT | BB&T Corporation | Financier | 0.0019 |
| BHF | Brighthouse Financial Inc | Financier | 0.0016 |
| CINF | Cincinnati Financial | Financier | 0.0004 |
| FITB | Fifth Third Bancorp | Financier | 0.0010 |
| HBAN | Huntington Bancshares | Financier | 0.0017 |
| KEY | KeyCorp | Financier | 0.0010 |
| PGR | Progressive Corp. | Financier | 0.0087 |
| LNC | Lincoln National | Financier | 0.0003 |
| PNC | PNC Financial Services | Financier | 0.0012 |
| CFG | Citizens Financial Group | Financier | 0.0084 |
| CB | Chubb Limited | Financier | 0.0028 |
| UNM | Unum Group | Financier | 0.0005 |
| CMA | Comerica Inc. | Financier | 0.0074 |
| TMK | Torchmark Corp. | Financier | 0.0022 |
| AON | Aon plc | Financier | 0.0015 |
| WLTW | Willis Towers Watson | Financier | 0.0010 |
| ZION | Zions Bancorp | Financier | 0.0010 |
| COF | Capital One Financial | Financier | 0.0004 |
| A | Agilent Technologies Inc | Santé | 0.0015 |
| ALGN | Align Technology | Santé | 0.0011 |
| AMGN | Amgen Inc. | Santé | 0.0058 |
| COO | The Cooper Companies | Santé | 0.0007 |
| EW | Edwards Lifesciences | Santé | 0.0008 |
| GILD | Gilead Sciences | Santé | 0.0006 |
| ILMN | Illumina Inc | Santé | 0.0022 |
| ISRG | Intuitive Surgical Inc. | Santé | 0.0021 |
| MCK | McKesson Corp. | Santé | 0.0053 |
| RMD | ResMed | Santé | 0.0007 |
| VAR | Varian Medical Systems | Santé | 0.0018 |
| DVA | DaVita Inc. | Santé | 0.0005 |
| AET | Aetna Inc | Santé | 0.0003 |
| ALXN | Alexion Pharmaceuticals | Santé | 0.0005 |
| DHR | Danaher Corp. | Santé | 0.0006 |
| INCY | Incyte | Santé | 0.0015 |
| ABT | Abbott Laboratories | Santé | 0.0046 |
| ABBV | AbbVie Inc. | Santé | 0.0080 |
| BAX | Baxter International Inc. | Santé | 0.0014 |
| ANTM | Anthem Inc. | Santé | 0.0025 |
| LLY | Lilly (Eli) & Co. | Santé | 0.0003 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| ZBH | Zimmer Biomet Holdings | Santé | 0.0012 |
| AGN | Allergan, Plc | Santé | 0.0022 |
| MDT | Medtronic plc | Santé | 0.0048 |
| PRGO | Perrigo | Santé | 0.0004 |
| HUM | Humana Inc. | Santé | 0.0017 |
| IDXX | IDEXX Laboratories | Santé | 0.0005 |
| BIIB | Biogen Inc. | Santé | 0.0026 |
| HOLX | Hologic | Santé | 0.0007 |
| PKI | PerkinElmer | Santé | 0.0068 |
| TMO | Thermo Fisher Scientific | Santé | 0.0007 |
| VRTX | Vertex Pharmaceuticals Inc | Santé | 0.0086 |
| WAT | Waters Corporation | Santé | 0.0007 |
| BSX | Boston Scientific | Santé | 0.0008 |
| SYK | Stryker Corp. | Santé | 0.0002 |
| PDCO | Patterson Companies | Santé | 0.0010 |
| UNH | United Health Group Inc. | Santé | 0.0008 |
| CNC | Centene Corporation | Santé | 0.0007 |
| CERN | Cerner | Santé | 0.0007 |
| ESRX | Express Scripts | Santé | 0.0005 |
| MYL | Mylan N.V. | Santé | 0.0010 |
| BDX | Becton Dickinson | Santé | 0.0019 |
| CELG | Celgene Corp. | Santé | 0.0008 |
| JNJ | Johnson & Johnson | Santé | 0.0152 |
| MRK | Merck & Co. | Santé | 0.0048 |
| DGX | Quest Diagnostics | Santé | 0.0002 |
| ZTS | Zoetis | Santé | 0.0005 |
| BMY | Bristol-Myers Squibb | Santé | 0.0002 |
| HSIC | Henry Schein | Santé | 0.0003 |
| PFE | Pfizer Inc. | Santé | 0.0093 |
| REGN | Regeneron | Santé | 0.0004 |
| IQV | IQVIA Holdings Inc. | Santé | 0.0006 |
| LH | Laboratory Corp. of America Holding | Santé | 0.0007 |
| CAH | Cardinal Health Inc. | Santé | 0.0009 |
| MTD | Mettler Toledo | Santé | 0.0021 |
| ABC | AmerisourceBergen Corp | Santé | 0.0010 |
| CI | CIGNA Corp. | Santé | 0.0006 |
| XRAY | Dentsply Sirona | Santé | 0.0015 |
| UHS | Universal Health Services, Inc. | Santé | 0.0005 |
| EVHC | Envision Healthcare | Santé | 0.0006 |
| HCA | HCA Holdings | Santé | 0.0013 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| RSG | Republic Services Inc | Industriel | 0.0010 |
| JBHT | J. B. Hunt Transport Services | Industriel | 0.0004 |
| JEC | Jacobs Engineering Group | Industriel | 0.0004 |
| RHI | Robert Half International | Industriel | 0.0006 |
| URI | United Rentals, Inc. | Industriel | 0.0007 |
| UTX | United Technologies | Industriel | 0.0007 |
| CSX | CSX Corp. | Industriel | 0.0003 |
| ROP | Roper Technologies | Industriel | 0.0009 |
| AYI | Acuity Brands Inc | Industriel | 0.0025 |
| DAL | Delta Air Lines Inc. | Industriel | 0.0015 |
| EFX | Equifax Inc. | Industriel | 0.0006 |
| UPS | United Parcel Service | Industriel | 0.0008 |
| BA | Boeing Company | Industriel | 0.0083 |
| CAT | Caterpillar Inc. | Industriel | 0.0039 |
| DE | Deere & Co. | Industriel | 0.0005 |
| DOV | Dover Corp. | Industriel | 0.0020 |
| FBHS | Fortune Brands Home & Security | Industriel | 0.0010 |
| GWW | Grainger (W.W.) Inc. | Industriel | 0.0003 |
| ITW | Illinois Tool Works | Industriel | 0.0007 |
| SRCL | Stericycle Inc | Industriel | 0.0017 |
| UAL | United Continental Holdings | Industriel | 0.0045 |
| CMI | Cummins Inc. | Industriel | 0.0011 |
| COL | Rockwell Collins | Industriel | 0.0010 |
| ALLE | Allegion | Industriel | 0.0008 |
| ETN | Eaton Corporation | Industriel | 0.0015 |
| IR | Ingersoll-Rand PLC | Industriel | 0.0009 |
| JCI | Johnson Controls International | Industriel | 0.0152 |
| LMT | Lockheed Martin Corp. | Industriel | 0.0005 |
| GE | General Electric | Industriel | 0.0027 |
| RTN | Raytheon Co. | Industriel | 0.0005 |
| MAS | Masco Corp. | Industriel | 0.0006 |
| MMM | 3M Company | Industriel | 0.0060 |
| CHRW | C. H. Robinson Worldwide | Industriel | 0.0006 |
| FAST | Fastenal Co | Industriel | 0.0186 |
| EMR | Emerson Electric Company | Industriel | 0.0019 |
| KSU | Kansas City Southern | Industriel | 0.0005 |
| UNP | Union Pacific | Industriel | 0.0001 |
| HON | Honeywell Int'l Inc. | Industriel | 0.0089 |
| VRSK | Verisk Analytics | Industriel | 0.0004 |
| ARNC | Arconic Inc. | Industriel | 0.0004 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| LLL | L-3 Communications Holdings | Industriel | 0.0004 |
| NLSN | Nielsen Holdings | Industriel | 0.0031 |
| XYL | Xylem Inc. | Industriel | 0.0006 |
| CTAS | Cintas Corporation | Industriel | 0.0006 |
| PH | Parker-Hannifin | Industriel | 0.0005 |
| TDG | TransDigm Group | Industriel | 0.0004 |
| AME | AMETEK Inc. | Industriel | 0.0008 |
| TXT | Textron Inc. | Industriel | 0.0007 |
| FDX | FedEx Corporation | Industriel | 0.0025 |
| AAL | American Airlines Group | Industriel | 0.0006 |
| FLS | Flowserve Corporation | Industriel | 0.0002 |
| FLR | Fluor Corp. | Industriel | 0.0002 |
| PWR | Quanta Services Inc. | Industriel | 0.0002 |
| LUV | Southwest Airlines | Industriel | 0.0019 |
| WM | Waste Management Inc. | Industriel | 0.0015 |
| PNR | Pentair Ltd. | Industriel | 0.0038 |
| INFO | IHS Markit Ltd. | Industriel | 0.0007 |
| GD | General Dynamics | Industriel | 0.0005 |
| HII | Huntington Ingalls Industries | Industriel | 0.0007 |
| NSC | Norfolk Southern Corp. | Industriel | 0.0002 |
| NOC | Northrop Grumman Corp. | Industriel | 0.0010 |
| ALK | Alaska Air Group Inc | Industriel | 0.0006 |
| EXPD | Expeditors International | Industriel | 0.0006 |
| FTV | Fortive Corp | Industriel | 0.0018 |
| PCAR | PACCAR Inc. | Industriel | 0.0010 |
| AOS | A.O. Smith Corp | Industriel | 0.0004 |
| ROK | Rockwell Automation Inc. | Industriel | 0.0010 |
| MCHP | Microchip Technology | Technologies de l'information | 0.0004 |
| ATVI | Activision Blizzard | Technologies de l'information | 0.0042 |
| ADBE | Adobe Systems Inc | Technologies de l'information | 0.0003 |
| AMD | Advanced Micro Devices Inc | Technologies de l'information | 0.0004 |
| GOOGL | Alphabet Inc Class A | Technologies de l'information | 0.0014 |
| GOOG | Alphabet Inc Class C | Technologies de l'information | 0.0014 |
| AAPL | Apple Inc. | Technologies de l'information | 0.0388 |
| AMAT | Applied Materials Inc. | Technologies de l'information | 0.0027 |
| ADSK | Autodesk Inc. | Technologies de l'information | 0.0013 |
| AVGO | Broadcom | Technologies de l'information | 0.0047 |
| CDNS | Cadence Design Systems | Technologies de l'information | 0.0005 |
| CSCO | Cisco Systems | Technologies de l'information | 0.0006 |
| EBAY | eBay Inc. | Technologies de l'information | 0.0018 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| EA | Electronic Arts | Technologies de l'information | 0.0012 |
| FB | Facebook, Inc. | Technologies de l'information | 0.0186 |
| HPE | Hewlett Packard Enterprise | Technologies de l'information | 0.0005 |
| HPQ | HP Inc. | Technologies de l'information | 0.0017 |
| INTC | Intel Corp. | Technologies de l'information | 0.0009 |
| INTU | Intuit Inc. | Technologies de l'information | 0.0018 |
| JNPR | Juniper Networks | Technologies de l'information | 0.0170 |
| KLAC | KLA-Tencor Corp. | Technologies de l'information | 0.0013 |
| LRCX | Lam Research | Technologies de l'information | 0.0007 |
| NTAP | NetApp | Technologies de l'information | 0.0002 |
| NFLX | Netflix Inc. | Technologies de l'information | 0.0059 |
| NVDA | Nvidia Corporation | Technologies de l'information | 0.0062 |
| ORCL | Oracle Corp. | Technologies de l'information | 0.0010 |
| PYPL | PayPal | Technologies de l'information | 0.0009 |
| QCOM | QUALCOMM Inc. | Technologies de l'information | 0.0005 |
| CRM | Salesforce.com | Technologies de l'information | 0.0021 |
| SYMC | Symantec Corp. | Technologies de l'information | 0.0015 |
| SNPS | Synopsys Inc. | Technologies de l'information | 0.0006 |
| V | Visa Inc. | Technologies de l'information | 0.0005 |
| WDC | Western Digital | Technologies de l'information | 0.0008 |
| XLNX | Xilinx Inc | Technologies de l'information | 0.0003 |
| WU | Western Union Co | Technologies de l'information | 0.0012 |
| APH | Amphenol Corp | Technologies de l'information | 0.0058 |
| IT | Gartner Inc | Technologies de l'information | 0.0003 |
| XRX | Xerox Corp. | Technologies de l'information | 0.0009 |
| CTXS | Citrix Systems | Technologies de l'information | 0.0010 |
| FIS | Fidelity National Information Services | Technologies de l'information | 0.0025 |
| HRS | Harris Corporation | Technologies de l'information | 0.0008 |
| GPN | Global Payments Inc. | Technologies de l'information | 0.0008 |
| TSS | Total System Services | Technologies de l'information | 0.0004 |
| MU | Micron Technology | Technologies de l'information | 0.0010 |
| MSI | Motorola Solutions Inc. | Technologies de l'information | 0.0007 |
| ACN | Accenture plc | Technologies de l'information | 0.0080 |
| STX | Seagate Technology | Technologies de l'information | 0.0004 |
| AKAM | Akamai Technologies Inc | Technologies de l'information | 0.0016 |
| ADI | Analog Devices, Inc. | Technologies de l'information | 0.0014 |
| IPGP | IPG Photonics Corp. | Technologies de l'information | 0.0006 |
| SWKS | Skyworks Solutions | Technologies de l'information | 0.0021 |
| ADP | Automatic Data Processing | Technologies de l'information | 0.0013 |
| CTSH | Cognizant Technology Solutions | Technologies de l'information | 0.0073 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| CA | CA, Inc. | Technologies de l'information | 0.0005 |
| GLW | Corning Inc. | Technologies de l'information | 0.0011 |
| IBM | International Business Machines | Technologies de l'information | 0.0019 |
| MA | Mastercard Inc. | Technologies de l'information | 0.0006 |
| PAYX | Paychex Inc. | Technologies de l'information | 0.0009 |
| QRVO | Qorvo | Technologies de l'information | 0.0005 |
| RHT | Red Hat Inc. | Technologies de l'information | 0.0012 |
| FLIR | FLIR Systems | Technologies de l'information | 0.0013 |
| ANSS | ANSYS | Technologies de l'information | 0.0006 |
| TEL | TE Connectivity Ltd. | Technologies de l'information | 0.0015 |
| ADS | Alliance Data Systems | Technologies de l'information | 0.0022 |
| TXN | Texas Instruments | Technologies de l'information | 0.0006 |
| CSRA | CSRA Inc. | Technologies de l'information | 0.0003 |
| DXC | DXC Technology | Technologies de l'information | 0.0004 |
| VRSN | Verisign Inc. | Technologies de l'information | 0.0004 |
| FFIV | F5 Networks | Technologies de l'information | 0.0134 |
| MSFT | Microsoft Corp. | Technologies de l'information | 0.0027 |
| FISV | Fiserv Inc | Technologies de l'information | 0.0006 |
| VMC | Vulcan Materials | Matériaux | 0.0005 |
| FCX | Freeport-McMoRan Inc. | Matériaux | 0.0010 |
| AVY | Avery Dennison Corp | Matériaux | 0.0009 |
| BLL | Ball Corp | Matériaux | 0.0005 |
| NEM | Newmont Mining Corporation | Matériaux | 0.0009 |
| PX | Praxair Inc. | Matériaux | 0.0019 |
| CF | CF Industries Holdings Inc | Matériaux | 0.0009 |
| PKG | Packaging Corporation of America | Matériaux | 0.0005 |
| ALB | Albemarle Corp | Matériaux | 0.0003 |
| DWDP | DowDuPont | Matériaux | 0.0007 |
| ECL | Ecolab Inc. | Matériaux | 0.0015 |
| MOS | The Mosaic Company | Matériaux | 0.0007 |
| MON | Monsanto Co. | Matériaux | 0.0028 |
| LYB | LyondellBasell | Matériaux | 0.0031 |
| SEE | Sealed Air | Matériaux | 0.0007 |
| IFF | Intl Flavors & Fragrances | Matériaux | 0.0004 |
| MLM | Martin Marietta Materials | Matériaux | 0.0019 |
| NUE | Nucor Corp. | Matériaux | 0.0004 |
| SHW | Sherwin-Williams | Matériaux | 0.0012 |
| APD | Air Products & Chemicals Inc | Matériaux | 0.0010 |
| FMC | FMC Corporation | Matériaux | 0.0005 |
| PPG | PPG Industries | Matériaux | 0.0033 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| EMN | Eastman Chemical | Matériaux | 0.0007 |
| IP | International Paper | Matériaux | 0.0005 |
| WRK | WestRock Company | Matériaux | 0.0007 |
| ARE | Alexandria Real Estate Equities Inc | Immobilier | 0.0005 |
| DLR | Digital Realty Trust Inc | Immobilier | 0.0007 |
| EQIX | Equinix | Immobilier | 0.0006 |
| ESS | Essex Property Trust, Inc. | Immobilier | 0.0007 |
| HCP | HCP Inc. | Immobilier | 0.0004 |
| MAC | Macerich | Immobilier | 0.0013 |
| PLD | Prologis | Immobilier | 0.0015 |
| PSA | Public Storage | Immobilier | 0.0013 |
| O | Realty Income Corporation | Immobilier | 0.0006 |
| AIV | Apartment Investment & Management | Immobilier | 0.0006 |
| UDR | UDR Inc | Immobilier | 0.0036 |
| REG | Regency Centers Corporation | Immobilier | 0.0004 |
| SBAC | SBA Communications | Immobilier | 0.0037 |
| EQR | Equity Residential | Immobilier | 0.0009 |
| GGP | General Growth Properties Inc. | Immobilier | 0.0054 |
| VTR | Ventas Inc | Immobilier | 0.0005 |
| DRE | Duke Realty Corp | Immobilier | 0.0023 |
| SPG | Simon Property Group Inc | Immobilier | 0.0001 |
| FRT | Federal Realty Investment Trust | Immobilier | 0.0004 |
| HST | Host Hotels & Resorts | Immobilier | 0.0004 |
| AMT | American Tower Corp A | Immobilier | 0.0022 |
| BXP | Boston Properties | Immobilier | 0.0004 |
| IRM | Iron Mountain Incorporated | Immobilier | 0.0004 |
| KIM | Kimco Realty | Immobilier | 0.0017 |
| SLG | SL Green Realty | Immobilier | 0.0009 |
| VNO | Vornado Realty Trust | Immobilier | 0.0005 |
| WELL | Welltower Inc. | Immobilier | 0.0008 |
| MAA | Mid-America Apartments | Immobilier | 0.0004 |
| CCI | Crown Castle International Corp. | Immobilier | 0.0019 |
| EXR | Extra Space Storage | Immobilier | 0.0019 |
| AVB | AvalonBay Communities, Inc. | Immobilier | 0.0009 |
| WY | Weyerhaeuser Corp. | Immobilier | 0.0011 |
| CTL | CenturyLink Inc | Télécommunication | 0.0005 |
| VZ | Verizon Communications | Télécommunication | 0.0007 |
| T | AT&T Inc. | Télécommunication | 0.0097 |
| PNW | Pinnacle West Capital | Services publics | 0.0017 |
| EIX | Edison Int'l | Services publics | 0.0015 |

| Ticker | Compagnie | Secteur | Poids relatif au S&P500 |
|---|---|---|---|
| PCG | PG&E Corp. | Services publics | 0.0093 |
| SRE | Sempra Energy | Services publics | 0.0012 |
| NEE | NextEra Energy | Services publics | 0.0001 |
| SO | Southern Co. | Services publics | 0.0004 |
| EXC | Exelon Corp. | Services publics | 0.0008 |
| NI | NiSource Inc. | Services publics | 0.0003 |
| ETR | Entergy Corp. | Services publics | 0.0019 |
| ES | Eversource Energy | Services publics | 0.0008 |
| CMS | CMS Energy | Services publics | 0.0024 |
| DTE | DTE Energy Co. | Services publics | 0.0009 |
| XEL | Xcel Energy Inc | Services publics | 0.0006 |
| AEE | Ameren Corp | Services publics | 0.0265 |
| AWK | American Water Works Company Inc | Services publics | 0.0026 |
| NRG | NRG Energy | Services publics | 0.0005 |
| PEG | Public Serv. Enterprise Inc. | Services publics | 0.0020 |
| ED | Consolidated Edison | Services publics | 0.0027 |
| DUK | Duke Energy | Services publics | 0.0008 |
| AEP | American Electric Power | Services publics | 0.0010 |
| FE | FirstEnergy Corp | Services publics | 0.0010 |
| PPL | PPL Corp. | Services publics | 0.0013 |
| SCG | SCANA Corp | Services publics | 0.0008 |
| CNP | CenterPoint Energy | Services publics | 0.0007 |
| AES | AES Corp | Services publics | 0.0004 |
| D | Dominion Energy | Services publics | 0.0009 |
| LNT | Alliant Energy Corp | Services publics | 0.0004 |
| WEC | Wec Energy Group Inc | Services publics | 0.0008 |

## 8.3 Liste des FNB correspondant à chaque secteur

Table 43: Secteurs et leurs FNB correspondants

| Secteur | Ticker du FNB correspondant |
|---|---|
| Consommation discrétionnaire | IYC |
| Consommation de base | IYK |
| Énergie | IYE |
| Financier | IYF |
| Santé | IYH |
| Industriel | IYJ |
| Technologies de l'information | IYW |
| Matériaux | IYM |
| Immobilier | IYR |
| Télécommunication | IYZ |
| Services publics | IDU |

## 8.4 Analyse préliminaire

### 8.4.1 Statistiques descriptives des données

#### 8.4.1.1 Toutes périodes

Table 44: Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Toutes périodes

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | -0.2034395 | -0.0085836 | 0.0002733 | 0.0096336 | 0.1655759 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | -0.2476607 | -0.0115453 | 0.0004731 | 0.0140689 | 0.3447137 | Consommation discrétionnaire |
| APTV | -0.1221905 | -0.0075085 | 0.0011972 | 0.0097943 | 0.1091135 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | -0.1276704 | -0.0072005 | 0.0005096 | 0.0086553 | 0.1940298 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | -0.3652597 | -0.0119367 | 0.0006414 | 0.0135722 | 0.2321429 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | -0.1366208 | -0.0102649 | 0.0005600 | 0.0120120 | 0.2282775 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | -0.2075718 | -0.0104863 | 0.0000773 | 0.0112929 | 0.2658080 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | -0.3187236 | -0.0096376 | 0.0002700 | 0.0100706 | 0.1312167 | Consommation discrétionnaire |
| CHTR | -0.0868432 | -0.0075731 | 0.0000722 | 0.0089028 | 0.1182632 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | -0.1448318 | -0.0088518 | 0.0003099 | 0.0096605 | 0.2452274 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | -0.2151240 | -0.0111498 | 0.0004838 | 0.0120100 | 0.2444039 | Consommation discrétionnaire |
| DG | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | Consommation discrétionnaire |
| DHI | -0.2095533 | -0.0144244 | 0.0000000 | 0.0156257 | 0.3800003 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | -0.1836302 | -0.0081788 | 0.0004265 | 0.0088177 | 0.1597220 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | -0.2453553 | -0.0096795 | 0.0000000 | 0.0107195 | 0.2519913 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | -0.1440422 | -0.0095343 | 0.0003225 | 0.0104612 | 0.1903084 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | -0.1865581 | -0.0105353 | 0.0003128 | 0.0111122 | 0.2464183 | Consommation discrétionnaire |
| DLTR | -0.2480620 | -0.0095472 | 0.0002437 | 0.0106626 | 0.1346977 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | -0.2129885 | -0.0085295 | 0.0006050 | 0.0100199 | 0.1996655 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | -0.3355570 | -0.0107920 | 0.0005223 | 0.0120122 | 0.2851743 | Consommation discrétionnaire |
| F | -0.2500004 | -0.0117526 | 0.0000000 | 0.0113488 | 0.2951812 | Consommation discrétionnaire |
| FL | -0.2804718 | -0.0112431 | 0.0003481 | 0.0114547 | 0.2816327 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | -0.1631419 | -0.0091320 | 0.0000000 | 0.0099566 | 0.2033099 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | -0.1562817 | -0.0096179 | -0.0002873 | 0.0102507 | 0.2076829 | Consommation discrétionnaire |
| GM | -0.1090256 | -0.0090707 | 0.0005337 | 0.0095393 | 0.0953610 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | -0.0904493 | -0.0065434 | 0.0003294 | 0.0075655 | 0.1013081 | Consommation discrétionnaire |
| GPS | 0.0070211 | 0.0114323 | 0.0158435 | 0.0202547 | 0.0246659 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | -0.2190413 | -0.0101644 | 0.0005726 | 0.0118883 | 0.2384108 | Consommation discrétionnaire |
| GT | -0.1959378 | -0.0134473 | 0.0000000 | 0.0144851 | 0.1985645 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | -0.0962268 | -0.0082288 | 0.0004003 | 0.0093272 | 0.1413531 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | -0.2391153 | -0.0105660 | 0.0008454 | 0.0119962 | 0.2995329 | Consommation discrétionnaire |
| HD | -0.1406748 | -0.0080271 | 0.0004009 | 0.0089372 | 0.1406665 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| HLT | -0.0674349 | -0.0072358 | 0.0006865 | 0.0090587 | 0.0614237 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | -0.1674326 | -0.0105985 | 0.0001923 | 0.0109176 | 0.2049033 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | -0.2981596 | -0.0104383 | 0.0000000 | 0.0105306 | 0.3512192 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | -0.1498346 | -0.0109754 | 0.0004146 | 0.0125887 | 0.2496799 | Consommation discrétionnaire |
| KMX | -0.1800000 | -0.0124667 | 0.0003352 | 0.0131142 | 0.1893204 | Consommation discrétionnaire |
| KORS | -0.2419541 | -0.0103273 | 0.0006088 | 0.0113646 | 0.2749181 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | -0.1902468 | -0.0107524 | 0.0000000 | 0.0112223 | 0.1616719 | Consommation discrétionnaire |
| LB | -0.1868958 | -0.0109789 | 0.0005219 | 0.0121763 | 0.2190570 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | -0.1315790 | -0.0081986 | 0.0006224 | 0.0090802 | 0.1728109 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | -0.2050212 | -0.0138894 | -0.0002141 | 0.0138407 | 0.3165933 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | -0.1907422 | -0.0094869 | 0.0006381 | 0.0109521 | 0.1854269 | Consommation discrétionnaire |
| LOW | -0.1092276 | -0.0095899 | 0.0001473 | 0.0103294 | 0.1843575 | Consommation discrétionnaire |
| M | -0.1752384 | -0.0119187 | 0.0004452 | 0.0127380 | 0.1818180 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | -0.2105265 | -0.0086074 | 0.0004729 | 0.0102794 | 0.1517026 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | -0.1764892 | -0.0091588 | 0.0002783 | 0.0093770 | 0.2065663 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | -0.1281698 | -0.0061858 | 0.0007529 | 0.0072041 | 0.0938950 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | -0.2983871 | -0.0132680 | 0.0004132 | 0.0144664 | 0.4808923 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | -0.1394928 | -0.0098191 | 0.0003424 | 0.0108533 | 0.2956108 | Consommation discrétionnaire |
| NCLH | -0.1175512 | -0.0091311 | 0.0003762 | 0.0115238 | 0.1104774 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | -0.1981267 | -0.0076250 | 0.0006472 | 0.0087657 | 0.1261011 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | -0.2731414 | -0.0081709 | 0.0003375 | 0.0089669 | 0.2053058 | Consommation discrétionnaire |
| NWS | -0.0672926 | -0.0079675 | 0.0000000 | 0.0082925 | 0.0855681 | Consommation discrétionnaire |
| NWSA | -0.0909091 | -0.0082670 | 0.0000000 | 0.0087060 | 0.0867668 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | -0.1970084 | -0.0078768 | 0.0003005 | 0.0085923 | 0.1344618 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | -0.1889206 | -0.0085092 | 0.0005129 | 0.0092545 | 0.1838500 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | -0.1849245 | -0.0146598 | 0.0000000 | 0.0152591 | 0.2303368 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | -0.1386609 | -0.0116342 | 0.0002685 | 0.0125487 | 0.2020764 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | -0.3938470 | -0.0119222 | 0.0000000 | 0.0131053 | 0.2471428 | Consommation discrétionnaire |
| RL | -0.2216165 | -0.0103034 | 0.0002640 | 0.0112521 | 0.1565756 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | -0.0954606 | -0.0088736 | 0.0005797 | 0.0107883 | 0.1322852 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | -0.1097427 | -0.0089715 | 0.0000000 | 0.0100237 | 0.1837986 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | -0.3039293 | -0.0110337 | 0.0000000 | 0.0121262 | 0.2051517 | Consommation discrétionnaire |
| SNA | -0.1252234 | -0.0076902 | 0.0004030 | 0.0084729 | 0.1518751 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | -0.1425540 | -0.0083883 | 0.0004660 | 0.0092267 | 0.1256461 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | -0.1250002 | -0.0086952 | 0.0002889 | 0.0090779 | 0.1780363 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | -0.2083635 | -0.0109986 | 0.0002784 | 0.0112167 | 0.2298135 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | -0.1108678 | -0.0082907 | 0.0004199 | 0.0094482 | 0.1248437 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | -0.2364458 | -0.0117596 | 0.0005024 | 0.0127538 | 0.2044750 | Consommation discrétionnaire |
| TRIP | -0.2322287 | -0.0117854 | 0.0001018 | 0.0114579 | 0.2553606 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | -0.1694003 | -0.0103870 | 0.0005041 | 0.0122192 | 0.2218275 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| TWX | -0.2104122 | -0.0085298 | 0.0000000 | 0.0090364 | 0.1706802 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | -0.2574292 | -0.0139350 | 0.0009012 | 0.0157159 | 0.2633904 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | -0.2396364 | -0.0116980 | 0.0005329 | 0.0127697 | 0.2009608 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | -0.1361474 | -0.0078623 | 0.0005261 | 0.0094478 | 0.1456602 | Consommation discrétionnaire |
| VIAB | -0.2148147 | -0.0093848 | 0.0004736 | 0.0100059 | 0.2606062 | Consommation discrétionnaire |
| WHR | -0.1433771 | -0.0108343 | 0.0001433 | 0.0117476 | 0.1918515 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | -0.3053615 | -0.0092448 | 0.0006116 | 0.0109209 | 0.3538818 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | -0.1672299 | -0.0135365 | 0.0000000 | 0.0147839 | 0.2989246 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | -0.2077310 | -0.0074179 | 0.0006211 | 0.0089949 | 0.1483105 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | -0.1682846 | -0.0087916 | 0.0006489 | 0.0100949 | 0.1733778 | Consommation de base |
| CAG | -0.1950926 | -0.0058343 | 0.0003905 | 0.0071015 | 0.1086400 | Consommation de base |
| CHD | -0.1568392 | -0.0058222 | 0.0006346 | 0.0072513 | 0.1163533 | Consommation de base |
| CL | -0.1122767 | -0.0055404 | 0.0001530 | 0.0064573 | 0.1050205 | Consommation de base |
| CLX | -0.0808731 | -0.0055540 | 0.0005136 | 0.0064868 | 0.0988682 | Consommation de base |
| COST | -0.1866883 | -0.0073817 | 0.0003549 | 0.0083064 | 0.1075141 | Consommation de base |
| COTY | -0.1023299 | -0.0088936 | 0.0000000 | 0.0098158 | 0.1930902 | Consommation de base |
| CPB | -0.0823624 | -0.0060794 | 0.0003338 | 0.0065628 | 0.0851895 | Consommation de base |
| CVS | -0.2299180 | -0.0078381 | 0.0002881 | 0.0087828 | 0.1392300 | Consommation de base |
| DPS | -0.1300816 | -0.0063078 | 0.0007535 | 0.0074715 | 0.2239414 | Consommation de base |
| EL | -0.1146131 | -0.0075330 | 0.0000000 | 0.0085716 | 0.1847094 | Consommation de base |
| GIS | -0.1123739 | -0.0053379 | 0.0005645 | 0.0061391 | 0.0943037 | Consommation de base |
| HRL | -0.1113728 | -0.0061018 | 0.0007883 | 0.0078635 | 0.1077512 | Consommation de base |
| HSY | -0.1193602 | -0.0059536 | 0.0003173 | 0.0067600 | 0.2528002 | Consommation de base |
| K | -0.0777428 | -0.0053689 | 0.0003928 | 0.0060628 | 0.0779544 | Consommation de base |
| KHC | -0.0458078 | -0.0067139 | -0.0002375 | 0.0060101 | 0.1073558 | Consommation de base |
| KMB | -0.1090329 | -0.0055906 | 0.0004496 | 0.0063395 | 0.0862164 | Consommation de base |
| KO | -0.1006099 | -0.0052258 | 0.0004473 | 0.0059334 | 0.1387953 | Consommation de base |
| KR | -0.1889036 | -0.0079046 | 0.0006654 | 0.0090781 | 0.1017468 | Consommation de base |
| MDLZ | -0.1359735 | -0.0062304 | 0.0003203 | 0.0069046 | 0.0817715 | Consommation de base |
| MKC | -0.1183380 | -0.0054660 | 0.0005981 | 0.0067545 | 0.0814363 | Consommation de base |
| MNST | -0.2583851 | -0.0113632 | 0.0000000 | 0.0136031 | 0.3048151 | Consommation de base |
| MO | -0.1384363 | -0.0057231 | 0.0008824 | 0.0075096 | 0.1637527 | Consommation de base |
| PEP | -0.1193135 | -0.0054232 | 0.0002689 | 0.0060504 | 0.1486870 | Consommation de base |
| PG | -0.0027586 | -0.0005129 | 0.0017327 | 0.0039784 | 0.0062240 | Consommation de base |
| PM | -0.1557571 | -0.0062981 | 0.0003705 | 0.0074720 | 0.1321086 | Consommation de base |
| SJM | -0.1029712 | -0.0059635 | 0.0004952 | 0.0069027 | 0.2031666 | Consommation de base |
| STZ | -0.1738574 | -0.0077453 | 0.0007327 | 0.0097937 | 0.3723336 | Consommation de base |
| SYY | -0.0929642 | -0.0064323 | 0.0003403 | 0.0069813 | 0.1367335 | Consommation de base |
| TAP | -0.1849935 | -0.0073679 | 0.0001781 | 0.0078710 | 0.1423459 | Consommation de base |
| TSN | -0.2361737 | -0.0090206 | 0.0010877 | 0.0108938 | 0.1713042 | Consommation de base |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| WBA | -0.1498730 | -0.0081670 | 0.0001185 | 0.0087490 | 0.1663555 | Consommation de base |
| WMT | -0.1018324 | -0.0064960 | 0.0003670 | 0.0067546 | 0.1107310 | Consommation de base |
| ANDV | -0.3001929 | -0.0149715 | 0.0010788 | 0.0175459 | 0.3345865 | Énergie |
| APA | -0.1823644 | -0.0122892 | 0.0006280 | 0.0129860 | 0.2131735 | Énergie |
| APC | -0.1954902 | -0.0118917 | 0.0005436 | 0.0136039 | 0.2359998 | Énergie |
| BHGE | -0.2207961 | -0.0125532 | 0.0002702 | 0.0140327 | 0.2698170 | Énergie |
| CHK | 0.0134228 | 0.0134685 | 0.0135141 | 0.0135598 | 0.0136054 | Énergie |
| COG | -0.1827728 | -0.0127551 | 0.0002838 | 0.0146786 | 0.2613793 | Énergie |
| COP | -0.1381671 | -0.0088660 | 0.0007022 | 0.0107734 | 0.1660791 | Énergie |
| CVX | -0.1248909 | -0.0075810 | 0.0008501 | 0.0087673 | 0.2085420 | Énergie |
| CXO | -0.2251149 | -0.0127359 | 0.0010166 | 0.0158374 | 0.3081018 | Énergie |
| DVN | -0.1668881 | -0.0123475 | 0.0004329 | 0.0135512 | 0.2146660 | Énergie |
| EOG | -0.1592909 | -0.0117122 | 0.0006891 | 0.0139796 | 0.2040607 | Énergie |
| EQT | -0.1506846 | -0.0089418 | 0.0003347 | 0.0103171 | 0.2374946 | Énergie |
| FTI | -0.1701345 | -0.0120875 | 0.0004557 | 0.0136705 | 0.1993709 | Énergie |
| HAL | -0.4244603 | -0.0125129 | 0.0005509 | 0.0141924 | 0.2435181 | Énergie |
| HES | -0.1915626 | -0.0118300 | 0.0007517 | 0.0133367 | 0.1669697 | Énergie |
| HP | -0.1922951 | -0.0133494 | 0.0009288 | 0.0154195 | 0.2650350 | Énergie |
| KMI | -0.1266876 | -0.0082567 | -0.0004420 | 0.0080279 | 0.1557037 | Énergie |
| MPC | -0.1334762 | -0.0106234 | 0.0018809 | 0.0134592 | 0.1166095 | Énergie |
| MRO | -0.1956448 | -0.0112472 | 0.0010662 | 0.0131935 | 0.2335678 | Énergie |
| NBL | -0.1669898 | -0.0112412 | 0.0005853 | 0.0130488 | 0.2383108 | Énergie |
| NFX | -0.1832483 | -0.0135318 | 0.0006179 | 0.0150957 | 0.1813046 | Énergie |
| NOV | -0.2139083 | -0.0139051 | 0.0006863 | 0.0153991 | 0.2442352 | Énergie |
| OKE | -0.1282257 | -0.0080241 | 0.0009088 | 0.0100277 | 0.3003882 | Énergie |
| OXY | -0.1849314 | -0.0092996 | 0.0005827 | 0.0111548 | 0.1810836 | Énergie |
| PSX | -0.0789608 | -0.0082037 | 0.0011733 | 0.0096583 | 0.0882353 | Énergie |
| PXD | -0.2220060 | -0.0133054 | 0.0005716 | 0.0147615 | 0.1897352 | Énergie |
| RRC | -0.1770048 | -0.0150652 | 0.0000000 | 0.0165756 | 0.1991812 | Énergie |
| SLB | -0.1840407 | -0.0108552 | 0.0001552 | 0.0119765 | 0.1491444 | Énergie |
| VLO | -0.2000001 | -0.0121204 | 0.0013923 | 0.0146817 | 0.1797816 | Énergie |
| WMB | -0.6104654 | -0.0114719 | 0.0008192 | 0.0129098 | 1.0101001 | Énergie |
| XEC | -0.1635629 | -0.0118400 | 0.0008164 | 0.0141244 | 0.2247394 | Énergie |
| XOM | -0.1395254 | -0.0070017 | 0.0004277 | 0.0079308 | 0.1719050 | Énergie |
| AFL | -0.3686241 | -0.0076337 | 0.0004968 | 0.0081152 | 0.3027856 | Financier |
| AIG | -0.6079077 | -0.0091784 | 0.0000000 | 0.0088355 | 0.6600001 | Financier |
| AIZ | -0.2493336 | -0.0073826 | 0.0008016 | 0.0090569 | 0.2179992 | Financier |
| AJG | -0.2234848 | -0.0062086 | 0.0006318 | 0.0073181 | 0.1784783 | Financier |
| ALL | -0.2117863 | -0.0065501 | 0.0004111 | 0.0074521 | 0.2168676 | Financier |
| AMG | -0.1806260 | -0.0103911 | 0.0005651 | 0.0112196 | 0.2356760 | Financier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AMP | -0.0085518 | -0.0051059 | -0.0016600 | 0.0017859 | 0.0052318 | Financier |
| AON | -0.3033023 | -0.0064870 | 0.0006925 | 0.0078590 | 0.2208936 | Financier |
| AXP | -0.1759495 | -0.0079933 | 0.0003444 | 0.0092578 | 0.2064852 | Financier |
| BAC | -0.2896935 | -0.0089929 | 0.0004423 | 0.0098491 | 0.3526910 | Financier |
| BBT | -0.2336219 | -0.0079008 | 0.0003601 | 0.0084288 | 0.2361247 | Financier |
| BEN | -0.1527573 | -0.0092683 | 0.0007284 | 0.0107076 | 0.1611469 | Financier |
| BK | -0.2715777 | -0.0087869 | 0.0002813 | 0.0092656 | 0.2480651 | Financier |
| BLK | -0.1552416 | -0.0085680 | 0.0003637 | 0.0102831 | 0.1956092 | Financier |
| C | -0.3902440 | -0.0097166 | 0.0000000 | 0.0095695 | 0.5782492 | Financier |
| CB | -0.1975799 | -0.0076070 | 0.0005078 | 0.0085718 | 0.2075319 | Financier |
| CBOE | -0.1041140 | -0.0065963 | 0.0010440 | 0.0083148 | 0.0761425 | Financier |
| CFG | -0.0981012 | -0.0088718 | 0.0017916 | 0.0104271 | 0.0600366 | Financier |
| CINF | -0.2006759 | -0.0067013 | 0.0004375 | 0.0075308 | 0.1825229 | Financier |
| CMA | -0.2030288 | -0.0090910 | 0.0003420 | 0.0102039 | 0.2068965 | Financier |
| CME | -0.1979952 | -0.0084784 | 0.0008651 | 0.0106396 | 0.1825552 | Financier |
| COF | -0.3976284 | -0.0108018 | 0.0002331 | 0.0111245 | 0.2643008 | Financier |
| DFS | -0.1479591 | -0.0096772 | 0.0007539 | 0.0120288 | 0.2732025 | Financier |
| ETFC | -0.5867288 | -0.0152576 | 0.0000000 | 0.0154912 | 0.5000000 | Financier |
| FITB | -0.4362623 | -0.0096519 | 0.0004957 | 0.0099380 | 0.6036580 | Financier |
| GS | -0.1895960 | -0.0099178 | 0.0003834 | 0.0107290 | 0.2646786 | Financier |
| HBAN | -0.3058565 | -0.0093783 | 0.0000000 | 0.0101309 | 0.5007403 | Financier |
| HIG | -0.5156095 | -0.0093871 | 0.0005626 | 0.0103979 | 1.0235783 | Financier |
| HRB | -0.1562311 | -0.0087022 | 0.0005565 | 0.0099603 | 0.1869338 | Financier |
| ICE | -0.1771719 | -0.0098969 | 0.0005852 | 0.0116541 | 0.4079948 | Financier |
| IVZ | -0.1950462 | -0.0120504 | 0.0000000 | 0.0124396 | 0.2805102 | Financier |
| JPM | -0.2072743 | -0.0086568 | 0.0002616 | 0.0095957 | 0.2509670 | Financier |
| KEY | -0.3333331 | -0.0094192 | 0.0003323 | 0.0102906 | 0.5425258 | Financier |
| L | -0.1807729 | -0.0067458 | 0.0004064 | 0.0077636 | 0.2363984 | Financier |
| LNC | -0.3988487 | -0.0098919 | 0.0005014 | 0.0111309 | 0.4367009 | Financier |
| LUK | -0.2073171 | -0.0085814 | 0.0005001 | 0.0098514 | 0.2064677 | Financier |
| MCO | -0.1592256 | -0.0081694 | 0.0007266 | 0.0100232 | 0.1590790 | Financier |
| MET | -0.2676971 | -0.0090569 | 0.0002876 | 0.0103514 | 0.2799999 | Financier |
| MMC | -0.2445265 | -0.0071432 | 0.0002695 | 0.0076078 | 0.1443076 | Financier |
| MS | -0.2589284 | -0.0117086 | 0.0002257 | 0.0122382 | 0.8698337 | Financier |
| MTB | -0.1560976 | -0.0074007 | 0.0006432 | 0.0082729 | 0.2105785 | Financier |
| NAVI | -0.1425171 | -0.0099574 | 0.0000000 | 0.0105422 | 0.1716199 | Financier |
| NDAQ | -0.1499998 | -0.0096563 | 0.0000000 | 0.0108711 | 0.2610331 | Financier |
| NTRS | -0.1881102 | -0.0083787 | 0.0004328 | 0.0091721 | 0.3091285 | Financier |
| PBCT | -0.1563221 | -0.0072825 | 0.0007002 | 0.0083989 | 0.1788125 | Financier |
| PFG | -0.2959483 | -0.0083339 | 0.0007227 | 0.0106136 | 0.4076244 | Financier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| PGR | -0.1301775 | -0.0072703 | 0.0004063 | 0.0083493 | 0.2397371 | Financier |
| PNC | -0.4139584 | -0.0080739 | 0.0002331 | 0.0088747 | 0.3709091 | Financier |
| PRU | -0.2471907 | -0.0087378 | 0.0004627 | 0.0108295 | 0.3825079 | Financier |
| RE | -0.1237198 | -0.0071570 | 0.0001021 | 0.0077114 | 0.2190943 | Financier |
| RF | -0.4107145 | -0.0095128 | 0.0005593 | 0.0109154 | 0.4840991 | Financier |
| RJF | -0.2298591 | -0.0103960 | 0.0004389 | 0.0115178 | 0.2463340 | Financier |
| SCHW | -0.1516641 | -0.0124143 | 0.0000000 | 0.0128341 | 0.2613907 | Financier |
| SPGI | -0.1378127 | -0.0074862 | 0.0007132 | 0.0088144 | 0.2384231 | Financier |
| STI | -0.2717038 | -0.0089869 | 0.0003668 | 0.0099430 | 0.3056328 | Financier |
| STT | -0.5903714 | -0.0091634 | 0.0003146 | 0.0102444 | 0.3134557 | Financier |
| SYF | -0.1588503 | -0.0079704 | 0.0007121 | 0.0091371 | 0.0660929 | Financier |
| TMK | -0.1412515 | -0.0059196 | 0.0008147 | 0.0074904 | 0.1719562 | Financier |
| TROW | -0.1793860 | -0.0092937 | 0.0004274 | 0.0101333 | 0.1816721 | Financier |
| TRV | -0.1818181 | -0.0072217 | 0.0004246 | 0.0077612 | 0.2555560 | Financier |
| UNM | -0.3655830 | -0.0087242 | 0.0005768 | 0.0105129 | 0.2215190 | Financier |
| USB | -0.1816529 | -0.0074057 | 0.0005961 | 0.0080268 | 0.2284125 | Financier |
| WFC | -0.2382228 | -0.0077222 | 0.0001655 | 0.0080408 | 0.3276447 | Financier |
| WLTW | -0.1901542 | -0.0066292 | 0.0000000 | 0.0072626 | 0.1582480 | Financier |
| XL | -0.5380186 | -0.0081168 | 0.0002986 | 0.0088032 | 0.6137931 | Financier |
| ZION | -0.2319970 | -0.0100141 | 0.0003425 | 0.0104656 | 0.2755679 | Financier |
| A | -0.2487746 | -0.0100413 | 0.0005322 | 0.0111165 | 0.2205877 | Santé |
| ABBV | -0.1276123 | -0.0070527 | 0.0014012 | 0.0092812 | 0.1376731 | Santé |
| ABC | -0.1303145 | -0.0071748 | 0.0007498 | 0.0091220 | 0.1022070 | Santé |
| ABT | -0.1613750 | -0.0064652 | 0.0003601 | 0.0079499 | 0.1246637 | Santé |
| AET | -0.2031012 | -0.0090694 | 0.0005418 | 0.0113587 | 0.1775297 | Santé |
| AGN | -0.3946977 | -0.0089505 | 0.0000000 | 0.0096219 | 0.1221797 | Santé |
| ALGN | -0.3829787 | -0.0145637 | 0.0000330 | 0.0151345 | 0.4820513 | Santé |
| ALXN | -0.2716509 | -0.0136139 | 0.0000905 | 0.0147192 | 0.3651939 | Santé |
| AMGN | -0.0958461 | -0.0087472 | -0.0001280 | 0.0093772 | 0.1510209 | Santé |
| ANTM | -0.2830706 | -0.0084122 | 0.0007442 | 0.0103956 | 0.1841357 | Santé |
| BAX | -0.2628427 | -0.0067318 | 0.0007035 | 0.0083753 | 0.0868890 | Santé |
| BDX | -0.0060204 | -0.0008115 | 0.0043975 | 0.0096065 | 0.0148154 | Santé |
| BIIB | -0.4255350 | -0.0113148 | 0.0003940 | 0.0123047 | 0.2026661 | Santé |
| BMY | -0.1598513 | -0.0077046 | 0.0003723 | 0.0082881 | 0.1055631 | Santé |
| BSX | -0.1633588 | -0.0105936 | 0.0000000 | 0.0111023 | 0.2612859 | Santé |
| CAH | -0.2453967 | -0.0073498 | 0.0004785 | 0.0086544 | 0.2039151 | Santé |
| CELG | -0.1636835 | -0.0112368 | 0.0007367 | 0.0136018 | 0.2090911 | Santé |
| CERN | -0.4506077 | -0.0099533 | 0.0007293 | 0.0110801 | 0.2693807 | Santé |
| CI | -0.4182390 | -0.0085257 | 0.0007736 | 0.0104158 | 0.2353998 | Santé |
| CNC | -0.3536122 | -0.0113219 | 0.0007792 | 0.0141052 | 0.2657534 | Santé |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| COO | -0.2112474 | -0.0085056 | 0.0005008 | 0.0103246 | 0.1882913 | Santé |
| DGX | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | Santé |
| DHR | -0.1116165 | -0.0069176 | 0.0004026 | 0.0083069 | 0.5165825 | Santé |
| DVA | -0.1733333 | -0.0070563 | 0.0004977 | 0.0081742 | 0.1357295 | Santé |
| ESRX | -0.1611494 | -0.0088361 | 0.0007425 | 0.0106880 | 0.3948202 | Santé |
| EVHC | -0.3420187 | -0.0106827 | 0.0002603 | 0.0107812 | 0.1089791 | Santé |
| EW | -0.2199010 | -0.0074221 | 0.0008074 | 0.0092805 | 0.1793215 | Santé |
| GILD | -0.1481781 | -0.0101803 | 0.0007185 | 0.0120700 | 0.1382438 | Santé |
| HCA | -0.1918521 | -0.0091288 | 0.0005538 | 0.0107152 | 0.1198281 | Santé |
| HOLX | -0.2019231 | -0.0108255 | 0.0006087 | 0.0119048 | 0.2130841 | Santé |
| HSIC | -0.1190476 | -0.0073664 | 0.0006337 | 0.0087234 | 0.1061350 | Santé |
| HUM | -0.2443381 | -0.0098838 | 0.0005578 | 0.0114278 | 0.2031276 | Santé |
| IDXX | -0.1707438 | -0.0075479 | 0.0009614 | 0.0096392 | 0.1723336 | Santé |
| ILMN | -0.3193088 | -0.0130829 | 0.0004866 | 0.0152261 | 0.4632529 | Santé |
| INCY | -0.4102210 | -0.0186574 | 0.0000000 | 0.0203999 | 0.3348149 | Santé |
| IQV | -0.0608461 | -0.0066570 | 0.0006783 | 0.0085110 | 0.0558253 | Santé |
| ISRG | -0.2057803 | -0.0110245 | 0.0002764 | 0.0125472 | 0.3232275 | Santé |
| JNJ | -0.1584551 | -0.0048421 | 0.0001767 | 0.0057797 | 0.1222915 | Santé |
| LH | -0.3465943 | -0.0063548 | 0.0004826 | 0.0079199 | 0.1502276 | Santé |
| LLY | -0.1234828 | -0.0071779 | 0.0004253 | 0.0076770 | 0.1434950 | Santé |
| MCK | -0.2267290 | -0.0080677 | 0.0006219 | 0.0091020 | 0.1603483 | Santé |
| MDT | -0.1323444 | -0.0071358 | 0.0002711 | 0.0080061 | 0.1030001 | Santé |
| MRK | -0.2678056 | -0.0073957 | 0.0002121 | 0.0082184 | 0.1303294 | Santé |
| MTD | -0.1599253 | -0.0075026 | 0.0007075 | 0.0089443 | 0.2268376 | Santé |
| MYL | -0.1804512 | -0.0101212 | 0.0005082 | 0.0107750 | 0.2049861 | Santé |
| PDCO | -0.2365421 | -0.0074338 | 0.0004939 | 0.0086973 | 0.1332746 | Santé |
| PFE | -0.1114564 | -0.0070610 | 0.0000000 | 0.0075735 | 0.1017173 | Santé |
| PKI | -0.3152174 | -0.0093498 | 0.0003834 | 0.0103730 | 0.2022901 | Santé |
| PRGO | -0.2114126 | -0.0094713 | 0.0009067 | 0.0112924 | 0.1838988 | Santé |
| REGN | -0.5655690 | -0.0174568 | -0.0002597 | 0.0176548 | 0.4150142 | Santé |
| RMD | -0.1512926 | -0.0083499 | 0.0004861 | 0.0091336 | 0.2070485 | Santé |
| SYK | -0.1598541 | -0.0069116 | 0.0004647 | 0.0083669 | 0.1449534 | Santé |
| TMO | -0.0029375 | -0.0006785 | 0.0015805 | 0.0038395 | 0.0060984 | Santé |
| UHS | -0.1678100 | -0.0087775 | 0.0003426 | 0.0103164 | 0.1303290 | Santé |
| UNH | -0.1863617 | -0.0080685 | 0.0007458 | 0.0098136 | 0.3475504 | Santé |
| VAR | -0.1233244 | -0.0078512 | 0.0006154 | 0.0093278 | 0.1841801 | Santé |
| VRTX | -0.3675889 | -0.0159415 | -0.0003021 | 0.0169492 | 0.6190656 | Santé |
| WAT | -0.2964529 | -0.0084127 | 0.0006250 | 0.0093988 | 0.1625995 | Santé |
| XRAY | -0.0915252 | -0.0072939 | 0.0004535 | 0.0082661 | 0.1072447 | Santé |
| ZBH | -0.1509391 | -0.0076342 | 0.0005404 | 0.0090162 | 0.1314629 | Santé |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ZTS | -0.1220658 | -0.0063250 | 0.0006377 | 0.0077762 | 0.1140617 | Santé |
| IDU | -0.0870324 | -0.0051109 | 0.0010062 | 0.0063110 | 0.0971181 | Index |
| IYC | -0.0875125 | -0.0052486 | 0.0006685 | 0.0065498 | 0.1090718 | Index |
| IYE | -0.1893059 | -0.0078751 | 0.0007223 | 0.0093955 | 0.2437521 | Index |
| IYF | -0.1569587 | -0.0059857 | 0.0004556 | 0.0067938 | 0.1566346 | Index |
| IYH | -0.0681165 | -0.0048134 | 0.0006507 | 0.0060802 | 0.1035245 | Index |
| IYJ | -0.0943709 | -0.0056499 | 0.0007442 | 0.0066416 | 0.0891139 | Index |
| IYK | -0.0693769 | -0.0042490 | 0.0006563 | 0.0051835 | 0.0893842 | Index |
| IYM | -0.1347164 | -0.0071390 | 0.0008042 | 0.0085437 | 0.1294346 | Index |
| IYR | -0.2061113 | -0.0056327 | 0.0008918 | 0.0069500 | 0.1632533 | Index |
| IYW | -0.0837516 | -0.0065996 | 0.0010034 | 0.0076133 | 0.1779189 | Index |
| IYZ | -0.1019816 | -0.0066468 | 0.0003736 | 0.0072047 | 0.1410513 | Index |
| SPY | -0.0984478 | -0.0044921 | 0.0006590 | 0.0056975 | 0.1451979 | Index |
| AAL | -0.3035952 | -0.0176938 | 0.0002701 | 0.0188678 | 0.5873602 | Industriel |
| ALK | -0.2856673 | -0.0132521 | 0.0005787 | 0.0148389 | 0.3128493 | Industriel |
| ALLE | -0.0669442 | -0.0065371 | 0.0009159 | 0.0080248 | 0.0610948 | Industriel |
| AME | -0.1232912 | -0.0076063 | 0.0009252 | 0.0094148 | 0.1566158 | Industriel |
| AOS | -0.1490491 | -0.0094019 | 0.0008865 | 0.0112661 | 0.1472479 | Industriel |
| ARNC | -0.1605392 | -0.0125433 | 0.0000000 | 0.0126871 | 0.2321166 | Industriel |
| AYI | -0.1691396 | -0.0108681 | 0.0007743 | 0.0124490 | 0.1750420 | Industriel |
| BA | -0.1762537 | -0.0087324 | 0.0008242 | 0.0103474 | 0.1546270 | Industriel |
| CAT | -0.1451752 | -0.0090565 | 0.0005771 | 0.0106959 | 0.1472288 | Industriel |
| CHRW | -0.1564256 | -0.0081511 | 0.0006825 | 0.0096063 | 0.2157219 | Industriel |
| CMI | -0.1745582 | -0.0104844 | 0.0006251 | 0.0125899 | 0.2206937 | Industriel |
| COL | -0.1863520 | -0.0071436 | 0.0004766 | 0.0086243 | 0.1250392 | Industriel |
| CSX | -0.1617093 | -0.0097463 | 0.0009513 | 0.0115315 | 0.2340019 | Industriel |
| CTAS | -0.1575299 | -0.0075586 | 0.0007020 | 0.0083258 | 0.1075759 | Industriel |
| DAL | -0.2113259 | -0.0142221 | 0.0009361 | 0.0155815 | 0.2655246 | Industriel |
| DE | -0.1421165 | -0.0090890 | 0.0004834 | 0.0099693 | 0.1569237 | Industriel |
| DOV | -0.1068215 | -0.0087803 | 0.0003367 | 0.0097304 | 0.1571728 | Industriel |
| EFX | -0.1463436 | -0.0072984 | 0.0007075 | 0.0085795 | 0.1209131 | Industriel |
| EMR | -0.1501813 | -0.0081134 | 0.0004480 | 0.0088011 | 0.1539844 | Industriel |
| ETN | -0.1176349 | -0.0088710 | 0.0005742 | 0.0100028 | 0.1040001 | Industriel |
| EXPD | -0.1214850 | -0.0092253 | 0.0003960 | 0.0099443 | 0.1827711 | Industriel |
| FAST | -0.1204882 | -0.0092310 | 0.0005559 | 0.0106426 | 0.1361786 | Industriel |
| FBHS | -0.0974967 | -0.0080913 | 0.0011045 | 0.0105580 | 0.0915696 | Industriel |
| FDX | -0.1448341 | -0.0087025 | 0.0002301 | 0.0095755 | 0.1183198 | Industriel |
| FLR | -0.1838813 | -0.0113088 | 0.0002792 | 0.0122725 | 0.2064096 | Industriel |
| FLS | -0.3829790 | -0.0102476 | 0.0006232 | 0.0124351 | 0.2056104 | Industriel |
| FTV | -0.0489714 | -0.0046975 | 0.0006220 | 0.0073202 | 0.0572750 | Industriel |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| GD | -0.1237668 | -0.0071142 | 0.0005036 | 0.0084357 | 0.1172755 | Industriel |
| GE | -0.1278910 | -0.0078349 | 0.0000000 | 0.0079128 | 0.1970313 | Industriel |
| GWW | -0.1369864 | -0.0078820 | 0.0004523 | 0.0087743 | 0.1853127 | Industriel |
| HII | -0.0882790 | -0.0069403 | 0.0011353 | 0.0088354 | 0.1141471 | Industriel |
| HON | -0.1736693 | -0.0079203 | 0.0005300 | 0.0086097 | 0.1225808 | Industriel |
| INFO | -0.0863533 | -0.0054098 | 0.0004985 | 0.0064125 | 0.1363173 | Industriel |
| IR | -0.1331684 | -0.0093490 | 0.0007873 | 0.0109999 | 0.1566048 | Industriel |
| ITW | -0.0963240 | -0.0072212 | 0.0006947 | 0.0082043 | 0.1304608 | Industriel |
| JBHT | -0.2461541 | -0.0100384 | 0.0004778 | 0.0119140 | 0.1660440 | Industriel |
| JCI | -0.5344615 | -0.0086293 | 0.0003797 | 0.0096627 | 0.4581822 | Industriel |
| JEC | -0.1506456 | -0.0102667 | 0.0005507 | 0.0116318 | 0.2160424 | Industriel |
| KSU | -0.1779411 | -0.0112213 | 0.0005686 | 0.0127577 | 0.1995248 | Industriel |
| LLL | -0.1227014 | -0.0074891 | 0.0004723 | 0.0089069 | 0.3809520 | Industriel |
| LMT | -0.1090813 | -0.0064731 | 0.0006201 | 0.0079462 | 0.1469201 | Industriel |
| LUV | -0.2406542 | -0.0109598 | 0.0000000 | 0.0118838 | 0.1706448 | Industriel |
| MAS | -0.1596050 | -0.0103382 | 0.0006086 | 0.0118295 | 0.1825616 | Industriel |
| MMM | -0.0895688 | -0.0057860 | 0.0005681 | 0.0072758 | 0.0987838 | Industriel |
| NLSN | -0.1689423 | -0.0071141 | 0.0000000 | 0.0082920 | 0.0998799 | Industriel |
| NOC | -0.0260600 | -0.0185378 | -0.0110157 | -0.0034935 | 0.0040286 | Industriel |
| NSC | -0.1291511 | -0.0092232 | 0.0007337 | 0.0111149 | 0.1541330 | Industriel |
| PCAR | -0.1230962 | -0.0100060 | 0.0002904 | 0.0115208 | 0.1884252 | Industriel |
| PH | -0.1168015 | -0.0088198 | 0.0004677 | 0.0102748 | 0.1366348 | Industriel |
| PNR | -0.1505793 | -0.0087973 | 0.0006458 | 0.0107335 | 0.1505216 | Industriel |
| PWR | -0.6805252 | -0.0121795 | 0.0007123 | 0.0131475 | 0.2825279 | Industriel |
| RHI | -0.1226458 | -0.0101856 | 0.0003440 | 0.0115829 | 0.1767906 | Industriel |
| ROK | -0.1486343 | -0.0094897 | 0.0006731 | 0.0110090 | 0.1649165 | Industriel |
| ROP | -0.1172691 | -0.0076607 | 0.0007736 | 0.0093812 | 0.2553301 | Industriel |
| RSG | 0.0023106 | 0.0025013 | 0.0026921 | 0.0028828 | 0.0030736 | Industriel |
| RTN | -0.0924195 | -0.0070091 | 0.0007671 | 0.0083916 | 0.2676058 | Industriel |
| SRCL | -0.2150485 | -0.0077072 | 0.0004211 | 0.0088070 | 0.1382438 | Industriel |
| TDG | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | Industriel |
| TXT | -0.3165414 | -0.0102148 | 0.0002138 | 0.0112606 | 0.4884741 | Industriel |
| UAL | -0.3677088 | -0.0161752 | 0.0000000 | 0.0182862 | 0.6853707 | Industriel |
| UNP | -0.1400889 | -0.0079283 | 0.0004823 | 0.0098068 | 0.0905172 | Industriel |
| UPS | -0.1024999 | -0.0056069 | 0.0001339 | 0.0063587 | 0.0935543 | Industriel |
| URI | -0.3090267 | -0.0137104 | 0.0008119 | 0.0163363 | 0.3054830 | Industriel |
| UTX | -0.2613292 | -0.0068798 | 0.0005418 | 0.0081639 | 0.1364685 | Industriel |
| VRSK | -0.0954811 | -0.0051968 | 0.0005384 | 0.0064865 | 0.0953504 | Industriel |
| WM | -0.1280361 | -0.0058329 | 0.0006139 | 0.0069135 | 0.1797356 | Industriel |
| XYL | -0.1025997 | -0.0069207 | 0.0007715 | 0.0089333 | 0.1244382 | Industriel |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAPL | -0.1791953 | -0.0100068 | 0.0008908 | 0.0128221 | 0.1390496 | Technologies de l'information |
| ACN | -0.1345433 | -0.0078521 | 0.0006983 | 0.0093756 | 0.1636678 | Technologies de l'information |
| ADBE | -0.2975792 | -0.0104403 | 0.0006722 | 0.0117072 | 0.2397212 | Technologies de l'information |
| ADI | -0.1620688 | -0.0108742 | 0.0003028 | 0.0108600 | 0.1595746 | Technologies de l'information |
| ADP | -0.2357918 | -0.0063343 | 0.0003967 | 0.0076082 | 0.1182728 | Technologies de l'information |
| ADS | -0.3524390 | -0.0086750 | 0.0008242 | 0.0101149 | 0.2461881 | Technologies de l'information |
| ADSK | -0.1871750 | -0.0113484 | 0.0010324 | 0.0130252 | 0.1613404 | Technologies de l'information |
| AKAM | -0.2531200 | -0.0146275 | 0.0000000 | 0.0152359 | 0.4569536 | Technologies de l'information |
| AMAT | -0.1401813 | -0.0121811 | 0.0000000 | 0.0127922 | 0.2563294 | Technologies de l'information |
| AMD | -0.3240223 | -0.0184332 | 0.0000000 | 0.0192308 | 0.5229008 | Technologies de l'information |
| ANSS | -0.1554404 | -0.0094089 | 0.0008882 | 0.0109240 | 0.1735700 | Technologies de l'information |
| APH | -0.1367664 | -0.0087251 | 0.0002908 | 0.0094767 | 0.1624073 | Technologies de l'information |
| ATVI | -0.1919897 | -0.0110152 | 0.0008628 | 0.0127332 | 0.2326989 | Technologies de l'information |
| AVGO | -0.1146400 | -0.0104243 | 0.0013452 | 0.0125863 | 0.1470536 | Technologies de l'information |
| CA | -0.2086190 | -0.0083075 | 0.0003547 | 0.0092624 | 0.2190080 | Technologies de l'information |
| CDNS | -0.3304749 | -0.0100839 | 0.0004606 | 0.0106486 | 0.2307692 | Technologies de l'information |
| CRM | -0.2714819 | -0.0119990 | 0.0002787 | 0.0138756 | 0.1913082 | Technologies de l'information |
| CSCO | -0.1621067 | -0.0089822 | 0.0004714 | 0.0102823 | 0.2438839 | Technologies de l'information |
| CSRA | -0.0710228 | -0.0085137 | 0.0003128 | 0.0090293 | 0.3105126 | Technologies de l'information |
| CTSH | -0.2396527 | -0.0103688 | 0.0007527 | 0.0128968 | 0.2023502 | Technologies de l'information |
| CTXS | -0.2137635 | -0.0117802 | 0.0009013 | 0.0123207 | 0.2127312 | Technologies de l'information |
| DXC | -0.3955638 | -0.0091915 | 0.0004372 | 0.0099224 | 0.7011473 | Technologies de l'information |
| EA | -0.1785070 | -0.0118699 | 0.0003754 | 0.0123900 | 0.2103388 | Technologies de l'information |
| EBAY | -0.1913634 | -0.0112096 | 0.0003758 | 0.0120617 | 0.3038277 | Technologies de l'information |
| FB | -0.1169460 | -0.0091615 | 0.0009812 | 0.0118583 | 0.2961147 | Technologies de l'information |
| FFIV | -0.2176724 | -0.0139566 | 0.0006244 | 0.0150989 | 0.3970588 | Technologies de l'information |
| FIS | -0.3274646 | -0.0070122 | 0.0006062 | 0.0084116 | 0.2726542 | Technologies de l'information |
| FISV | -0.1336761 | -0.0074613 | 0.0008099 | 0.0088130 | 0.1651455 | Technologies de l'information |
| FLIR | -0.1678560 | -0.0102101 | 0.0003587 | 0.0111580 | 0.3301878 | Technologies de l'information |
| GLW | -0.3522267 | -0.0118995 | 0.0000000 | 0.0123886 | 0.2164496 | Technologies de l'information |
| GOOG | -0.1160913 | -0.0075448 | 0.0005807 | 0.0098371 | 0.1999154 | Technologies de l'information |
| GOOGL | -0.1160913 | -0.0076626 | 0.0006896 | 0.0097943 | 0.1999155 | Technologies de l'information |
| GPN | -0.1622833 | -0.0080682 | 0.0008925 | 0.0100539 | 0.1916706 | Technologies de l'information |
| HPE | -0.0771158 | -0.0089648 | 0.0013672 | 0.0108021 | 0.1352943 | Technologies de l'information |
| HPQ | -0.2002711 | -0.0096631 | 0.0004706 | 0.0107709 | 0.1728833 | Technologies de l'information |
| HRS | -0.1703704 | -0.0085159 | 0.0010775 | 0.0098279 | 0.1740733 | Technologies de l'information |
| IBM | -0.1011828 | -0.0068034 | 0.0002456 | 0.0074190 | 0.1202328 | Technologies de l'information |
| INTC | -0.1851850 | -0.0100031 | 0.0004610 | 0.0106356 | 0.2012287 | Technologies de l'information |
| INTU | -0.2943786 | -0.0082241 | 0.0007288 | 0.0095006 | 0.2237689 | Technologies de l'information |
| IPGP | -0.1579511 | -0.0126254 | 0.0008576 | 0.0137270 | 0.3703597 | Technologies de l'information |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| IT | -0.2560160 | -0.0090697 | 0.0007653 | 0.0108351 | 0.1761480 | Technologies de l'information |
| JNPR | -0.2088545 | -0.0140881 | 0.0003795 | 0.0135237 | 0.3052769 | Technologies de l'information |
| KLAC | -0.1158728 | -0.0113915 | 0.0005815 | 0.0121633 | 0.2509154 | Technologies de l'information |
| LRCX | -0.1461296 | -0.0130624 | 0.0007505 | 0.0150084 | 0.2000002 | Technologies de l'information |
| MA | -0.1178835 | -0.0081893 | 0.0012264 | 0.0102310 | 0.2084628 | Technologies de l'information |
| MCHP | -0.1309977 | -0.0106340 | 0.0007846 | 0.0119101 | 0.2378221 | Technologies de l'information |
| MSFT | -0.1171310 | -0.0078381 | 0.0001954 | 0.0085248 | 0.1860468 | Technologies de l'information |
| MSI | -0.2307695 | -0.0097918 | 0.0001674 | 0.0100365 | 0.1913583 | Technologies de l'information |
| MU | -0.2304217 | -0.0175139 | 0.0000000 | 0.0184510 | 0.2344322 | Technologies de l'information |
| NFLX | -0.4090647 | -0.0145607 | 0.0003296 | 0.0176397 | 0.4222351 | Technologies de l'information |
| NTAP | -0.1999305 | -0.0133933 | 0.0005035 | 0.0136497 | 0.2765957 | Technologies de l'information |
| NVDA | -0.3523352 | -0.0152809 | 0.0007988 | 0.0168375 | 0.3306349 | Technologies de l'information |
| ORCL | -0.2105263 | -0.0094225 | 0.0002494 | 0.0103113 | 0.2132702 | Technologies de l'information |
| PAYX | -0.1318214 | -0.0076605 | 0.0002906 | 0.0083062 | 0.1063474 | Technologies de l'information |
| PYPL | -0.0811064 | -0.0077044 | 0.0005188 | 0.0101922 | 0.1012722 | Technologies de l'information |
| QCOM | -0.1525060 | -0.0105383 | 0.0000000 | 0.0109521 | 0.1866939 | Technologies de l'information |
| QRVO | -0.1416915 | -0.0134292 | 0.0000000 | 0.0142428 | 0.2322537 | Technologies de l'information |
| RHT | -0.2398770 | -0.0124406 | 0.0000000 | 0.0134827 | 0.2986070 | Technologies de l'information |
| SNPS | -0.3115602 | -0.0079069 | 0.0007860 | 0.0090113 | 0.1593367 | Technologies de l'information |
| STX | -0.2447458 | -0.0131463 | 0.0011460 | 0.0150538 | 0.2786070 | Technologies de l'information |
| SWKS | -0.2223905 | -0.0171877 | 0.0002748 | 0.0180168 | 0.3537546 | Technologies de l'information |
| SYMC | -0.3655197 | -0.0097673 | 0.0006924 | 0.0115264 | 0.1793158 | Technologies de l'information |
| TEL | -0.1219779 | -0.0082582 | 0.0006336 | 0.0098740 | 0.1455357 | Technologies de l'information |
| TSS | -0.2104031 | -0.0076841 | 0.0005714 | 0.0091113 | 0.1316478 | Technologies de l'information |
| TXN | -0.1822425 | -0.0103996 | 0.0006262 | 0.0110161 | 0.1486487 | Technologies de l'information |
| V | -0.1364349 | -0.0077588 | 0.0010851 | 0.0097256 | 0.1499735 | Technologies de l'information |
| VRSN | -0.4577850 | -0.0103739 | 0.0004961 | 0.0111767 | 0.3040938 | Technologies de l'information |
| WDC | -0.2091839 | -0.0145100 | 0.0006728 | 0.0164340 | 0.2774727 | Technologies de l'information |
| WU | -0.2900167 | -0.0092856 | 0.0005002 | 0.0096316 | 0.2102526 | Technologies de l'information |
| XLNX | -0.1667397 | -0.0107757 | 0.0003728 | 0.0117560 | 0.1806360 | Technologies de l'information |
| XRX | -0.0071801 | -0.0058737 | -0.0045673 | -0.0032609 | -0.0019545 | Technologies de l'information |
| ALB | -0.1416628 | -0.0093086 | 0.0008755 | 0.0111613 | 0.1470457 | Matériaux |
| APD | -0.1231246 | -0.0073488 | 0.0005899 | 0.0088998 | 0.1465453 | Matériaux |
| AVY | -0.1467191 | -0.0076636 | 0.0005875 | 0.0086867 | 0.1213514 | Matériaux |
| BLL | -0.1027694 | -0.0074876 | 0.0005744 | 0.0088324 | 0.1199715 | Matériaux |
| CF | -0.3456677 | -0.0129586 | 0.0013042 | 0.0161041 | 0.1969060 | Matériaux |
| DWDP | -0.1902750 | -0.0096237 | 0.0003630 | 0.0105162 | 0.1843081 | Matériaux |
| ECL | -0.1080827 | -0.0066031 | 0.0005419 | 0.0078829 | 0.1265511 | Matériaux |
| EMN | -0.1345162 | -0.0089567 | 0.0004120 | 0.0100861 | 0.2086985 | Matériaux |
| FCX | -0.2033271 | -0.0151033 | 0.0011695 | 0.0174381 | 0.2866161 | Matériaux |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| FMC | -0.2454400 | -0.0089949 | 0.0005442 | 0.0106571 | 0.2254333 | Matériaux |
| IFF | -0.1286744 | -0.0066767 | 0.0004977 | 0.0079989 | 0.1611629 | Matériaux |
| IP | -0.1852017 | -0.0096777 | 0.0004372 | 0.0109447 | 0.2188367 | Matériaux |
| LYB | -0.1401388 | -0.0090366 | 0.0013502 | 0.0120155 | 0.1325303 | Matériaux |
| MLM | -0.1321434 | -0.0104223 | 0.0003842 | 0.0111009 | 0.1744151 | Matériaux |
| MON | -0.1617948 | -0.0085311 | 0.0004564 | 0.0100423 | 0.1904396 | Matériaux |
| MOS | -0.4126797 | -0.0131783 | 0.0000000 | 0.0144666 | 0.2145606 | Matériaux |
| NEM | -0.1409230 | -0.0135945 | 0.0000000 | 0.0141585 | 0.2517391 | Matériaux |
| NUE | -0.1982458 | -0.0112163 | 0.0007475 | 0.0135106 | 0.2777238 | Matériaux |
| PKG | -0.1561756 | -0.0088162 | 0.0006257 | 0.0100184 | 0.2011490 | Matériaux |
| PPG | -0.0016685 | 0.0037358 | 0.0091402 | 0.0145446 | 0.0199489 | Matériaux |
| PX | -0.1259952 | -0.0073066 | 0.0004315 | 0.0084532 | 0.1486216 | Matériaux |
| SEE | -0.4175271 | -0.0088226 | 0.0005427 | 0.0097858 | 0.5604567 | Matériaux |
| SHW | -0.2078784 | -0.0074634 | 0.0006676 | 0.0088906 | 0.1525699 | Matériaux |
| VMC | -0.1057007 | -0.0103304 | 0.0000000 | 0.0109260 | 0.1841778 | Matériaux |
| WRK | -0.1491785 | -0.0090137 | 0.0015525 | 0.0100784 | 0.1146919 | Matériaux |
| AIV | -0.2714288 | -0.0078834 | 0.0007382 | 0.0091564 | 0.2755554 | Immobilier |
| AMT | -0.3542436 | -0.0093134 | 0.0005872 | 0.0104999 | 0.3466664 | Immobilier |
| ARE | -0.2414185 | -0.0067546 | 0.0008645 | 0.0087482 | 0.1806323 | Immobilier |
| AVB | -0.1712546 | -0.0072943 | 0.0006981 | 0.0085536 | 0.1807532 | Immobilier |
| BXP | -0.1668540 | -0.0072239 | 0.0005932 | 0.0086847 | 0.2393166 | Immobilier |
| CCI | -0.3882977 | -0.0094447 | 0.0000000 | 0.0106071 | 0.3121955 | Immobilier |
| DLR | -0.1642052 | -0.0080362 | 0.0012496 | 0.0105615 | 0.2027031 | Immobilier |
| DRE | -0.3163932 | -0.0079130 | 0.0006697 | 0.0093877 | 0.3805667 | Immobilier |
| EQIX | -0.4242632 | -0.0130726 | 0.0000000 | 0.0125461 | 0.5496043 | Immobilier |
| EQR | -0.2162340 | -0.0077512 | 0.0005914 | 0.0086500 | 0.2355022 | Immobilier |
| ESS | -0.1970626 | -0.0070416 | 0.0008030 | 0.0084854 | 0.1487087 | Immobilier |
| EXR | -0.1502824 | -0.0087538 | 0.0008805 | 0.0102711 | 0.2448072 | Immobilier |
| FRT | -0.2242393 | -0.0066166 | 0.0007966 | 0.0083960 | 0.2165580 | Immobilier |
| GGP | -0.6423359 | -0.0082464 | 0.0008383 | 0.0100051 | 1.4390227 | Immobilier |
| HCP | -0.1665195 | -0.0076649 | 0.0009048 | 0.0093520 | 0.2278107 | Immobilier |
| HST | -0.2465990 | -0.0099467 | 0.0007222 | 0.0110878 | 0.2698407 | Immobilier |
| IRM | -0.1584300 | -0.0074417 | 0.0000000 | 0.0086652 | 0.2005376 | Immobilier |
| KIM | -0.2461628 | -0.0079965 | 0.0009022 | 0.0095295 | 0.3368796 | Immobilier |
| MAA | -0.2284633 | -0.0063924 | 0.0007398 | 0.0081688 | 0.2304763 | Immobilier |
| MAC | -0.2682023 | -0.0077334 | 0.0009466 | 0.0094956 | 0.3177443 | Immobilier |
| O | -0.1976230 | -0.0070046 | 0.0010853 | 0.0087059 | 0.2157794 | Immobilier |
| PLD | -0.3007915 | -0.0076351 | 0.0009251 | 0.0094917 | 0.2633958 | Immobilier |
| PSA | -0.1867220 | -0.0070055 | 0.0008732 | 0.0085827 | 0.2028370 | Immobilier |
| REG | -0.2215669 | -0.0069998 | 0.0007992 | 0.0088929 | 0.2208656 | Immobilier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| SBAC | -0.4875000 | -0.0113111 | 0.0006661 | 0.0121925 | 0.4553571 | Immobilier |
| SLG | -0.2774958 | -0.0077474 | 0.0009517 | 0.0098144 | 0.4084509 | Immobilier |
| SPG | -0.1999998 | -0.0071761 | 0.0011269 | 0.0093008 | 0.2535174 | Immobilier |
| UDR | 0.0017056 | 0.0051810 | 0.0086564 | 0.0121318 | 0.0156072 | Immobilier |
| VNO | -0.1942004 | -0.0073356 | 0.0008225 | 0.0091029 | 0.2218096 | Immobilier |
| VTR | -0.2357435 | -0.0076244 | 0.0011152 | 0.0096396 | 0.1927053 | Immobilier |
| WY | -0.6184778 | -0.0093072 | 0.0003401 | 0.0101758 | 0.1403859 | Immobilier |
| CTL | -0.2259535 | -0.0079856 | 0.0005369 | 0.0083051 | 0.1769600 | Télécommunication |
| T | -0.1019491 | -0.0069463 | 0.0004026 | 0.0073666 | 0.1628007 | Télécommunication |
| VZ | -0.1184612 | -0.0071051 | 0.0002690 | 0.0076543 | 0.1463239 | Télécommunication |
| AEE | 0.0001748 | 0.0030152 | 0.0058556 | 0.0086960 | 0.0115364 | Services publics |
| AEP | -0.2278484 | -0.0064242 | 0.0007857 | 0.0075280 | 0.1984175 | Services publics |
| AES | -0.4948454 | -0.0117779 | 0.0004558 | 0.0124858 | 0.4102557 | Services publics |
| AWK | -0.0678584 | -0.0059348 | 0.0010688 | 0.0076137 | 0.1276226 | Services publics |
| CMS | -0.2892274 | -0.0069826 | 0.0008802 | 0.0083107 | 0.1632656 | Services publics |
| CNP | -0.4220924 | -0.0077535 | 0.0007943 | 0.0088304 | 0.6296296 | Services publics |
| D | -0.1278683 | -0.0057235 | 0.0004683 | 0.0072454 | 0.1051380 | Services publics |
| DTE | -0.0885789 | -0.0058435 | 0.0007867 | 0.0072159 | 0.1297496 | Services publics |
| DUK | -0.1490478 | -0.0063260 | 0.0005429 | 0.0072408 | 0.1615790 | Services publics |
| ED | -0.0672438 | -0.0053557 | 0.0006556 | 0.0064776 | 0.0946991 | Services publics |
| EIX | -0.3473098 | -0.0074200 | 0.0007119 | 0.0089078 | 0.3533336 | Services publics |
| ES | -0.1269841 | -0.0060272 | 0.0005636 | 0.0072401 | 0.1075718 | Services publics |
| ETR | -0.0889261 | -0.0064884 | 0.0004456 | 0.0078476 | 0.1419780 | Services publics |
| EXC | -0.1179387 | -0.0075473 | 0.0005004 | 0.0086678 | 0.1720134 | Services publics |
| FE | -0.1021335 | -0.0069817 | 0.0004902 | 0.0082338 | 0.1768975 | Services publics |
| LNT | -0.2338099 | -0.0059699 | 0.0008242 | 0.0078938 | 0.1502673 | Services publics |
| NEE | -0.1174665 | -0.0059926 | 0.0007953 | 0.0071845 | 0.1394281 | Services publics |
| NI | -0.1229652 | -0.0065400 | 0.0008520 | 0.0083823 | 0.1011611 | Services publics |
| NRG | -0.1795806 | -0.0101433 | 0.0004715 | 0.0112857 | 0.2938650 | Services publics |
| PCG | -0.4244286 | -0.0067554 | 0.0008682 | 0.0079551 | 0.3081757 | Services publics |
| PEG | -0.1040601 | -0.0069555 | 0.0007354 | 0.0087224 | 0.1712682 | Services publics |
| PNW | -0.0984931 | -0.0060724 | 0.0005214 | 0.0073082 | 0.0991089 | Services publics |
| PPL | 0.0049122 | 0.0054300 | 0.0059478 | 0.0064655 | 0.0069833 | Services publics |
| SCG | -0.0951113 | -0.0059538 | 0.0004948 | 0.0070863 | 0.2258812 | Services publics |
| SO | -0.0847270 | -0.0052958 | 0.0004359 | 0.0063128 | 0.1106637 | Services publics |
| SRE | -0.1620553 | -0.0063521 | 0.0007445 | 0.0079920 | 0.1500404 | Services publics |
| WEC | -0.0741531 | -0.0054958 | 0.0009237 | 0.0071574 | 0.0896462 | Services publics |
| XEL | -0.3676712 | -0.0056723 | 0.0006361 | 0.0072352 | 0.2346628 | Services publics |

Table 45: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Toutes périodes

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | 0.0007307 | 0.0205661 | 0.4108556 | 15.003500 | 0.4374234 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | 0.0015572 | 0.0312879 | 1.4411352 | 19.140203 | 0.4679584 | Consommation discrétionnaire |
| APTV | 0.0011776 | 0.0168034 | -0.1891672 | 4.183676 | 0.6242619 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | 0.0008562 | 0.0169974 | 0.4447630 | 13.748256 | 0.4792471 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | 0.0008549 | 0.0271848 | -0.2347389 | 17.327691 | 0.4911841 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | 0.0009321 | 0.0229100 | 0.4444115 | 7.301918 | 0.6500371 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | 0.0006085 | 0.0253486 | 0.5497047 | 16.029823 | 0.6852031 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | 0.0005082 | 0.0211691 | -0.5869757 | 16.144207 | 0.6618123 | Consommation discrétionnaire |
| CHTR | 0.0011685 | 0.0169849 | 0.4468725 | 4.681303 | 0.4492003 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | 0.0004857 | 0.0198276 | 0.3145701 | 11.438244 | 0.6564774 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | 0.0010594 | 0.0255275 | 0.2604049 | 11.524454 | 0.4354873 | Consommation discrétionnaire |
| DG | 0.0183033 | NA | NaN | NaN | NA | Consommation discrétionnaire |
| DHI | 0.0009181 | 0.0298747 | 0.5900905 | 10.115085 | 0.5620787 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | 0.0005136 | 0.0182726 | 0.2473989 | 9.020454 | 0.7208501 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | 0.0005801 | 0.0214432 | 0.2350568 | 16.992176 | 0.5666952 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | 0.0006537 | 0.0211615 | 0.3182345 | 9.519202 | 0.5652235 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | 0.0005005 | 0.0246464 | 0.4301306 | 10.028470 | 0.5444012 | Consommation discrétionnaire |
| DLTR | 0.0008325 | 0.0222903 | -0.1953389 | 9.730223 | 0.4046502 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | 0.0007641 | 0.0209090 | 0.0343661 | 11.246086 | 0.5032121 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | 0.0007478 | 0.0273845 | -0.3500191 | 23.689144 | 0.5094935 | Consommation discrétionnaire |
| F | 0.0002840 | 0.0266674 | 0.6657133 | 16.769085 | 0.5477021 | Consommation discrétionnaire |
| FL | 0.0006417 | 0.0246276 | -0.1679109 | 15.772293 | 0.4733928 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | 0.0004486 | 0.0200508 | 0.4252024 | 9.758355 | 0.7346855 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | 0.0004958 | 0.0211787 | 0.5252003 | 9.886521 | 0.7208844 | Consommation discrétionnaire |
| GM | 0.0003171 | 0.0178012 | 0.0639121 | 3.280886 | 0.6297759 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | 0.0005021 | 0.0136350 | 0.1412021 | 4.588131 | 0.6782188 | Consommation discrétionnaire |
| GPS | 0.0158435 | 0.0124768 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | 0.0008573 | 0.0252147 | -0.1109635 | 9.195573 | 0.4386167 | Consommation discrétionnaire |
| GT | 0.0005202 | 0.0304428 | -0.0594847 | 5.306102 | 0.6183576 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | 0.0007369 | 0.0180291 | 0.4355905 | 5.561225 | 0.5102166 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | 0.0008194 | 0.0259756 | 0.3945247 | 15.895371 | 0.5165725 | Consommation discrétionnaire |
| HD | 0.0005680 | 0.0181927 | 0.3007617 | 6.601593 | 0.6673337 | Consommation discrétionnaire |
| HLT | 0.0006866 | 0.0144832 | -0.0418748 | 1.799337 | 0.5889209 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | 0.0003721 | 0.0237545 | 0.3752226 | 9.774699 | 0.6444483 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | 0.0002859 | 0.0262218 | 0.5441989 | 21.319937 | 0.5950365 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | 0.0008116 | 0.0249557 | 0.5073417 | 8.086887 | 0.5731018 | Consommation discrétionnaire |
| KMX | 0.0011750 | 0.0279124 | 0.6208994 | 6.397827 | 0.5053192 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| KORS | 0.0009548 | 0.0248821 | 1.4979974 | 26.998463 | 0.3156209 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | 0.0003023 | 0.0217734 | -0.1136675 | 6.382337 | 0.5255034 | Consommation discrétionnaire |
| LB | 0.0006340 | 0.0232290 | -0.0255001 | 7.102153 | 0.5853578 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | 0.0005063 | 0.0180578 | 0.2074409 | 8.169134 | 0.6603867 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | 0.0008052 | 0.0312040 | 0.5750265 | 10.051860 | 0.5763284 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | 0.0009932 | 0.0222416 | 0.3477841 | 8.471985 | 0.4818487 | Consommation discrétionnaire |
| LOW | 0.0007086 | 0.0197927 | 0.5813560 | 6.471540 | 0.6352401 | Consommation discrétionnaire |
| M | 0.0005555 | 0.0257141 | 0.1197877 | 6.393037 | 0.5952087 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | 0.0007083 | 0.0203092 | 0.0195083 | 7.849016 | 0.6983168 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | 0.0003367 | 0.0197947 | 0.3609627 | 12.142152 | 0.4622368 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | 0.0005562 | 0.0137435 | 0.0183787 | 6.784964 | 0.5097553 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | 0.0007866 | 0.0344155 | 1.2472842 | 23.399283 | 0.5100817 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | 0.0007309 | 0.0221923 | 0.8042200 | 11.474288 | 0.6067470 | Consommation discrétionnaire |
| NCLH | 0.0007858 | 0.0191731 | -0.0797115 | 4.104264 | 0.4383497 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | 0.0009325 | 0.0175404 | 0.1241434 | 9.779508 | 0.5804380 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | 0.0003578 | 0.0207053 | -0.7677569 | 24.119921 | 0.5703722 | Consommation discrétionnaire |
| NWS | 0.0001814 | 0.0148692 | 0.1890015 | 3.269690 | 0.5671769 | Consommation discrétionnaire |
| NWSA | 0.0001641 | 0.0153480 | 0.0355428 | 3.763054 | 0.5866224 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | 0.0003889 | 0.0173787 | -0.1292919 | 10.509542 | 0.6670715 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | 0.0008877 | 0.0193849 | 0.4536747 | 10.181979 | 0.4984550 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | 0.0007377 | 0.0298709 | 0.3893662 | 4.981660 | 0.5794703 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | 0.0009228 | 0.0245703 | 0.3807188 | 4.990658 | 0.5305501 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | 0.0008473 | 0.0293638 | -0.1323467 | 14.791653 | 0.6148579 | Consommation discrétionnaire |
| RL | 0.0006592 | 0.0229078 | 0.1074417 | 7.768886 | 0.5602998 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | 0.0011500 | 0.0193419 | 0.2687581 | 4.051976 | 0.5314448 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | 0.0008032 | 0.0201073 | 0.5224192 | 6.568285 | 0.6046558 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | 0.0006614 | 0.0269662 | 0.1592125 | 12.451782 | 0.3807484 | Consommation discrétionnaire |
| SNA | 0.0006408 | 0.0176239 | 0.4106099 | 8.067583 | 0.6895633 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | 0.0006300 | 0.0187901 | 0.1850571 | 6.239418 | 0.6938027 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | 0.0004357 | 0.0194284 | 0.2755232 | 6.443124 | 0.5901623 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | 0.0006223 | 0.0239301 | 0.3944530 | 8.752922 | 0.6370697 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | 0.0007998 | 0.0172037 | 0.3035027 | 4.368785 | 0.5749118 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | 0.0010284 | 0.0255818 | 0.0886992 | 7.414273 | 0.5739192 | Consommation discrétionnaire |
| TRIP | 0.0005649 | 0.0273521 | 0.5894427 | 17.453406 | 0.3583537 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | 0.0014044 | 0.0232821 | 0.9735204 | 8.784201 | 0.4504587 | Consommation discrétionnaire |
| TWX | 0.0003189 | 0.0212171 | -0.0211352 | 11.324998 | 0.6320307 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | 0.0010242 | 0.0311851 | 0.0679463 | 10.330475 | 0.4838462 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | 0.0012772 | 0.0309041 | 0.1874882 | 10.660508 | 0.4350751 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | 0.0010005 | 0.0176117 | 0.1169540 | 6.158651 | 0.5848494 | Consommation discrétionnaire |
| VIAB | 0.0001920 | 0.0217437 | -0.0104167 | 16.351301 | 0.6210626 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| WHR | 0.0006363 | 0.0231631 | 0.2702674 | 5.834114 | 0.6093432 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | 0.0009359 | 0.0294761 | 0.6356337 | 25.701422 | 0.6580622 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | 0.0012659 | 0.0307352 | 0.8051782 | 9.414829 | 0.5237712 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | 0.0008642 | 0.0173569 | -0.3889252 | 12.380172 | 0.5515541 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | 0.0005450 | 0.0195624 | -0.0817935 | 10.648856 | 0.5382354 | Consommation de base |
| CAG | 0.0004087 | 0.0131863 | -0.8031131 | 16.572983 | 0.4081470 | Consommation de base |
| CHD | 0.0008267 | 0.0137706 | -0.0579530 | 11.544759 | 0.4139998 | Consommation de base |
| CL | 0.0003942 | 0.0123178 | 0.0354640 | 8.004220 | 0.5156756 | Consommation de base |
| CLX | 0.0004620 | 0.0122332 | 0.1104088 | 6.428762 | 0.4484268 | Consommation de base |
| COST | 0.0005533 | 0.0159641 | -0.2278999 | 8.973055 | 0.5834189 | Consommation de base |
| COTY | 0.0002469 | 0.0201362 | 1.5575197 | 16.013059 | 0.2766274 | Consommation de base |
| CPB | 0.0002328 | 0.0126270 | -0.2041472 | 5.701497 | 0.4446473 | Consommation de base |
| CVS | 0.0004114 | 0.0174853 | -1.1914709 | 18.408996 | 0.4888038 | Consommation de base |
| DPS | 0.0008370 | 0.0161137 | 1.4152206 | 26.108229 | 0.4824341 | Consommation de base |
| EL | 0.0006759 | 0.0178088 | 0.8583814 | 12.282125 | 0.5059097 | Consommation de base |
| GIS | 0.0004012 | 0.0113328 | -0.6191529 | 9.112260 | 0.4372420 | Consommation de base |
| HRL | 0.0007847 | 0.0132486 | -0.2131023 | 5.881201 | 0.4180875 | Consommation de base |
| HSY | 0.0004386 | 0.0135409 | 1.7543393 | 39.156492 | 0.4244711 | Consommation de base |
| K | 0.0003749 | 0.0119160 | -0.0608125 | 5.545552 | 0.4717201 | Consommation de base |
| KHC | -0.0001303 | 0.0130233 | 0.7217392 | 7.626482 | 0.5606706 | Consommation de base |
| KMB | 0.0003019 | 0.0116033 | -0.4869107 | 8.033316 | 0.5156705 | Consommation de base |
| KO | 0.0003241 | 0.0118505 | 0.1692441 | 10.842914 | 0.5558692 | Consommation de base |
| KR | 0.0003702 | 0.0169107 | -0.8407808 | 9.882272 | 0.4286714 | Consommation de base |
| MDLZ | 0.0003436 | 0.0133987 | -0.2333142 | 6.661241 | 0.4937980 | Consommation de base |
| MKC | 0.0005681 | 0.0121873 | -0.2661783 | 6.865195 | 0.4878122 | Consommation de base |
| MNST | 0.0019667 | 0.0306126 | 0.7544110 | 11.968034 | 0.3038970 | Consommation de base |
| MO | 0.0006778 | 0.0140635 | -0.3477538 | 13.900327 | 0.4352957 | Consommation de base |
| PEP | 0.0003326 | 0.0115693 | 0.2586228 | 15.364699 | 0.5326070 | Consommation de base |
| PG | 0.0017327 | 0.0063517 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Consommation de base |
| PM | 0.0004683 | 0.0139042 | -0.3548436 | 14.538453 | 0.6008694 | Consommation de base |
| SJM | 0.0005608 | 0.0146351 | 1.3082208 | 21.304971 | 0.4365732 | Consommation de base |
| STZ | 0.0009956 | 0.0197385 | 1.6111706 | 40.038144 | 0.4315312 | Consommation de base |
| SYY | 0.0003813 | 0.0140222 | 0.3683459 | 8.078371 | 0.5476816 | Consommation de base |
| TAP | 0.0003729 | 0.0160211 | -0.1291345 | 12.800843 | 0.4215417 | Consommation de base |
| TSN | 0.0007013 | 0.0220612 | -0.3427517 | 11.297953 | 0.4489942 | Consommation de base |
| WBA | 0.0003078 | 0.0166266 | 0.0228127 | 8.674886 | 0.5258259 | Consommation de base |
| WMT | 0.0002767 | 0.0134402 | 0.2662908 | 7.449469 | 0.5535115 | Consommation de base |
| ANDV | 0.0013340 | 0.0340402 | 0.1485950 | 10.153241 | 0.4905515 | Énergie |
| APA | 0.0003784 | 0.0231510 | 0.0621547 | 5.585019 | 0.5652417 | Énergie |
| APC | 0.0004958 | 0.0245991 | -0.1657544 | 8.212065 | 0.5798091 | Énergie |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| BHGE | 0.0003556 | 0.0245226 | 0.0115863 | 7.964048 | 0.5799832 | Énergie |
| CHK | 0.0135141 | 0.0001291 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Énergie |
| COG | 0.0009729 | 0.0264628 | 0.2466906 | 5.924571 | 0.5381135 | Énergie |
| COP | 0.0006186 | 0.0187565 | -0.1070277 | 5.928037 | 0.6310799 | Énergie |
| CVX | 0.0005382 | 0.0158844 | 0.3523641 | 13.665323 | 0.7044047 | Énergie |
| CXO | 0.0013791 | 0.0302992 | 0.2939164 | 9.494398 | 0.6075196 | Énergie |
| DVN | 0.0003783 | 0.0241441 | 0.1408791 | 5.237045 | 0.5429886 | Énergie |
| EOG | 0.0008204 | 0.0234847 | 0.1578107 | 5.404566 | 0.5598315 | Énergie |
| EQT | 0.0005551 | 0.0200251 | 0.1953525 | 10.086406 | 0.5831013 | Énergie |
| FTI | 0.0008108 | 0.0247951 | 0.0285041 | 4.970350 | 0.5898652 | Énergie |
| HAL | 0.0006905 | 0.0269216 | -0.5631288 | 21.384106 | 0.5654299 | Énergie |
| HES | 0.0006000 | 0.0247321 | -0.3324576 | 7.048026 | 0.5831094 | Énergie |
| HP | 0.0007769 | 0.0266569 | -0.0274892 | 5.790616 | 0.5634753 | Énergie |
| KMI | -0.0000401 | 0.0179847 | 0.4609241 | 8.362297 | 0.4822950 | Énergie |
| MPC | 0.0012620 | 0.0219461 | -0.2117605 | 3.275393 | 0.5721357 | Énergie |
| MRO | 0.0007047 | 0.0245757 | 0.1469652 | 8.066209 | 0.5928727 | Énergie |
| NBL | 0.0005905 | 0.0234847 | 0.1471844 | 7.729143 | 0.5857148 | Énergie |
| NFX | 0.0004361 | 0.0274028 | -0.1875485 | 5.073655 | 0.5282871 | Énergie |
| NOV | 0.0006223 | 0.0284408 | -0.1433940 | 7.668114 | 0.5763274 | Énergie |
| OKE | 0.0008908 | 0.0197598 | 1.2946839 | 24.262099 | 0.5886484 | Énergie |
| OXY | 0.0007937 | 0.0204175 | 0.1022321 | 9.659778 | 0.6473527 | Énergie |
| PSX | 0.0010228 | 0.0163282 | 0.0157045 | 2.254588 | 0.5802187 | Énergie |
| PXD | 0.0008992 | 0.0264258 | -0.0801739 | 5.576139 | 0.5696353 | Énergie |
| RRC | 0.0007044 | 0.0292788 | 0.1626612 | 4.158477 | 0.4616167 | Énergie |
| SLB | 0.0004439 | 0.0219409 | -0.1597288 | 5.661442 | 0.6270396 | Énergie |
| VLO | 0.0010167 | 0.0249235 | -0.2636614 | 5.496195 | 0.5713836 | Énergie |
| WMB | 0.0008433 | 0.0384490 | 3.3358509 | 138.759916 | 0.4655327 | Énergie |
| XEC | 0.0007814 | 0.0243026 | 0.1101709 | 5.794246 | 0.5906928 | Énergie |
| XOM | 0.0003567 | 0.0149715 | 0.2864519 | 12.616128 | 0.7180892 | Énergie |
| AFL | 0.0006466 | 0.0232180 | -0.0653186 | 34.326890 | 0.6462621 | Financier |
| AIG | -0.0000002 | 0.0384938 | 1.6129321 | 74.522315 | 0.4894000 | Financier |
| AIZ | 0.0006562 | 0.0208494 | -0.0647268 | 22.857267 | 0.6409414 | Financier |
| AJG | 0.0004534 | 0.0156868 | -0.2395170 | 23.879653 | 0.4801881 | Financier |
| ALL | 0.0004765 | 0.0189202 | -0.0613302 | 27.196167 | 0.6499023 | Financier |
| AMG | 0.0006877 | 0.0250563 | 0.3944931 | 10.472593 | 0.7300478 | Financier |
| AMP | -0.0016600 | 0.0097465 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Financier |
| AON | 0.0005499 | 0.0171279 | -0.7883906 | 38.862945 | 0.5092063 | Financier |
| AXP | 0.0004868 | 0.0223270 | 0.4209912 | 12.074086 | 0.7469920 | Financier |
| BAC | 0.0006282 | 0.0297082 | 0.9239207 | 28.287452 | 0.6563659 | Financier |
| BBT | 0.0004470 | 0.0210615 | 0.6763634 | 20.381442 | 0.6770784 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| BEN | 0.0005472 | 0.0211586 | 0.1231328 | 7.418257 | 0.7982037 | Financier |
| BK | 0.0003474 | 0.0235599 | 0.5672554 | 19.428907 | 0.7272533 | Financier |
| BLK | 0.0008934 | 0.0213965 | 0.4533424 | 8.693073 | 0.6358788 | Financier |
| C | 0.0000714 | 0.0317109 | 1.5606207 | 50.204511 | 0.6623335 | Financier |
| CB | 0.0006258 | 0.0193563 | 0.2506167 | 15.669811 | 0.6123638 | Financier |
| CBOE | 0.0007718 | 0.0145864 | -0.2793230 | 4.536453 | 0.4082419 | Financier |
| CFG | 0.0008751 | 0.0168859 | -0.4343909 | 2.785089 | 0.5930991 | Financier |
| CINF | 0.0004436 | 0.0166131 | 0.0930093 | 19.226276 | 0.7346550 | Financier |
| CMA | 0.0005171 | 0.0241976 | 0.2308937 | 12.169224 | 0.6422025 | Financier |
| CME | 0.0012558 | 0.0228838 | 0.1736295 | 10.333191 | 0.5899191 | Financier |
| COF | 0.0005892 | 0.0298684 | -0.2610897 | 18.930257 | 0.6502293 | Financier |
| DFS | 0.0007734 | 0.0275711 | 0.6085293 | 11.120425 | 0.7079271 | Financier |
| ETFC | 0.0007641 | 0.0393937 | 0.5886561 | 29.313896 | 0.5707288 | Financier |
| FITB | 0.0005230 | 0.0334364 | 2.7046309 | 73.319845 | 0.5535964 | Financier |
| GS | 0.0004973 | 0.0226549 | 0.8747211 | 16.964567 | 0.7338863 | Financier |
| HBAN | 0.0006877 | 0.0343655 | 2.1432161 | 38.893631 | 0.5132574 | Financier |
| HIG | 0.0006689 | 0.0368419 | 5.2065764 | 170.508921 | 0.5190511 | Financier |
| HRB | 0.0005925 | 0.0208230 | -0.0425407 | 9.651894 | 0.4990462 | Financier |
| ICE | 0.0011799 | 0.0283869 | 1.0438555 | 21.453437 | 0.5947831 | Financier |
| IVZ | 0.0004305 | 0.0282383 | 0.5207620 | 9.509692 | 0.7329224 | Financier |
| JPM | 0.0006348 | 0.0248195 | 0.9041105 | 16.419565 | 0.7377719 | Financier |
| KEY | 0.0004705 | 0.0289358 | 1.3462646 | 48.447837 | 0.6171402 | Financier |
| L | 0.0004742 | 0.0176933 | 0.0403728 | 21.357469 | 0.7417315 | Financier |
| LNC | 0.0007501 | 0.0332982 | 0.8877827 | 40.489115 | 0.6467195 | Financier |
| LUK | 0.0004647 | 0.0218789 | 0.0075882 | 13.861008 | 0.6870554 | Financier |
| MCO | 0.0008570 | 0.0214634 | 0.0702461 | 7.959468 | 0.6257377 | Financier |
| MET | 0.0005286 | 0.0260894 | 0.5811272 | 23.388557 | 0.6792017 | Financier |
| MMC | 0.0003379 | 0.0166353 | -0.6368503 | 19.826715 | 0.6378179 | Financier |
| MS | 0.0005248 | 0.0322357 | 4.7863005 | 133.091454 | 0.7376218 | Financier |
| MTB | 0.0005259 | 0.0195093 | 0.5349264 | 12.881318 | 0.6426211 | Financier |
| NAVI | 0.0001612 | 0.0210491 | 0.0173731 | 8.103270 | 0.4538387 | Financier |
| NDAQ | 0.0008093 | 0.0261074 | 0.6696598 | 9.896508 | 0.5274342 | Financier |
| NTRS | 0.0003644 | 0.0210556 | 0.6828367 | 18.711488 | 0.7449349 | Financier |
| PBCT | 0.0007890 | 0.0164755 | 0.4270611 | 10.850820 | 0.5938413 | Financier |
| PFG | 0.0007661 | 0.0292251 | 0.8973344 | 30.281449 | 0.7058802 | Financier |
| PGR | 0.0006955 | 0.0167189 | 0.8154378 | 17.757340 | 0.6667752 | Financier |
| PNC | 0.0005561 | 0.0235059 | 0.5574590 | 49.033936 | 0.6381723 | Financier |
| PRU | 0.0008004 | 0.0283921 | 1.1768720 | 30.979423 | 0.6973551 | Financier |
| RE | 0.0004795 | 0.0166602 | 0.8732672 | 17.344196 | 0.5602615 | Financier |
| RF | 0.0005915 | 0.0320597 | 1.3281022 | 38.960400 | 0.5649715 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| RJF | 0.0007813 | 0.0251318 | 0.6533105 | 13.584811 | 0.7325462 | Financier |
| SCHW | 0.0005546 | 0.0262393 | 0.6346301 | 6.933985 | 0.7156495 | Financier |
| SPGI | 0.0007160 | 0.0189731 | 0.4204302 | 13.425261 | 0.6655743 | Financier |
| STI | 0.0004799 | 0.0270828 | 0.5405032 | 21.778996 | 0.6202350 | Financier |
| STT | 0.0005558 | 0.0267582 | -1.4560537 | 71.974928 | 0.6778692 | Financier |
| SYF | 0.0005693 | 0.0167958 | -1.3505211 | 12.854734 | 0.5101008 | Financier |
| TMK | 0.0006211 | 0.0180787 | 0.0898490 | 17.132886 | 0.7082058 | Financier |
| TROW | 0.0007629 | 0.0225558 | 0.2079668 | 8.341205 | 0.7930821 | Financier |
| TRV | 0.0004779 | 0.0177987 | 0.8273591 | 21.834812 | 0.6535773 | Financier |
| UNM | 0.0005600 | 0.0255770 | -0.9565940 | 30.269596 | 0.6417026 | Financier |
| USB | 0.0005228 | 0.0209701 | 0.4210777 | 18.716581 | 0.6608285 | Financier |
| WFC | 0.0005893 | 0.0244354 | 2.0636405 | 36.158301 | 0.6513031 | Financier |
| WLTW | 0.0004672 | 0.0165868 | -0.0078396 | 14.042667 | 0.4885747 | Financier |
| XL | 0.0005511 | 0.0332844 | 2.2839049 | 79.982186 | 0.5544813 | Financier |
| ZION | 0.0004398 | 0.0286690 | 0.8837296 | 18.773481 | 0.5701246 | Financier |
| A | 0.0004545 | 0.0239018 | 0.0827925 | 8.373429 | 0.6516937 | Santé |
| ABBV | 0.0010563 | 0.0171888 | -0.0917520 | 8.042379 | 0.5119721 | Santé |
| ABC | 0.0006497 | 0.0166462 | -0.3641078 | 6.082337 | 0.4414150 | Santé |
| ABT | 0.0005168 | 0.0141613 | -0.4152852 | 9.347920 | 0.5049140 | Santé |
| AET | 0.0009155 | 0.0214235 | -0.2387665 | 10.454220 | 0.5011800 | Santé |
| AGN | 0.0005019 | 0.0193957 | -1.8872627 | 44.463115 | 0.4167372 | Santé |
| ALGN | 0.0013987 | 0.0394680 | 1.1421701 | 21.520493 | 0.3429217 | Santé |
| ALXN | 0.0009262 | 0.0301465 | 0.5629513 | 13.145990 | 0.4336266 | Santé |
| AMGN | 0.0004408 | 0.0185682 | 0.5969726 | 7.020903 | 0.5315588 | Santé |
| ANTM | 0.0008009 | 0.0188847 | -0.8346248 | 17.220963 | 0.4918335 | Santé |
| BAX | 0.0004999 | 0.0157051 | -1.9827023 | 29.239116 | 0.4645846 | Santé |
| BDX | 0.0043975 | 0.0147332 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Santé |
| BIIB | 0.0006990 | 0.0259311 | -1.2152771 | 27.078198 | 0.4634847 | Santé |
| BMY | 0.0002308 | 0.0165243 | -0.6478768 | 8.847358 | 0.4985839 | Santé |
| BSX | 0.0005873 | 0.0223668 | 0.4703150 | 10.442625 | 0.4998444 | Santé |
| CAH | 0.0002818 | 0.0172438 | -0.9049678 | 20.056154 | 0.5165477 | Santé |
| CELG | 0.0010785 | 0.0268759 | 0.1845834 | 7.092036 | 0.4812816 | Santé |
| CERN | 0.0008356 | 0.0236011 | -0.7065289 | 41.662498 | 0.4439131 | Santé |
| CI | 0.0006534 | 0.0234381 | -1.2455272 | 35.948281 | 0.5087694 | Santé |
| CNC | 0.0012590 | 0.0271655 | -0.5730825 | 16.813457 | 0.3646282 | Santé |
| COO | 0.0007851 | 0.0208432 | -0.3696400 | 15.712754 | 0.4154325 | Santé |
| DGX | 0.0020761 | NA | NaN | NaN | NA | Santé |
| DHR | 0.0007266 | 0.0170973 | 6.3121305 | 192.459522 | 0.6344467 | Santé |
| DVA | 0.0007125 | 0.0171087 | -0.0123869 | 10.339170 | 0.4029561 | Santé |
| ESRX | 0.0014583 | 0.0243687 | 3.0685331 | 39.287880 | 0.4057103 | Santé |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| EVHC | -0.0002590 | 0.0249158 | -3.6504860 | 49.269481 | 0.2404586 | Santé |
| EW | 0.0009631 | 0.0190972 | -0.0602998 | 18.179790 | 0.4024399 | Santé |
| GILD | 0.0010844 | 0.0233604 | 0.0690442 | 5.615704 | 0.4814978 | Santé |
| HCA | 0.0009480 | 0.0197451 | -0.5133125 | 11.458461 | 0.4329920 | Santé |
| HOLX | 0.0011587 | 0.0271613 | 0.4167189 | 9.559557 | 0.4231716 | Santé |
| HSIC | 0.0006489 | 0.0164539 | -0.0696924 | 6.024803 | 0.5267154 | Santé |
| HUM | 0.0009776 | 0.0234009 | -0.4210870 | 11.635779 | 0.4049931 | Santé |
| IDXX | 0.0009985 | 0.0188114 | 0.2156669 | 10.265254 | 0.5197043 | Santé |
| ILMN | 0.0014879 | 0.0374231 | 0.8388259 | 16.669378 | 0.3584151 | Santé |
| INCY | 0.0010162 | 0.0392126 | -0.2599146 | 9.799299 | 0.4689703 | Santé |
| IQV | 0.0007551 | 0.0135245 | -0.1659559 | 1.660833 | 0.5012903 | Santé |
| ISRG | 0.0015038 | 0.0316697 | 1.2630210 | 14.718012 | 0.3890238 | Santé |
| JNJ | 0.0003790 | 0.0112549 | -0.2164124 | 16.233698 | 0.5758458 | Santé |
| LH | 0.0005063 | 0.0171332 | -2.6262835 | 56.602394 | 0.4236991 | Santé |
| LLY | 0.0002222 | 0.0150185 | -0.0069814 | 6.817199 | 0.5755610 | Santé |
| MCK | 0.0005355 | 0.0182309 | -0.2915650 | 14.771329 | 0.4952073 | Santé |
| MDT | 0.0002458 | 0.0150693 | -0.4794596 | 7.967309 | 0.5501591 | Santé |
| MRK | 0.0001974 | 0.0167959 | -1.0236048 | 22.828140 | 0.5323303 | Santé |
| MTD | 0.0007007 | 0.0175269 | 0.2241462 | 11.608326 | 0.5684438 | Santé |
| MYL | 0.0005468 | 0.0217858 | 0.0596908 | 10.304801 | 0.4858832 | Santé |
| PDCO | 0.0002862 | 0.0181259 | -1.7924832 | 22.680211 | 0.4973079 | Santé |
| PFE | 0.0001981 | 0.0149850 | -0.1164899 | 5.970376 | 0.6098106 | Santé |
| PKI | 0.0004192 | 0.0231038 | -0.6586619 | 21.621186 | 0.5309643 | Santé |
| PRGO | 0.0007611 | 0.0209616 | -0.1831569 | 9.624805 | 0.4190103 | Santé |
| REGN | 0.0011557 | 0.0356533 | 0.1109360 | 24.323432 | 0.4379929 | Santé |
| RMD | 0.0007331 | 0.0191365 | 0.7047185 | 13.047071 | 0.4808693 | Santé |
| SYK | 0.0005997 | 0.0154558 | -0.1946005 | 8.588719 | 0.5803087 | Santé |
| TMO | 0.0015805 | 0.0063894 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Santé |
| UHS | 0.0005626 | 0.0192569 | -0.3949560 | 6.679362 | 0.4055702 | Santé |
| UNH | 0.0008594 | 0.0195665 | 1.0850192 | 32.202480 | 0.5087966 | Santé |
| VAR | 0.0006673 | 0.0186559 | 0.5822322 | 11.312760 | 0.4958432 | Santé |
| VRTX | 0.0008053 | 0.0350885 | 2.4714834 | 45.969423 | 0.4073345 | Santé |
| WAT | 0.0004395 | 0.0215008 | -1.1395326 | 20.602548 | 0.5070951 | Santé |
| XRAY | 0.0004536 | 0.0153059 | -0.0238494 | 4.554404 | 0.5822688 | Santé |
| ZBH | 0.0004818 | 0.0171032 | -0.2180769 | 8.766263 | 0.5059380 | Santé |
| ZTS | 0.0008982 | 0.0142812 | 0.1679005 | 9.099712 | 0.5066520 | Santé |
| IDU | 0.0002923 | 0.0115018 | -0.1033569 | 8.822241 | 0.6578408 | Index |
| IYC | 0.0003892 | 0.0123085 | -0.0021973 | 5.960497 | 0.8921370 | Index |
| IYE | 0.0003990 | 0.0171516 | 0.0323044 | 18.296455 | 0.7303746 | Index |
| IYF | 0.0002957 | 0.0171145 | 0.2566334 | 13.912638 | 0.8657928 | Index |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| IYH | 0.0003186 | 0.0108289 | -0.1821936 | 5.764224 | 0.7989023 | Index |
| IYJ | 0.0003689 | 0.0133213 | -0.1764159 | 5.422821 | 0.9191996 | Index |
| IYK | 0.0003492 | 0.0094061 | -0.0962116 | 7.999260 | 0.8211720 | Index |
| IYM | 0.0004331 | 0.0166282 | -0.3499833 | 6.657775 | 0.8298330 | Index |
| IYR | 0.0004848 | 0.0175505 | 0.0218125 | 19.053735 | 0.7101121 | Index |
| IYW | 0.0003676 | 0.0163969 | 0.4788584 | 8.143861 | 0.8265665 | Index |
| IYZ | 0.0001296 | 0.0146317 | 0.0662175 | 7.414316 | 0.7884833 | Index |
| SPY | 0.0003148 | 0.0120115 | 0.1638588 | 12.586237 | 1.0000000 | Index |
| AAL | 0.0011910 | 0.0435504 | 1.0548815 | 15.944272 | 0.4711544 | Industriel |
| ALK | 0.0009228 | 0.0283552 | 0.3731049 | 12.109582 | 0.5177487 | Industriel |
| ALLE | 0.0005490 | 0.0133216 | -0.2621777 | 2.652777 | 0.6143093 | Industriel |
| AME | 0.0009072 | 0.0172476 | 0.1820646 | 6.236131 | 0.6931165 | Industriel |
| AOS | 0.0012870 | 0.0214047 | 0.2134886 | 5.651128 | 0.5651223 | Industriel |
| ARNC | 0.0001407 | 0.0262981 | 0.1590952 | 7.888063 | 0.6802399 | Industriel |
| AYI | 0.0009412 | 0.0247516 | 0.1854669 | 7.009677 | 0.5827692 | Industriel |
| BA | 0.0006504 | 0.0183134 | -0.1165950 | 6.174690 | 0.6511470 | Industriel |
| CAT | 0.0007551 | 0.0197952 | 0.0961342 | 4.917889 | 0.7110448 | Industriel |
| CHRW | 0.0006695 | 0.0186643 | 0.1326138 | 8.763235 | 0.5682662 | Industriel |
| CMI | 0.0011585 | 0.0251220 | 0.2403184 | 7.182376 | 0.6964706 | Industriel |
| COL | 0.0006139 | 0.0171726 | -0.2364115 | 7.656868 | 0.6288191 | Industriel |
| CSX | 0.0010157 | 0.0208371 | 0.3217810 | 7.238372 | 0.6358631 | Industriel |
| CTAS | 0.0004793 | 0.0171215 | -0.0282994 | 6.860382 | 0.6717018 | Industriel |
| DAL | 0.0009644 | 0.0347173 | 0.3907902 | 7.710983 | 0.4838386 | Industriel |
| DE | 0.0007352 | 0.0203608 | 0.0512968 | 6.109122 | 0.6528597 | Industriel |
| DOV | 0.0005037 | 0.0182400 | 0.1785575 | 4.460439 | 0.7381886 | Industriel |
| EFX | 0.0006176 | 0.0164582 | -0.2208009 | 7.571565 | 0.6738822 | Industriel |
| EMR | 0.0004370 | 0.0174990 | 0.1282727 | 7.543648 | 0.7476082 | Industriel |
| ETN | 0.0007134 | 0.0182577 | 0.0298716 | 3.791306 | 0.7230218 | Industriel |
| EXPD | 0.0006295 | 0.0204232 | 0.3122124 | 6.698883 | 0.6137612 | Industriel |
| FAST | 0.0007799 | 0.0202389 | 0.1260115 | 4.714046 | 0.6269670 | Industriel |
| FBHS | 0.0010883 | 0.0174001 | -0.0329008 | 3.057205 | 0.5660967 | Industriel |
| FDX | 0.0006134 | 0.0181491 | 0.0211190 | 5.269522 | 0.6564163 | Industriel |
| FLR | 0.0006747 | 0.0251419 | 0.2000206 | 6.992484 | 0.6397005 | Industriel |
| FLS | 0.0008627 | 0.0265706 | -1.1513132 | 25.787427 | 0.6381188 | Industriel |
| FTV | 0.0009551 | 0.0113842 | 0.3051926 | 4.038319 | 0.6152914 | Industriel |
| GD | 0.0006149 | 0.0153295 | -0.1053609 | 4.912408 | 0.5872110 | Industriel |
| GE | 0.0000513 | 0.0188195 | 0.3853821 | 10.455092 | 0.7248262 | Industriel |
| GWW | 0.0006764 | 0.0166643 | 0.3290402 | 8.615647 | 0.6221562 | Industriel |
| HII | 0.0012219 | 0.0155789 | 0.1627586 | 5.079450 | 0.5068153 | Industriel |
| HON | 0.0005390 | 0.0183220 | -0.3017921 | 7.970691 | 0.7354939 | Industriel |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| INFO | 0.0007113 | 0.0131341 | 1.4298157 | 18.260335 | 0.4400417 | Industriel |
| IR | 0.0006967 | 0.0209291 | 0.1330572 | 5.975686 | 0.7176165 | Industriel |
| ITW | 0.0005822 | 0.0158184 | 0.1786693 | 5.795851 | 0.7661839 | Industriel |
| JBHT | 0.0010698 | 0.0222894 | 0.1467036 | 8.171285 | 0.5640413 | Industriel |
| JCI | 0.0003002 | 0.0255916 | -1.2632522 | 90.137926 | 0.4864426 | Industriel |
| JEC | 0.0006540 | 0.0235744 | 0.0681356 | 8.268572 | 0.6746653 | Industriel |
| KSU | 0.0008700 | 0.0243889 | 0.1423457 | 5.796338 | 0.6104552 | Industriel |
| LLL | 0.0006018 | 0.0172709 | 2.3584811 | 56.892905 | 0.5051769 | Industriel |
| LMT | 0.0007320 | 0.0147664 | 0.0949947 | 7.472012 | 0.4851320 | Industriel |
| LUV | 0.0004509 | 0.0216942 | -0.3509031 | 7.511063 | 0.5379745 | Industriel |
| MAS | 0.0005206 | 0.0238643 | 0.0852119 | 6.472820 | 0.6325841 | Industriel |
| MMM | 0.0004789 | 0.0138705 | -0.0618644 | 5.580072 | 0.7228616 | Industriel |
| NLSN | 0.0003203 | 0.0151634 | -0.7868067 | 12.416635 | 0.5065501 | Industriel |
| NOC | -0.0110157 | 0.0212758 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Industriel |
| NSC | 0.0008317 | 0.0203231 | 0.0912582 | 4.216778 | 0.6268895 | Industriel |
| PCAR | 0.0008389 | 0.0217464 | 0.2271113 | 5.099899 | 0.7459821 | Industriel |
| PH | 0.0006533 | 0.0190995 | 0.0922647 | 4.307105 | 0.7351898 | Industriel |
| PNR | 0.0006955 | 0.0194592 | -0.1984705 | 4.960433 | 0.6353273 | Industriel |
| PWR | 0.0006214 | 0.0329150 | -1.8898882 | 53.409154 | 0.5163647 | Industriel |
| RHI | 0.0005257 | 0.0227129 | 0.4495572 | 6.270503 | 0.6390967 | Industriel |
| ROK | 0.0008339 | 0.0211947 | -0.0103071 | 5.896035 | 0.6994368 | Industriel |
| ROP | 0.0008414 | 0.0185255 | 0.5247406 | 13.005098 | 0.6949428 | Industriel |
| RSG | 0.0026921 | 0.0005395 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Industriel |
| RTN | 0.0006656 | 0.0157526 | 1.1535814 | 22.926960 | 0.4795054 | Industriel |
| SRCL | 0.0006199 | 0.0187611 | -0.6343191 | 15.078409 | 0.4238864 | Industriel |
| TDG | 0.0017264 | NA | NaN | NaN | NA | Industriel |
| TXT | 0.0006793 | 0.0268489 | 0.6159411 | 39.120590 | 0.6364175 | Industriel |
| UAL | 0.0011541 | 0.0431951 | 1.5784814 | 31.710185 | 0.4386022 | Industriel |
| UNP | 0.0008684 | 0.0173851 | -0.1231046 | 4.119037 | 0.6462279 | Industriel |
| UPS | 0.0003422 | 0.0130641 | -0.1055718 | 7.728148 | 0.6725372 | Industriel |
| URI | 0.0010939 | 0.0323310 | -0.1924411 | 9.000910 | 0.5451163 | Industriel |
| UTX | 0.0004980 | 0.0160160 | -0.8168714 | 21.994875 | 0.7357264 | Industriel |
| VRSK | 0.0007114 | 0.0123984 | 0.3123665 | 8.427957 | 0.4776717 | Industriel |
| WM | 0.0004625 | 0.0144509 | 0.1980632 | 10.557800 | 0.5949398 | Industriel |
| XYL | 0.0008438 | 0.0141331 | 0.2940202 | 7.465900 | 0.5902281 | Industriel |
| AAPL | 0.0015188 | 0.0232962 | 0.1111907 | 5.053012 | 0.5427812 | Technologies de l'information |
| ACN | 0.0007946 | 0.0192958 | 0.1363749 | 7.783554 | 0.5515057 | Technologies de l'information |
| ADBE | 0.0008389 | 0.0252303 | 0.0874946 | 12.375177 | 0.5939343 | Technologies de l'information |
| ADI | 0.0005083 | 0.0238653 | 0.5347136 | 5.524374 | 0.6209450 | Technologies de l'information |
| ADP | 0.0004121 | 0.0148152 | -0.8459452 | 20.019352 | 0.6652814 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ADS | 0.0009353 | 0.0235557 | -0.1679368 | 23.231852 | 0.4869303 | Technologies de l'information |
| ADSK | 0.0010246 | 0.0253186 | -0.0349836 | 6.618899 | 0.5874944 | Technologies de l'information |
| AKAM | 0.0011027 | 0.0407607 | 1.4521639 | 14.717722 | 0.4594135 | Technologies de l'information |
| AMAT | 0.0005861 | 0.0252313 | 0.4641150 | 5.481474 | 0.6291208 | Technologies de l'information |
| AMD | 0.0007130 | 0.0394203 | 0.5324169 | 12.724172 | 0.4823900 | Technologies de l'information |
| ANSS | 0.0011961 | 0.0234857 | 0.4632527 | 6.235558 | 0.5124548 | Technologies de l'information |
| APH | 0.0008932 | 0.0205588 | 0.5086196 | 7.195087 | 0.6661981 | Technologies de l'information |
| ATVI | 0.0012647 | 0.0251727 | 0.5360742 | 8.140667 | 0.4789140 | Technologies de l'information |
| AVGO | 0.0014984 | 0.0215628 | 0.3542626 | 3.277648 | 0.5496800 | Technologies de l'information |
| CA | 0.0004637 | 0.0227061 | 0.4163467 | 14.122384 | 0.5845191 | Technologies de l'information |
| CDNS | 0.0004436 | 0.0255910 | -0.8273742 | 23.805310 | 0.5539971 | Technologies de l'information |
| CRM | 0.0013365 | 0.0275789 | 0.3549028 | 8.736860 | 0.5433171 | Technologies de l'information |
| CSCO | 0.0003838 | 0.0233693 | 0.5946856 | 12.586449 | 0.6411378 | Technologies de l'information |
| CSRA | 0.0007054 | 0.0215972 | 5.0942163 | 71.586407 | 0.3112795 | Technologies de l'information |
| CTSH | 0.0012833 | 0.0262219 | 0.2043285 | 10.737224 | 0.5667950 | Technologies de l'information |
| CTXS | 0.0007967 | 0.0276370 | 0.0752225 | 8.750899 | 0.5408246 | Technologies de l'information |
| DXC | 0.0008019 | 0.0255200 | 4.9917970 | 164.360293 | 0.4869184 | Technologies de l'information |
| EA | 0.0007163 | 0.0245256 | 0.3787787 | 6.667039 | 0.5204880 | Technologies de l'information |
| EBAY | 0.0008748 | 0.0246300 | 0.7248549 | 12.238866 | 0.5694187 | Technologies de l'information |
| FB | 0.0012833 | 0.0234006 | 1.8130698 | 23.265531 | 0.3623713 | Technologies de l'information |
| FFIV | 0.0014271 | 0.0359821 | 0.8101680 | 11.016222 | 0.4271858 | Technologies de l'information |
| FIS | 0.0006957 | 0.0184310 | -0.1115025 | 42.317849 | 0.5819474 | Technologies de l'information |
| FISV | 0.0006716 | 0.0174104 | 0.3277973 | 8.084781 | 0.6744684 | Technologies de l'information |
| FLIR | 0.0013686 | 0.0260317 | 1.2616345 | 15.230824 | 0.4355796 | Technologies de l'information |
| GLW | 0.0003893 | 0.0305490 | -0.1349559 | 11.454476 | 0.5225805 | Technologies de l'information |
| GOOG | 0.0010652 | 0.0192331 | 0.9446597 | 11.652321 | 0.5701300 | Technologies de l'information |
| GOOGL | 0.0010634 | 0.0192063 | 0.9390326 | 11.735740 | 0.5703045 | Technologies de l'information |
| GPN | 0.0010117 | 0.0201854 | 0.2234126 | 10.353206 | 0.5061713 | Technologies de l'information |
| HPE | 0.0012274 | 0.0201637 | 0.4221664 | 5.891629 | 0.5487485 | Technologies de l'information |
| HPQ | 0.0004944 | 0.0227862 | 0.0771170 | 9.281469 | 0.5831824 | Technologies de l'information |
| HRS | 0.0008406 | 0.0196410 | 0.1582378 | 9.061322 | 0.5752138 | Technologies de l'information |
| IBM | 0.0003169 | 0.0151794 | 0.3122664 | 7.576554 | 0.6723076 | Technologies de l'information |
| INTC | 0.0004544 | 0.0219340 | 0.1024635 | 7.507698 | 0.6730352 | Technologies de l'information |
| INTU | 0.0007909 | 0.0217929 | -0.2492757 | 20.141931 | 0.5286094 | Technologies de l'information |
| IPGP | 0.0011222 | 0.0277193 | 1.2748036 | 15.551984 | 0.4920680 | Technologies de l'information |
| IT | 0.0009294 | 0.0230652 | 0.0581650 | 10.781820 | 0.5502080 | Technologies de l'information |
| JNPR | 0.0002351 | 0.0333347 | 0.7424976 | 10.645561 | 0.5077683 | Technologies de l'information |
| KLAC | 0.0006963 | 0.0256650 | 0.5302687 | 5.978007 | 0.6018297 | Technologies de l'information |
| LRCX | 0.0010299 | 0.0292437 | 0.4255021 | 4.198658 | 0.5978556 | Technologies de l'information |
| MA | 0.0015479 | 0.0218263 | 0.7861880 | 10.194129 | 0.6215832 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MCHP | 0.0007977 | 0.0239715 | 0.4412948 | 6.641561 | 0.5892923 | Technologies de l'information |
| MSFT | 0.0005698 | 0.0180087 | 0.3807480 | 8.278783 | 0.6872783 | Technologies de l'information |
| MSI | 0.0004392 | 0.0247701 | 0.0721654 | 10.802566 | 0.5778169 | Technologies de l'information |
| MU | 0.0006945 | 0.0350321 | 0.0812285 | 3.987228 | 0.5657518 | Technologies de l'information |
| NFLX | 0.0020983 | 0.0375414 | 0.3180501 | 17.448743 | 0.3095938 | Technologies de l'information |
| NTAP | 0.0006378 | 0.0333969 | 0.5990058 | 8.940327 | 0.5384328 | Technologies de l'information |
| NVDA | 0.0015273 | 0.0355781 | 0.2286828 | 12.141721 | 0.5328177 | Technologies de l'information |
| ORCL | 0.0004132 | 0.0228393 | 0.2011005 | 9.111379 | 0.6220843 | Technologies de l'information |
| PAYX | 0.0003221 | 0.0168772 | 0.2065695 | 5.298209 | 0.6538494 | Technologies de l'information |
| PYPL | 0.0011846 | 0.0176787 | 0.1817481 | 3.567794 | 0.5618196 | Technologies de l'information |
| QCOM | 0.0004362 | 0.0240494 | 0.3931676 | 7.054423 | 0.5899191 | Technologies de l'information |
| QRVO | 0.0003353 | 0.0272618 | 0.5962785 | 8.987399 | 0.4752573 | Technologies de l'information |
| RHT | 0.0012217 | 0.0306054 | 0.7918368 | 11.552540 | 0.4505110 | Technologies de l'information |
| SNPS | 0.0005053 | 0.0196073 | -0.6301963 | 23.274336 | 0.5272803 | Technologies de l'information |
| STX | 0.0010034 | 0.0300373 | -0.1313140 | 10.482753 | 0.4479264 | Technologies de l'information |
| SWKS | 0.0009506 | 0.0378538 | 0.7294651 | 8.773435 | 0.4775608 | Technologies de l'information |
| SYMC | 0.0008234 | 0.0245509 | -0.8021687 | 18.646226 | 0.5179091 | Technologies de l'information |
| TEL | 0.0006169 | 0.0205266 | 0.3505752 | 8.021928 | 0.7199810 | Technologies de l'information |
| TSS | 0.0005341 | 0.0189128 | -0.8797127 | 12.254585 | 0.5694471 | Technologies de l'information |
| TXN | 0.0005102 | 0.0229765 | 0.1345565 | 5.059360 | 0.6112773 | Technologies de l'information |
| V | 0.0011337 | 0.0191247 | 0.3160881 | 8.690585 | 0.6346680 | Technologies de l'information |
| VRSN | 0.0006859 | 0.0311697 | -0.2129031 | 20.580721 | 0.5277147 | Technologies de l'information |
| WDC | 0.0014151 | 0.0330894 | 0.5550166 | 6.533048 | 0.4965120 | Technologies de l'information |
| WU | 0.0002881 | 0.0203254 | -0.8801372 | 23.945926 | 0.6325217 | Technologies de l'information |
| XLNX | 0.0004866 | 0.0255226 | 0.3167766 | 5.591616 | 0.5946136 | Technologies de l'information |
| XRX | -0.0045673 | 0.0036951 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Technologies de l'information |
| ALB | 0.0008070 | 0.0213655 | -0.0572084 | 5.252880 | 0.6646718 | Matériaux |
| APD | 0.0005823 | 0.0165780 | -0.0999941 | 6.058307 | 0.7320052 | Matériaux |
| AVY | 0.0004201 | 0.0177410 | -0.3089906 | 8.268458 | 0.6711815 | Matériaux |
| BLL | 0.0009160 | 0.0164190 | 0.4837554 | 6.087677 | 0.6232890 | Matériaux |
| CF | 0.0013949 | 0.0298874 | -0.4854795 | 9.482563 | 0.5220692 | Matériaux |
| DWDP | 0.0005118 | 0.0214431 | -0.0566345 | 7.095964 | 0.6820983 | Matériaux |
| ECL | 0.0006042 | 0.0145055 | 0.1161202 | 7.556251 | 0.6961011 | Matériaux |
| EMN | 0.0007572 | 0.0197593 | 0.3350919 | 7.495424 | 0.6893847 | Matériaux |
| FCX | 0.0009804 | 0.0328626 | 0.1415521 | 5.809314 | 0.5450765 | Matériaux |
| FMC | 0.0007915 | 0.0218642 | -0.1686604 | 16.706311 | 0.6676790 | Matériaux |
| IFF | 0.0006428 | 0.0151451 | 0.1178203 | 9.921540 | 0.6222560 | Matériaux |
| IP | 0.0004372 | 0.0221323 | 0.3208082 | 11.053845 | 0.6679993 | Matériaux |
| LYB | 0.0011225 | 0.0211566 | -0.3447973 | 4.924676 | 0.6462046 | Matériaux |
| MLM | 0.0006339 | 0.0208302 | 0.4280647 | 5.893784 | 0.5896193 | Matériaux |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MON | 0.0008028 | 0.0208062 | 0.1441332 | 8.614228 | 0.5170931 | Matériaux |
| MOS | 0.0006051 | 0.0291213 | -0.7674483 | 14.029594 | 0.5274312 | Matériaux |
| NEM | 0.0005460 | 0.0251486 | 0.4203725 | 6.183568 | 0.2287812 | Matériaux |
| NUE | 0.0008915 | 0.0249823 | 0.0573663 | 9.130846 | 0.6474059 | Matériaux |
| PKG | 0.0007653 | 0.0194607 | 0.2855205 | 9.626420 | 0.5962747 | Matériaux |
| PPG | 0.0091402 | 0.0152859 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Matériaux |
| PX | 0.0006771 | 0.0164547 | 0.3838452 | 7.824988 | 0.7292127 | Matériaux |
| SEE | 0.0005732 | 0.0233528 | 1.4086540 | 116.561607 | 0.5163682 | Matériaux |
| SHW | 0.0008369 | 0.0171531 | -0.3290477 | 14.019883 | 0.5639720 | Matériaux |
| VMC | 0.0004994 | 0.0216532 | 0.5163041 | 5.320919 | 0.6157763 | Matériaux |
| WRK | 0.0004789 | 0.0191336 | -0.4787804 | 7.226124 | 0.5858334 | Matériaux |
| AIV | 0.0004580 | 0.0246821 | 0.0510741 | 21.474600 | 0.5905924 | Immobilier |
| AMT | 0.0007789 | 0.0299293 | 0.5529280 | 23.522794 | 0.4258739 | Immobilier |
| ARE | 0.0006187 | 0.0198763 | -0.2249031 | 16.330722 | 0.6080508 | Immobilier |
| AVB | 0.0006279 | 0.0198585 | 0.3566352 | 12.797014 | 0.6095139 | Immobilier |
| BXP | 0.0005783 | 0.0204665 | 0.4982368 | 18.402530 | 0.6343240 | Immobilier |
| CCI | 0.0007743 | 0.0287920 | 0.4407069 | 20.536493 | 0.4544548 | Immobilier |
| DLR | 0.0010398 | 0.0215770 | 0.2599180 | 11.526627 | 0.5727376 | Immobilier |
| DRE | 0.0006090 | 0.0268492 | 0.5848193 | 36.479654 | 0.6105313 | Immobilier |
| EQIX | 0.0011740 | 0.0414660 | 1.4102086 | 22.951092 | 0.3073152 | Immobilier |
| EQR | 0.0006326 | 0.0218971 | 0.8224346 | 22.344123 | 0.5923515 | Immobilier |
| ESS | 0.0006616 | 0.0183117 | -0.0187122 | 12.852029 | 0.5972153 | Immobilier |
| EXR | 0.0009800 | 0.0219168 | 0.5529709 | 12.376749 | 0.6412889 | Immobilier |
| FRT | 0.0007519 | 0.0188101 | 0.4312005 | 21.313083 | 0.6025945 | Immobilier |
| GGP | 0.0016003 | 0.0495422 | 6.4930111 | 203.010705 | 0.3633154 | Immobilier |
| HCP | 0.0006831 | 0.0216293 | 0.7906868 | 16.953861 | 0.5700891 | Immobilier |
| HST | 0.0005830 | 0.0273840 | 0.5017694 | 17.504089 | 0.6618712 | Immobilier |
| IRM | 0.0005910 | 0.0181868 | 0.5196526 | 13.387574 | 0.5053628 | Immobilier |
| KIM | 0.0005591 | 0.0243965 | 1.0647546 | 26.708932 | 0.5954585 | Immobilier |
| MAA | 0.0007323 | 0.0196307 | 0.5384839 | 21.519015 | 0.5988079 | Immobilier |
| MAC | 0.0008480 | 0.0262561 | 0.5487958 | 26.527415 | 0.5602046 | Immobilier |
| O | 0.0007940 | 0.0190455 | 0.9230074 | 19.799331 | 0.5781793 | Immobilier |
| PLD | 0.0007146 | 0.0258301 | 0.1955347 | 26.866995 | 0.6225714 | Immobilier |
| PSA | 0.0008106 | 0.0192547 | 0.6345935 | 16.760267 | 0.6064211 | Immobilier |
| REG | 0.0006080 | 0.0210773 | 0.3360613 | 19.167191 | 0.6110089 | Immobilier |
| SBAC | 0.0011012 | 0.0394459 | 1.0906953 | 24.109174 | 0.3820712 | Immobilier |
| SLG | 0.0007861 | 0.0276059 | 0.9593079 | 34.870537 | 0.5975830 | Immobilier |
| SPG | 0.0008506 | 0.0219172 | 0.9356009 | 20.795040 | 0.6197116 | Immobilier |
| UDR | 0.0086564 | 0.0098300 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Immobilier |
| VNO | 0.0006430 | 0.0213191 | 0.5574177 | 17.991446 | 0.6354944 | Immobilier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| VTR | 0.0008704 | 0.0215385 | -0.1200802 | 16.924903 | 0.5551870 | Immobilier |
| WY | 0.0003232 | 0.0218626 | -5.2603906 | 150.213850 | 0.6264549 | Immobilier |
| CTL | 0.0002025 | 0.0179438 | -0.3032307 | 14.427120 | 0.5249284 | Télécommunication |
| T | 0.0002178 | 0.0153474 | 0.3675614 | 8.150524 | 0.6156737 | Télécommunication |
| VZ | 0.0003257 | 0.0147496 | 0.3034583 | 7.222666 | 0.6097975 | Télécommunication |
| AEE | 0.0058556 | 0.0080339 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Services publics |
| AEP | 0.0003963 | 0.0153961 | 0.0695937 | 26.353430 | 0.5159373 | Services publics |
| AES | 0.0002927 | 0.0340123 | 0.2428584 | 33.590264 | 0.4444268 | Services publics |
| AWK | 0.0007716 | 0.0135357 | 0.5687626 | 8.832143 | 0.4726782 | Services publics |
| CMS | 0.0003926 | 0.0186946 | -1.2489366 | 25.652169 | 0.4825620 | Services publics |
| CNP | 0.0004039 | 0.0229382 | 2.7295436 | 173.615480 | 0.3657590 | Services publics |
| D | 0.0004606 | 0.0129372 | -0.4402352 | 10.622437 | 0.5289500 | Services publics |
| DTE | 0.0004944 | 0.0128010 | 0.2482662 | 8.535198 | 0.5651802 | Services publics |
| DUK | 0.0002584 | 0.0151748 | 0.1051036 | 13.810272 | 0.4644458 | Services publics |
| ED | 0.0004216 | 0.0109537 | 0.1938534 | 6.379558 | 0.4930606 | Services publics |
| EIX | 0.0006526 | 0.0207627 | 1.3056445 | 61.226543 | 0.4255185 | Services publics |
| ES | 0.0004323 | 0.0131654 | -0.1659532 | 9.712009 | 0.5154933 | Services publics |
| ETR | 0.0004045 | 0.0140280 | 0.2074160 | 8.371260 | 0.4979436 | Services publics |
| EXC | 0.0003391 | 0.0159155 | 0.2189429 | 10.258151 | 0.5154445 | Services publics |
| FE | 0.0003256 | 0.0156302 | 0.4157010 | 13.336159 | 0.4930264 | Services publics |
| LNT | 0.0006735 | 0.0138493 | -0.8326631 | 27.334223 | 0.5607365 | Services publics |
| NEE | 0.0006239 | 0.0137067 | 0.4997957 | 11.770958 | 0.5471371 | Services publics |
| NI | 0.0006906 | 0.0146874 | -0.1525773 | 6.303779 | 0.5700522 | Services publics |
| NRG | 0.0006489 | 0.0244417 | 1.0335183 | 18.910122 | 0.5124558 | Services publics |
| PCG | 0.0005445 | 0.0213289 | -0.9973450 | 81.369924 | 0.3611786 | Services publics |
| PEG | 0.0005400 | 0.0155545 | 0.2651687 | 10.405106 | 0.5426791 | Services publics |
| PNW | 0.0003965 | 0.0132939 | -0.0990071 | 6.997883 | 0.5319654 | Services publics |
| PPL | 0.0059478 | 0.0014644 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Services publics |
| SCG | 0.0003132 | 0.0132859 | 1.1827148 | 26.204584 | 0.5188118 | Services publics |
| SO | 0.0004523 | 0.0112129 | 0.4295187 | 8.728000 | 0.4557070 | Services publics |
| SRE | 0.0006130 | 0.0149966 | -0.1800819 | 12.188209 | 0.5658500 | Services publics |
| WEC | 0.0006600 | 0.0114092 | -0.0424815 | 4.464153 | 0.5080314 | Services publics |
| XEL | 0.0004408 | 0.0169406 | -2.3109636 | 90.950456 | 0.4105647 | Services publics |

#### 8.4.1.2 Période hors-crise

Table 46: Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période hors-crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | -0.2034395 | -0.0080544 | 0.0003299 | 0.0091402 | 0.1655759 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | -0.2476607 | -0.0107590 | 0.0006309 | 0.0136126 | 0.3447137 | Consommation discrétionnaire |
| APTV | -0.1221905 | -0.0075085 | 0.0011972 | 0.0097943 | 0.1091135 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | -0.1276704 | -0.0067146 | 0.0005277 | 0.0083385 | 0.1886170 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | -0.3652597 | -0.0114793 | 0.0005461 | 0.0134367 | 0.2321429 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | -0.1148618 | -0.0095930 | 0.0007298 | 0.0117527 | 0.1225917 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | -0.1417911 | -0.0094039 | 0.0003950 | 0.0108655 | 0.2658080 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | -0.3187236 | -0.0087412 | 0.0003986 | 0.0097568 | 0.1312167 | Consommation discrétionnaire |
| CHTR | -0.0868432 | -0.0075731 | 0.0000722 | 0.0089028 | 0.1182632 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | -0.1289038 | -0.0083425 | 0.0004625 | 0.0091530 | 0.1525732 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | -0.2151240 | -0.0100231 | 0.0006195 | 0.0108965 | 0.2444039 | Consommation discrétionnaire |
| DG | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | 0.0183033 | Consommation discrétionnaire |
| DHI | -0.1534694 | -0.0134799 | 0.0002229 | 0.0143697 | 0.1177852 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | -0.1836302 | -0.0075252 | 0.0005149 | 0.0085826 | 0.1461797 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | -0.1214242 | -0.0088482 | 0.0000000 | 0.0100213 | 0.0859753 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | -0.1111111 | -0.0089347 | 0.0003671 | 0.0099987 | 0.1052083 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | -0.1290761 | -0.0098667 | 0.0004052 | 0.0107096 | 0.2464183 | Consommation discrétionnaire |
| DLTR | -0.2480620 | -0.0089598 | 0.0003030 | 0.0103387 | 0.1346977 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | -0.1677979 | -0.0077814 | 0.0006414 | 0.0095953 | 0.1152301 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | -0.3355570 | -0.0099989 | 0.0008621 | 0.0115569 | 0.2851743 | Consommation discrétionnaire |
| F | -0.1759870 | -0.0107527 | 0.0000000 | 0.0107372 | 0.1561745 | Consommation discrétionnaire |
| FL | -0.2792453 | -0.0105135 | 0.0004056 | 0.0107806 | 0.2816327 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | -0.1414636 | -0.0084944 | 0.0000000 | 0.0096796 | 0.1674876 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | -0.1285990 | -0.0089174 | 0.0000000 | 0.0099041 | 0.1808901 | Consommation discrétionnaire |
| GM | -0.1090256 | -0.0090707 | 0.0005337 | 0.0095393 | 0.0953610 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | -0.0849653 | -0.0061374 | 0.0004491 | 0.0073354 | 0.0969792 | Consommation discrétionnaire |
| GPS | 0.0070211 | 0.0114323 | 0.0158435 | 0.0202547 | 0.0246659 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | -0.1737828 | -0.0090927 | 0.0007495 | 0.0112358 | 0.2384108 | Consommation discrétionnaire |
| GT | -0.1959378 | -0.0125313 | 0.0003093 | 0.0139667 | 0.1605212 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | -0.0944373 | -0.0078626 | 0.0004328 | 0.0088872 | 0.1413531 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | -0.1642448 | -0.0091413 | 0.0011971 | 0.0112580 | 0.1467391 | Consommation discrétionnaire |
| HD | -0.1406748 | -0.0072486 | 0.0005378 | 0.0085525 | 0.1289437 | Consommation discrétionnaire |
| HLT | -0.0674349 | -0.0072358 | 0.0006865 | 0.0090587 | 0.0614237 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | -0.1674326 | -0.0100419 | 0.0002797 | 0.0104888 | 0.1975717 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | -0.2981596 | -0.0099616 | 0.0000000 | 0.0101943 | 0.2052238 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | -0.1498346 | -0.0101418 | 0.0005279 | 0.0120107 | 0.1473411 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| KMX | -0.1800000 | -0.0114683 | 0.0003877 | 0.0124338 | 0.1893204 | Consommation discrétionnaire |
| KORS | -0.2419541 | -0.0103273 | 0.0006088 | 0.0113646 | 0.2749181 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | -0.1902468 | -0.0100904 | 0.0000000 | 0.0107449 | 0.1616719 | Consommation discrétionnaire |
| LB | -0.1580939 | -0.0103565 | 0.0006790 | 0.0117287 | 0.1421807 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | -0.1315790 | -0.0076168 | 0.0006870 | 0.0086537 | 0.1728109 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | -0.1862953 | -0.0126364 | 0.0000000 | 0.0131209 | 0.1751918 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | -0.1907422 | -0.0085308 | 0.0007635 | 0.0106280 | 0.1461781 | Consommation discrétionnaire |
| LOW | -0.1092276 | -0.0088090 | 0.0002882 | 0.0099643 | 0.1843575 | Consommation discrétionnaire |
| M | -0.1700749 | -0.0108932 | 0.0005198 | 0.0121171 | 0.1708823 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | -0.2105265 | -0.0076763 | 0.0005509 | 0.0097284 | 0.1255562 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | -0.1764892 | -0.0085407 | 0.0003889 | 0.0091608 | 0.2065663 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | -0.1281698 | -0.0058017 | 0.0007497 | 0.0068676 | 0.0923232 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | -0.2983871 | -0.0124482 | 0.0005818 | 0.0140987 | 0.3559870 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | -0.1394928 | -0.0089985 | 0.0005178 | 0.0105850 | 0.2956108 | Consommation discrétionnaire |
| NCLH | -0.1175512 | -0.0091311 | 0.0003762 | 0.0115238 | 0.1104774 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | -0.1981267 | -0.0071418 | 0.0007012 | 0.0084033 | 0.1222571 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | -0.2680487 | -0.0076125 | 0.0004606 | 0.0086958 | 0.2053058 | Consommation discrétionnaire |
| NWS | -0.0672926 | -0.0079675 | 0.0000000 | 0.0082925 | 0.0855681 | Consommation discrétionnaire |
| NWSA | -0.0909091 | -0.0082670 | 0.0000000 | 0.0087060 | 0.0867668 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | -0.1970084 | -0.0073063 | 0.0004263 | 0.0083602 | 0.1289974 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | -0.1889206 | -0.0078763 | 0.0005896 | 0.0090525 | 0.1369193 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | -0.1287876 | -0.0134702 | 0.0000000 | 0.0141526 | 0.1836324 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | -0.1305719 | -0.0101862 | 0.0004162 | 0.0118109 | 0.2020764 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | -0.3938470 | -0.0110672 | 0.0002804 | 0.0126841 | 0.2059599 | Consommation discrétionnaire |
| RL | -0.2216165 | -0.0096673 | 0.0003544 | 0.0107519 | 0.1565756 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | -0.0950227 | -0.0082393 | 0.0005905 | 0.0105301 | 0.1066942 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | -0.1020672 | -0.0082447 | 0.0003403 | 0.0098425 | 0.1837986 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | -0.3039293 | -0.0099157 | 0.0001323 | 0.0115512 | 0.2051517 | Consommation discrétionnaire |
| SNA | -0.1252234 | -0.0072051 | 0.0006332 | 0.0082267 | 0.1518751 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | -0.1425540 | -0.0077344 | 0.0005702 | 0.0089741 | 0.1180844 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | -0.1216561 | -0.0079285 | 0.0004588 | 0.0088055 | 0.1300598 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | -0.2083635 | -0.0102539 | 0.0003875 | 0.0109421 | 0.2298135 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | -0.0771465 | -0.0077590 | 0.0004461 | 0.0088973 | 0.1248437 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | -0.2364458 | -0.0108867 | 0.0007366 | 0.0123581 | 0.1588532 | Consommation discrétionnaire |
| TRIP | -0.2322287 | -0.0117854 | 0.0001018 | 0.0114579 | 0.2553606 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | -0.1694003 | -0.0098412 | 0.0005323 | 0.0115647 | 0.2218275 | Consommation discrétionnaire |
| TWX | -0.1543857 | -0.0080779 | 0.0002032 | 0.0086544 | 0.1706802 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | -0.2574292 | -0.0119920 | 0.0013004 | 0.0146195 | 0.2292889 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | -0.2054237 | -0.0100434 | 0.0007717 | 0.0117292 | 0.2009608 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | -0.1361474 | -0.0072046 | 0.0006417 | 0.0090650 | 0.1003270 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| VIAB | -0.2148147 | -0.0083485 | 0.0005561 | 0.0096952 | 0.1385767 | Consommation discrétionnaire |
| WHR | -0.1433771 | -0.0100849 | 0.0003327 | 0.0114737 | 0.1383511 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | -0.1378920 | -0.0078953 | 0.0008591 | 0.0101172 | 0.3538818 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | -0.1663857 | -0.0122676 | 0.0000613 | 0.0140869 | 0.2283890 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | -0.2077310 | -0.0069473 | 0.0006552 | 0.0086706 | 0.1483105 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | -0.1682846 | -0.0084217 | 0.0006015 | 0.0094465 | 0.1084377 | Consommation de base |
| CAG | -0.1950926 | -0.0054278 | 0.0004014 | 0.0069126 | 0.1086400 | Consommation de base |
| CHD | -0.1568392 | -0.0056369 | 0.0006770 | 0.0070542 | 0.1163533 | Consommation de base |
| CL | -0.1122767 | -0.0052564 | 0.0001501 | 0.0062614 | 0.0816589 | Consommation de base |
| CLX | -0.0808731 | -0.0052949 | 0.0005937 | 0.0062908 | 0.0894343 | Consommation de base |
| COST | -0.1866883 | -0.0069132 | 0.0003549 | 0.0079605 | 0.0976830 | Consommation de base |
| COTY | -0.1023299 | -0.0088936 | 0.0000000 | 0.0098158 | 0.1930902 | Consommation de base |
| CPB | -0.0819146 | -0.0058481 | 0.0003207 | 0.0062876 | 0.0823641 | Consommation de base |
| CVS | -0.2299180 | -0.0075292 | 0.0003312 | 0.0084883 | 0.0903548 | Consommation de base |
| DPS | -0.0666141 | -0.0057884 | 0.0008364 | 0.0071219 | 0.2239414 | Consommation de base |
| EL | -0.0988143 | -0.0071562 | 0.0001133 | 0.0082726 | 0.1847094 | Consommation de base |
| GIS | -0.1059332 | -0.0050128 | 0.0006116 | 0.0059829 | 0.0518115 | Consommation de base |
| HRL | -0.0855669 | -0.0059780 | 0.0007903 | 0.0076708 | 0.1077512 | Consommation de base |
| HSY | -0.1193602 | -0.0056150 | 0.0004332 | 0.0065357 | 0.2528002 | Consommation de base |
| K | -0.0764248 | -0.0050830 | 0.0004111 | 0.0058437 | 0.0743219 | Consommation de base |
| KHC | -0.0458078 | -0.0067139 | -0.0002375 | 0.0060101 | 0.1073558 | Consommation de base |
| KMB | -0.1090329 | -0.0053754 | 0.0004703 | 0.0061909 | 0.0613295 | Consommation de base |
| KO | -0.1006099 | -0.0048986 | 0.0004395 | 0.0057352 | 0.0568719 | Consommation de base |
| KR | -0.1889036 | -0.0075601 | 0.0007894 | 0.0088807 | 0.0994917 | Consommation de base |
| MDLZ | -0.1359735 | -0.0060148 | 0.0003320 | 0.0067158 | 0.0817715 | Consommation de base |
| MKC | -0.1183380 | -0.0050090 | 0.0006990 | 0.0066115 | 0.0811267 | Consommation de base |
| MNST | -0.2583851 | -0.0104712 | 0.0002299 | 0.0128246 | 0.3048151 | Consommation de base |
| MO | -0.1384363 | -0.0055463 | 0.0009770 | 0.0073112 | 0.1035587 | Consommation de base |
| PEP | -0.1017368 | -0.0051211 | 0.0003086 | 0.0058489 | 0.1486870 | Consommation de base |
| PG | -0.0027586 | -0.0005129 | 0.0017327 | 0.0039784 | 0.0062240 | Consommation de base |
| PM | -0.1557571 | -0.0057705 | 0.0004747 | 0.0070863 | 0.0874185 | Consommation de base |
| SJM | -0.1029712 | -0.0056204 | 0.0004860 | 0.0067724 | 0.2031666 | Consommation de base |
| STZ | -0.1738574 | -0.0071516 | 0.0008067 | 0.0095213 | 0.3723336 | Consommation de base |
| SYY | -0.0816479 | -0.0060592 | 0.0003532 | 0.0067634 | 0.1073311 | Consommation de base |
| TAP | -0.1849935 | -0.0071485 | 0.0002156 | 0.0076149 | 0.1423459 | Consommation de base |
| TSN | -0.1766256 | -0.0083881 | 0.0011132 | 0.0105082 | 0.1713042 | Consommation de base |
| WBA | -0.1433737 | -0.0076791 | 0.0002328 | 0.0085159 | 0.1178563 | Consommation de base |
| WMT | -0.1018324 | -0.0061106 | 0.0003574 | 0.0064339 | 0.1089836 | Consommation de base |
| ANDV | -0.3001929 | -0.0139106 | 0.0012223 | 0.0167271 | 0.3345865 | Énergie |
| APA | -0.1148633 | -0.0118191 | 0.0005159 | 0.0121952 | 0.1315293 | Énergie |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| APC | -0.1954902 | -0.0115541 | 0.0003830 | 0.0130607 | 0.1494349 | Énergie |
| BHGE | -0.1307984 | -0.0120898 | 0.0002539 | 0.0136630 | 0.1524126 | Énergie |
| CHK | 0.0134228 | 0.0134685 | 0.0135141 | 0.0135598 | 0.0136054 | Énergie |
| COG | -0.1132047 | -0.0121770 | 0.0000000 | 0.0140337 | 0.1584377 | Énergie |
| COP | -0.0921156 | -0.0084030 | 0.0006944 | 0.0104779 | 0.0969930 | Énergie |
| CVX | -0.0754024 | -0.0071006 | 0.0007763 | 0.0084232 | 0.0622522 | Énergie |
| CXO | -0.1506911 | -0.0117212 | 0.0007481 | 0.0145747 | 0.1232231 | Énergie |
| DVN | -0.1177489 | -0.0118294 | 0.0003911 | 0.0130542 | 0.1463473 | Énergie |
| EOG | -0.0931042 | -0.0110891 | 0.0007021 | 0.0134476 | 0.1183049 | Énergie |
| EQT | -0.1078375 | -0.0086263 | 0.0002678 | 0.0097872 | 0.0995671 | Énergie |
| FTI | -0.1516767 | -0.0114231 | 0.0004005 | 0.0130577 | 0.1211258 | Énergie |
| HAL | -0.4244603 | -0.0121738 | 0.0004422 | 0.0139142 | 0.2435181 | Énergie |
| HES | -0.1400143 | -0.0110380 | 0.0007517 | 0.0123053 | 0.1408766 | Énergie |
| HP | -0.1052361 | -0.0130071 | 0.0007767 | 0.0146852 | 0.1195798 | Énergie |
| KMI | -0.1266876 | -0.0082567 | -0.0004420 | 0.0080279 | 0.1557037 | Énergie |
| MPC | -0.1334762 | -0.0106234 | 0.0018809 | 0.0134592 | 0.1166095 | Énergie |
| MRO | -0.1159876 | -0.0106462 | 0.0011086 | 0.0127085 | 0.2080268 | Énergie |
| NBL | -0.1001993 | -0.0107402 | 0.0005262 | 0.0124396 | 0.1080670 | Énergie |
| NFX | -0.1758704 | -0.0128786 | 0.0006179 | 0.0143702 | 0.1565218 | Énergie |
| NOV | -0.1474576 | -0.0131135 | 0.0006287 | 0.0143330 | 0.1094025 | Énergie |
| OKE | -0.1282257 | -0.0074607 | 0.0009610 | 0.0098840 | 0.2554282 | Énergie |
| OXY | -0.0882755 | -0.0087698 | 0.0005276 | 0.0103911 | 0.0970184 | Énergie |
| PSX | -0.0789608 | -0.0082037 | 0.0011733 | 0.0096583 | 0.0882353 | Énergie |
| PXD | -0.1193927 | -0.0125673 | 0.0004068 | 0.0144759 | 0.1339029 | Énergie |
| RRC | -0.1182265 | -0.0146180 | 0.0000000 | 0.0157255 | 0.1881177 | Énergie |
| SLB | -0.1176464 | -0.0103334 | 0.0001803 | 0.0112704 | 0.0881160 | Énergie |
| VLO | -0.1778377 | -0.0113242 | 0.0014703 | 0.0143303 | 0.1515570 | Énergie |
| WMB | -0.6104654 | -0.0111474 | 0.0007937 | 0.0125192 | 1.0101001 | Énergie |
| XEC | -0.1095297 | -0.0116096 | 0.0006772 | 0.0137196 | 0.1862456 | Énergie |
| XOM | -0.0846029 | -0.0065918 | 0.0003948 | 0.0076910 | 0.0973478 | Énergie |
| AFL | -0.1299655 | -0.0070615 | 0.0005802 | 0.0078697 | 0.1706052 | Financier |
| AIG | -0.2763360 | -0.0083551 | 0.0000000 | 0.0084788 | 0.6272188 | Financier |
| AIZ | -0.1341351 | -0.0067502 | 0.0008056 | 0.0085601 | 0.1063333 | Financier |
| AJG | -0.1269232 | -0.0058356 | 0.0006531 | 0.0070881 | 0.1784783 | Financier |
| ALL | -0.1262134 | -0.0058461 | 0.0005122 | 0.0070743 | 0.1087237 | Financier |
| AMG | -0.1213873 | -0.0094674 | 0.0006115 | 0.0105518 | 0.2356760 | Financier |
| AMP | -0.0085518 | -0.0051059 | -0.0016600 | 0.0017859 | 0.0052318 | Financier |
| AON | -0.3033023 | -0.0060700 | 0.0008177 | 0.0076665 | 0.2208936 | Financier |
| AXP | -0.1359613 | -0.0071051 | 0.0003779 | 0.0087313 | 0.2064852 | Financier |
| BAC | -0.2433962 | -0.0078348 | 0.0006118 | 0.0095531 | 0.1931034 | Financier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| BBT | -0.1549959 | -0.0070847 | 0.0004475 | 0.0079363 | 0.1263710 | Financier |
| BEN | -0.1254180 | -0.0085223 | 0.0007376 | 0.0100840 | 0.1237960 | Financier |
| BK | -0.1550942 | -0.0079941 | 0.0003404 | 0.0088186 | 0.1203493 | Financier |
| BLK | -0.1010643 | -0.0078987 | 0.0003822 | 0.0096603 | 0.1273174 | Financier |
| C | -0.1945204 | -0.0087647 | 0.0000000 | 0.0090646 | 0.1661626 | Financier |
| CB | -0.1360610 | -0.0070765 | 0.0005097 | 0.0080256 | 0.1871975 | Financier |
| CBOE | -0.1041140 | -0.0065963 | 0.0010440 | 0.0083148 | 0.0761425 | Financier |
| CFG | -0.0981012 | -0.0088718 | 0.0017916 | 0.0104271 | 0.0600366 | Financier |
| CINF | -0.0800100 | -0.0060884 | 0.0004910 | 0.0071475 | 0.0988893 | Financier |
| CMA | -0.2030288 | -0.0079250 | 0.0004717 | 0.0096234 | 0.1617363 | Financier |
| CME | -0.1072260 | -0.0076541 | 0.0009475 | 0.0100681 | 0.1289670 | Financier |
| COF | -0.3976284 | -0.0096975 | 0.0003600 | 0.0105295 | 0.1848769 | Financier |
| DFS | -0.1239766 | -0.0082497 | 0.0009958 | 0.0107163 | 0.1339190 | Financier |
| ETFC | -0.3373984 | -0.0135712 | 0.0007042 | 0.0149477 | 0.2881354 | Financier |
| FITB | -0.2443063 | -0.0085801 | 0.0005607 | 0.0093984 | 0.5869164 | Financier |
| GS | -0.1279099 | -0.0091635 | 0.0004612 | 0.0102354 | 0.1521191 | Financier |
| HBAN | -0.2005141 | -0.0083420 | 0.0004098 | 0.0095174 | 0.3367606 | Financier |
| HIG | -0.1851521 | -0.0087178 | 0.0007632 | 0.0099999 | 0.1912877 | Financier |
| HRB | -0.1562311 | -0.0081941 | 0.0006203 | 0.0095662 | 0.1487524 | Financier |
| ICE | -0.1483860 | -0.0085578 | 0.0007008 | 0.0107165 | 0.1503946 | Financier |
| IVZ | -0.1367320 | -0.0111017 | 0.0001466 | 0.0118559 | 0.1990208 | Financier |
| JPM | -0.1810767 | -0.0078173 | 0.0003963 | 0.0091770 | 0.1603589 | Financier |
| KEY | -0.1823207 | -0.0085160 | 0.0004249 | 0.0098361 | 0.1956529 | Financier |
| L | -0.1003867 | -0.0062228 | 0.0003803 | 0.0074166 | 0.0889733 | Financier |
| LNC | -0.1329726 | -0.0091559 | 0.0005313 | 0.0106318 | 0.3296325 | Financier |
| LUK | -0.1234694 | -0.0079107 | 0.0005046 | 0.0091707 | 0.1157557 | Financier |
| MCO | -0.1196934 | -0.0073894 | 0.0008144 | 0.0095342 | 0.1236143 | Financier |
| MET | -0.1078735 | -0.0084626 | 0.0003199 | 0.0098523 | 0.1674487 | Financier |
| MMC | -0.2445265 | -0.0065953 | 0.0003096 | 0.0073227 | 0.0933641 | Financier |
| MS | -0.1448549 | -0.0106808 | 0.0002813 | 0.0116516 | 0.1699818 | Financier |
| MTB | -0.1243953 | -0.0065413 | 0.0007362 | 0.0078672 | 0.1397047 | Financier |
| NAVI | -0.1425171 | -0.0099574 | 0.0000000 | 0.0105422 | 0.1716199 | Financier |
| NDAQ | -0.1499998 | -0.0086956 | 0.0000000 | 0.0099969 | 0.2610331 | Financier |
| NTRS | -0.1002663 | -0.0076184 | 0.0003845 | 0.0084954 | 0.1069489 | Financier |
| PBCT | -0.0873620 | -0.0066869 | 0.0007378 | 0.0081577 | 0.1105210 | Financier |
| PFG | -0.1410473 | -0.0075979 | 0.0007715 | 0.0097886 | 0.2421331 | Financier |
| PGR | -0.0831966 | -0.0068636 | 0.0004270 | 0.0078977 | 0.1521743 | Financier |
| PNC | -0.1482832 | -0.0072255 | 0.0003538 | 0.0083809 | 0.1936137 | Financier |
| PRU | -0.1504361 | -0.0078718 | 0.0004755 | 0.0101924 | 0.2052292 | Financier |
| RE | -0.1237198 | -0.0067153 | 0.0001417 | 0.0073169 | 0.1668018 | Financier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| RF | -0.1977869 | -0.0085835 | 0.0006652 | 0.0102740 | 0.3400003 | Financier |
| RJF | -0.1348372 | -0.0095276 | 0.0006072 | 0.0108965 | 0.1398690 | Financier |
| SCHW | -0.1444349 | -0.0116937 | 0.0000000 | 0.0123382 | 0.2613907 | Financier |
| SPGI | -0.1378127 | -0.0068019 | 0.0008669 | 0.0083409 | 0.0856810 | Financier |
| STI | -0.1845898 | -0.0079368 | 0.0004913 | 0.0092627 | 0.2505430 | Financier |
| STT | -0.1140257 | -0.0083018 | 0.0004128 | 0.0096142 | 0.1794459 | Financier |
| SYF | -0.1588503 | -0.0079704 | 0.0007121 | 0.0091371 | 0.0660929 | Financier |
| TMK | -0.1358105 | -0.0054153 | 0.0009258 | 0.0071594 | 0.1315635 | Financier |
| TROW | -0.1007825 | -0.0085770 | 0.0005720 | 0.0094552 | 0.1134851 | Financier |
| TRV | -0.1159033 | -0.0067114 | 0.0005044 | 0.0074698 | 0.1181481 | Financier |
| UNM | -0.3655830 | -0.0081080 | 0.0006299 | 0.0100713 | 0.1917983 | Financier |
| USB | -0.1599093 | -0.0066695 | 0.0006598 | 0.0076419 | 0.2089081 | Financier |
| WFC | -0.1609080 | -0.0069903 | 0.0003050 | 0.0077346 | 0.2366140 | Financier |
| WLTW | -0.1073182 | -0.0061153 | 0.0002605 | 0.0070762 | 0.0937499 | Financier |
| XL | -0.1299017 | -0.0071675 | 0.0005022 | 0.0082092 | 0.2914550 | Financier |
| ZION | -0.1539057 | -0.0088545 | 0.0006061 | 0.0100413 | 0.2709111 | Financier |
| A | -0.2487746 | -0.0096631 | 0.0006562 | 0.0110987 | 0.2205877 | Santé |
| ABBV | -0.1276123 | -0.0070527 | 0.0014012 | 0.0092812 | 0.1376731 | Santé |
| ABC | -0.1303145 | -0.0068382 | 0.0008430 | 0.0089878 | 0.0953209 | Santé |
| ABT | -0.1613750 | -0.0061647 | 0.0003901 | 0.0077598 | 0.1246637 | Santé |
| AET | -0.2031012 | -0.0084621 | 0.0006036 | 0.0109874 | 0.1612493 | Santé |
| AGN | -0.3946977 | -0.0087411 | 0.0000000 | 0.0094102 | 0.1221797 | Santé |
| ALGN | -0.3829787 | -0.0136145 | 0.0003257 | 0.0145018 | 0.4820513 | Santé |
| ALXN | -0.2716509 | -0.0132386 | 0.0001959 | 0.0143279 | 0.3651939 | Santé |
| AMGN | -0.0958461 | -0.0085719 | 0.0000000 | 0.0092593 | 0.1510209 | Santé |
| ANTM | -0.1206448 | -0.0078968 | 0.0008193 | 0.0101940 | 0.0910825 | Santé |
| BAX | -0.2628427 | -0.0065093 | 0.0007317 | 0.0081685 | 0.0868890 | Santé |
| BDX | -0.0060204 | -0.0008115 | 0.0043975 | 0.0096065 | 0.0148154 | Santé |
| BIIB | -0.4255350 | -0.0108451 | 0.0004167 | 0.0119294 | 0.2026661 | Santé |
| BMY | -0.1598513 | -0.0071816 | 0.0004618 | 0.0080871 | 0.1055631 | Santé |
| BSX | -0.1564961 | -0.0100719 | 0.0000000 | 0.0107383 | 0.1630901 | Santé |
| CAH | -0.2453967 | -0.0069962 | 0.0005928 | 0.0085416 | 0.2039151 | Santé |
| CELG | -0.1636835 | -0.0105952 | 0.0007690 | 0.0133743 | 0.2090911 | Santé |
| CERN | -0.4506077 | -0.0095307 | 0.0007995 | 0.0109180 | 0.2693807 | Santé |
| CI | -0.4182390 | -0.0079692 | 0.0008931 | 0.0099866 | 0.1892851 | Santé |
| CNC | -0.3536122 | -0.0107376 | 0.0007440 | 0.0138435 | 0.2657534 | Santé |
| COO | -0.2054920 | -0.0080283 | 0.0005672 | 0.0099759 | 0.1659216 | Santé |
| DGX | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | 0.0020761 | Santé |
| DHR | -0.1116165 | -0.0065243 | 0.0005186 | 0.0080835 | 0.5165825 | Santé |
| DVA | -0.1733333 | -0.0068079 | 0.0005299 | 0.0080599 | 0.1357295 | Santé |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ESRX | -0.1611494 | -0.0085341 | 0.0006867 | 0.0101274 | 0.3948202 | Santé |
| EVHC | -0.3420187 | -0.0106827 | 0.0002603 | 0.0107812 | 0.1089791 | Santé |
| EW | -0.2199010 | -0.0074074 | 0.0007819 | 0.0091542 | 0.1793215 | Santé |
| GILD | -0.1481781 | -0.0099410 | 0.0006931 | 0.0117233 | 0.1372097 | Santé |
| HCA | -0.1918521 | -0.0091288 | 0.0005538 | 0.0107152 | 0.1198281 | Santé |
| HOLX | -0.2019231 | -0.0102407 | 0.0006087 | 0.0114255 | 0.2130841 | Santé |
| HSIC | -0.1190476 | -0.0070410 | 0.0007275 | 0.0086196 | 0.1061350 | Santé |
| HUM | -0.1268606 | -0.0092543 | 0.0005814 | 0.0109321 | 0.2031276 | Santé |
| IDXX | -0.1707438 | -0.0069729 | 0.0010122 | 0.0093620 | 0.1723336 | Santé |
| ILMN | -0.3193088 | -0.0125506 | 0.0004390 | 0.0151515 | 0.4632529 | Santé |
| INCY | -0.4102210 | -0.0180328 | 0.0000000 | 0.0198129 | 0.3348149 | Santé |
| IQV | -0.0608461 | -0.0066570 | 0.0006783 | 0.0085110 | 0.0558253 | Santé |
| ISRG | -0.2057803 | -0.0103338 | 0.0003772 | 0.0120157 | 0.3232275 | Santé |
| JNJ | -0.1584551 | -0.0046161 | 0.0002057 | 0.0057553 | 0.0821236 | Santé |
| LH | -0.3465943 | -0.0061893 | 0.0005207 | 0.0077419 | 0.1502276 | Santé |
| LLY | -0.1051454 | -0.0068255 | 0.0005149 | 0.0074509 | 0.0781251 | Santé |
| MCK | -0.2267290 | -0.0076816 | 0.0007161 | 0.0089927 | 0.1334066 | Santé |
| MDT | -0.1297859 | -0.0068172 | 0.0003813 | 0.0079093 | 0.0939734 | Santé |
| MRK | -0.2678056 | -0.0069693 | 0.0002945 | 0.0078281 | 0.1303294 | Santé |
| MTD | -0.1599253 | -0.0071388 | 0.0008018 | 0.0088236 | 0.2268376 | Santé |
| MYL | -0.1804512 | -0.0097882 | 0.0005106 | 0.0103502 | 0.1620043 | Santé |
| PDCO | -0.2365421 | -0.0069948 | 0.0006022 | 0.0085405 | 0.1139392 | Santé |
| PFE | -0.1114564 | -0.0067829 | 0.0000000 | 0.0073937 | 0.0770596 | Santé |
| PKI | -0.3152174 | -0.0088659 | 0.0003942 | 0.0100885 | 0.2022901 | Santé |
| PRGO | -0.1808817 | -0.0092718 | 0.0007994 | 0.0109968 | 0.1838988 | Santé |
| REGN | -0.5655690 | -0.0166969 | 0.0000000 | 0.0170697 | 0.4150142 | Santé |
| RMD | -0.1512926 | -0.0080154 | 0.0006049 | 0.0089315 | 0.2070485 | Santé |
| SYK | -0.1598541 | -0.0065063 | 0.0005051 | 0.0082211 | 0.1353487 | Santé |
| TMO | -0.0029375 | -0.0006785 | 0.0015805 | 0.0038395 | 0.0060984 | Santé |
| UHS | -0.1678100 | -0.0085379 | 0.0003743 | 0.0102037 | 0.1132806 | Santé |
| UNH | -0.0965490 | -0.0074637 | 0.0008108 | 0.0096043 | 0.0948708 | Santé |
| VAR | -0.1233244 | -0.0074854 | 0.0007151 | 0.0090579 | 0.1841801 | Santé |
| VRTX | -0.3675889 | -0.0156875 | 0.0000000 | 0.0165812 | 0.6190656 | Santé |
| WAT | -0.2964529 | -0.0080655 | 0.0006507 | 0.0092025 | 0.1625995 | Santé |
| XRAY | -0.0858813 | -0.0069633 | 0.0004664 | 0.0079625 | 0.1072447 | Santé |
| ZBH | -0.1399429 | -0.0072991 | 0.0005250 | 0.0088101 | 0.1150356 | Santé |
| ZTS | -0.1220658 | -0.0063250 | 0.0006377 | 0.0077762 | 0.1140617 | Santé |
| IDU | -0.0788840 | -0.0048811 | 0.0010189 | 0.0061510 | 0.0804350 | Index |
| IYC | -0.0875125 | -0.0047885 | 0.0008209 | 0.0063582 | 0.0629019 | Index |
| IYE | -0.0836104 | -0.0074712 | 0.0006533 | 0.0089036 | 0.0711021 | Index |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| IYF | -0.1015897 | -0.0051757 | 0.0005700 | 0.0064300 | 0.0877825 | Index |
| IYH | -0.0548946 | -0.0046702 | 0.0006794 | 0.0060094 | 0.0673362 | Index |
| IYJ | -0.0745559 | -0.0050944 | 0.0007886 | 0.0064071 | 0.0689036 | Index |
| IYK | -0.0507427 | -0.0038866 | 0.0006846 | 0.0049852 | 0.0393619 | Index |
| IYM | -0.0941043 | -0.0066088 | 0.0008042 | 0.0080974 | 0.0687029 | Index |
| IYR | -0.1070429 | -0.0049450 | 0.0009726 | 0.0065960 | 0.0925589 | Index |
| IYW | -0.0796311 | -0.0061326 | 0.0010581 | 0.0074517 | 0.1779189 | Index |
| IYZ | -0.0991956 | -0.0061726 | 0.0004272 | 0.0068942 | 0.0854630 | Index |
| SPY | -0.0651233 | -0.0039575 | 0.0007051 | 0.0054760 | 0.0596623 | Index |
| AAL | -0.2060001 | -0.0154903 | 0.0006898 | 0.0172474 | 0.2130432 | Industriel |
| ALK | -0.2856673 | -0.0123856 | 0.0006213 | 0.0140561 | 0.2057826 | Industriel |
| ALLE | -0.0669442 | -0.0065371 | 0.0009159 | 0.0080248 | 0.0610948 | Industriel |
| AME | -0.1232912 | -0.0071961 | 0.0009624 | 0.0090938 | 0.1319338 | Industriel |
| AOS | -0.1490491 | -0.0085707 | 0.0010265 | 0.0107026 | 0.1472479 | Industriel |
| ARNC | -0.1211948 | -0.0118421 | 0.0000000 | 0.0121952 | 0.1321472 | Industriel |
| AYI | -0.1691396 | -0.0100811 | 0.0010026 | 0.0116628 | 0.1750420 | Industriel |
| BA | -0.1762537 | -0.0083036 | 0.0009918 | 0.0100534 | 0.0987951 | Industriel |
| CAT | -0.1451752 | -0.0085425 | 0.0005960 | 0.0103860 | 0.0966512 | Industriel |
| CHRW | -0.0971500 | -0.0076067 | 0.0007364 | 0.0091338 | 0.2157219 | Industriel |
| CMI | -0.1406251 | -0.0098111 | 0.0006715 | 0.0116200 | 0.1903002 | Industriel |
| COL | -0.1863520 | -0.0066352 | 0.0006274 | 0.0081703 | 0.0903253 | Industriel |
| CSX | -0.1617093 | -0.0092675 | 0.0009769 | 0.0109998 | 0.2340019 | Industriel |
| CTAS | -0.1575299 | -0.0070867 | 0.0007596 | 0.0079934 | 0.1055276 | Industriel |
| DAL | -0.1434010 | -0.0126447 | 0.0009810 | 0.0142682 | 0.1908956 | Industriel |
| DE | -0.1123470 | -0.0086324 | 0.0005285 | 0.0093293 | 0.1349102 | Industriel |
| DOV | -0.0848101 | -0.0083417 | 0.0004184 | 0.0093121 | 0.1571728 | Industriel |
| EFX | -0.1463436 | -0.0067637 | 0.0007878 | 0.0082335 | 0.1209131 | Industriel |
| EMR | -0.1380880 | -0.0076739 | 0.0005092 | 0.0085432 | 0.1009886 | Industriel |
| ETN | -0.1034239 | -0.0081380 | 0.0007164 | 0.0096248 | 0.0887657 | Industriel |
| EXPD | -0.1214692 | -0.0084795 | 0.0004575 | 0.0094067 | 0.1827711 | Industriel |
| FAST | -0.1086546 | -0.0087819 | 0.0005628 | 0.0103110 | 0.1136776 | Industriel |
| FBHS | -0.0974967 | -0.0080913 | 0.0011045 | 0.0105580 | 0.0915696 | Industriel |
| FDX | -0.1431629 | -0.0082292 | 0.0003628 | 0.0091808 | 0.1183198 | Industriel |
| FLR | -0.1357785 | -0.0104846 | 0.0002792 | 0.0115277 | 0.1469937 | Industriel |
| FLS | -0.3829790 | -0.0094386 | 0.0005716 | 0.0117059 | 0.1821312 | Industriel |
| FTV | -0.0489714 | -0.0046975 | 0.0006220 | 0.0073202 | 0.0572750 | Industriel |
| GD | -0.1237668 | -0.0066902 | 0.0006057 | 0.0081903 | 0.0912203 | Industriel |
| GE | -0.1067341 | -0.0072391 | 0.0000000 | 0.0077565 | 0.1246008 | Industriel |
| GWW | -0.1369864 | -0.0074758 | 0.0005278 | 0.0085328 | 0.1853127 | Industriel |
| HII | -0.0882790 | -0.0069403 | 0.0011353 | 0.0088354 | 0.1141471 | Industriel |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| HON | -0.1736693 | -0.0074003 | 0.0005504 | 0.0083140 | 0.1225808 | Industriel |
| INFO | -0.0863533 | -0.0054098 | 0.0004985 | 0.0064125 | 0.1363173 | Industriel |
| IR | -0.1210889 | -0.0085341 | 0.0008835 | 0.0105923 | 0.1566048 | Industriel |
| ITW | -0.0863782 | -0.0068003 | 0.0007758 | 0.0078408 | 0.1102507 | Industriel |
| JBHT | -0.2461541 | -0.0094888 | 0.0005895 | 0.0114350 | 0.1660440 | Industriel |
| JCI | -0.5344615 | -0.0080000 | 0.0005276 | 0.0093152 | 0.4581822 | Industriel |
| JEC | -0.1453066 | -0.0094610 | 0.0005261 | 0.0109366 | 0.1036640 | Industriel |
| KSU | -0.1516884 | -0.0105099 | 0.0006214 | 0.0122287 | 0.1754387 | Industriel |
| LLL | -0.1227014 | -0.0071172 | 0.0004899 | 0.0087416 | 0.3809520 | Industriel |
| LMT | -0.1090813 | -0.0060714 | 0.0006540 | 0.0078205 | 0.1469201 | Industriel |
| LUV | -0.2406542 | -0.0102746 | 0.0003362 | 0.0114592 | 0.1040895 | Industriel |
| MAS | -0.1596050 | -0.0094120 | 0.0007265 | 0.0112176 | 0.1624426 | Industriel |
| MMM | -0.0895688 | -0.0053829 | 0.0006601 | 0.0071452 | 0.0736042 | Industriel |
| NLSN | -0.1689423 | -0.0071141 | 0.0000000 | 0.0082920 | 0.0998799 | Industriel |
| NOC | -0.0260600 | -0.0185378 | -0.0110157 | -0.0034935 | 0.0040286 | Industriel |
| NSC | -0.1048780 | -0.0086770 | 0.0008516 | 0.0105075 | 0.1541330 | Industriel |
| PCAR | -0.1144983 | -0.0092484 | 0.0003466 | 0.0109465 | 0.1098829 | Industriel |
| PH | -0.1168015 | -0.0084174 | 0.0005012 | 0.0096981 | 0.1119962 | Industriel |
| PNR | -0.1505793 | -0.0083790 | 0.0006458 | 0.0103548 | 0.1505216 | Industriel |
| PWR | -0.6805252 | -0.0115551 | 0.0007174 | 0.0126702 | 0.2825279 | Industriel |
| RHI | -0.1226458 | -0.0096509 | 0.0004190 | 0.0112301 | 0.1767906 | Industriel |
| ROK | -0.1486343 | -0.0088761 | 0.0007500 | 0.0108456 | 0.1208383 | Industriel |
| ROP | -0.1119046 | -0.0071197 | 0.0008481 | 0.0088577 | 0.1202699 | Industriel |
| RSG | 0.0023106 | 0.0025013 | 0.0026921 | 0.0028828 | 0.0030736 | Industriel |
| RTN | -0.0924195 | -0.0065943 | 0.0008512 | 0.0081413 | 0.2676058 | Industriel |
| SRCL | -0.2150485 | -0.0071976 | 0.0004344 | 0.0083520 | 0.1382438 | Industriel |
| TDG | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | 0.0017264 | Industriel |
| TXT | -0.2372095 | -0.0094080 | 0.0002449 | 0.0106049 | 0.1757844 | Industriel |
| UAL | -0.2147505 | -0.0139357 | 0.0001664 | 0.0164276 | 0.1876485 | Industriel |
| UNP | -0.0667216 | -0.0073734 | 0.0004465 | 0.0093231 | 0.0814315 | Industriel |
| UPS | -0.1024999 | -0.0052352 | 0.0002498 | 0.0061983 | 0.0797744 | Industriel |
| URI | -0.2153016 | -0.0131263 | 0.0011436 | 0.0163265 | 0.1792285 | Industriel |
| UTX | -0.2613292 | -0.0064407 | 0.0005912 | 0.0078036 | 0.0982981 | Industriel |
| VRSK | -0.0954811 | -0.0051968 | 0.0005384 | 0.0064865 | 0.0953504 | Industriel |
| WM | -0.1280361 | -0.0054823 | 0.0006160 | 0.0066933 | 0.0786421 | Industriel |
| XYL | -0.1025997 | -0.0069207 | 0.0007715 | 0.0089333 | 0.1244382 | Industriel |
| AAPL | -0.1717125 | -0.0091826 | 0.0008908 | 0.0121679 | 0.1315725 | Technologies de l'information |
| ACN | -0.1254339 | -0.0073135 | 0.0007465 | 0.0090271 | 0.1537933 | Technologies de l'information |
| ADBE | -0.2975792 | -0.0098657 | 0.0006296 | 0.0113728 | 0.2397212 | Technologies de l'information |
| ADI | -0.1620688 | -0.0102583 | 0.0003607 | 0.0107146 | 0.1595746 | Technologies de l'information |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ADP | -0.2357918 | -0.0060690 | 0.0004192 | 0.0072735 | 0.0910548 | Technologies de l'information |
| ADS | -0.1936790 | -0.0083801 | 0.0009541 | 0.0100905 | 0.2461881 | Technologies de l'information |
| ADSK | -0.1871750 | -0.0106611 | 0.0010977 | 0.0127565 | 0.1613404 | Technologies de l'information |
| AKAM | -0.2184874 | -0.0137805 | 0.0000000 | 0.0145464 | 0.4569536 | Technologies de l'information |
| AMAT | -0.1401813 | -0.0114502 | 0.0001775 | 0.0125658 | 0.2563294 | Technologies de l'information |
| AMD | -0.3240223 | -0.0176471 | 0.0000000 | 0.0188088 | 0.5229008 | Technologies de l'information |
| ANSS | -0.1554404 | -0.0087319 | 0.0009968 | 0.0105240 | 0.1735700 | Technologies de l'information |
| APH | -0.1038650 | -0.0081340 | 0.0003312 | 0.0091182 | 0.1475857 | Technologies de l'information |
| ATVI | -0.1919897 | -0.0105395 | 0.0008672 | 0.0124276 | 0.1887742 | Technologies de l'information |
| AVGO | -0.1146400 | -0.0104243 | 0.0013452 | 0.0125863 | 0.1470536 | Technologies de l'information |
| CA | -0.2086190 | -0.0079436 | 0.0003701 | 0.0090396 | 0.2190080 | Technologies de l'information |
| CDNS | -0.2075472 | -0.0096154 | 0.0005438 | 0.0103149 | 0.1600832 | Technologies de l'information |
| CRM | -0.2714819 | -0.0109135 | 0.0003922 | 0.0132457 | 0.1899718 | Technologies de l'information |
| CSCO | -0.1621067 | -0.0083882 | 0.0005190 | 0.0099760 | 0.2438839 | Technologies de l'information |
| CSRA | -0.0710228 | -0.0085137 | 0.0003128 | 0.0090293 | 0.3105126 | Technologies de l'information |
| CTSH | -0.2396527 | -0.0096767 | 0.0008421 | 0.0121265 | 0.2023502 | Technologies de l'information |
| CTXS | -0.2137635 | -0.0112955 | 0.0008746 | 0.0120446 | 0.2127312 | Technologies de l'information |
| DXC | -0.3955638 | -0.0086665 | 0.0005381 | 0.0094955 | 0.7011473 | Technologies de l'information |
| EA | -0.1688018 | -0.0110803 | 0.0005075 | 0.0121851 | 0.2103388 | Technologies de l'information |
| EBAY | -0.1913634 | -0.0106384 | 0.0005567 | 0.0119844 | 0.3038277 | Technologies de l'information |
| FB | -0.1169460 | -0.0091615 | 0.0009812 | 0.0118583 | 0.2961147 | Technologies de l'information |
| FFIV | -0.2176724 | -0.0131342 | 0.0007628 | 0.0144286 | 0.3970588 | Technologies de l'information |
| FIS | -0.3274646 | -0.0063956 | 0.0007062 | 0.0079872 | 0.1547618 | Technologies de l'information |
| FISV | -0.1336761 | -0.0068847 | 0.0008351 | 0.0084438 | 0.1651455 | Technologies de l'information |
| FLIR | -0.1678560 | -0.0093957 | 0.0003845 | 0.0107364 | 0.3301878 | Technologies de l'information |
| GLW | -0.3522267 | -0.0113633 | 0.0000000 | 0.0120969 | 0.2164496 | Technologies de l'information |
| GOOG | -0.0847520 | -0.0066667 | 0.0006982 | 0.0092578 | 0.1605243 | Technologies de l'information |
| GOOGL | -0.0847520 | -0.0066927 | 0.0007965 | 0.0092505 | 0.1625843 | Technologies de l'information |
| GPN | -0.1622833 | -0.0078071 | 0.0008925 | 0.0096909 | 0.1304345 | Technologies de l'information |
| HPE | -0.0771158 | -0.0089648 | 0.0013672 | 0.0108021 | 0.1352943 | Technologies de l'information |
| HPQ | -0.2002711 | -0.0093607 | 0.0004963 | 0.0105443 | 0.1728833 | Technologies de l'information |
| HRS | -0.1703704 | -0.0077948 | 0.0011876 | 0.0094698 | 0.1740733 | Technologies de l'information |
| IBM | -0.1011828 | -0.0064246 | 0.0002456 | 0.0070000 | 0.1202328 | Technologies de l'information |
| INTC | -0.1851850 | -0.0096438 | 0.0004581 | 0.0103477 | 0.2012287 | Technologies de l'information |
| INTU | -0.2943786 | -0.0079592 | 0.0007566 | 0.0092173 | 0.2237689 | Technologies de l'information |
| IPGP | -0.1579511 | -0.0116063 | 0.0010939 | 0.0134484 | 0.3703597 | Technologies de l'information |
| IT | -0.1788831 | -0.0083319 | 0.0008060 | 0.0103412 | 0.1680851 | Technologies de l'information |
| JNPR | -0.2088545 | -0.0134908 | 0.0004209 | 0.0130747 | 0.3052769 | Technologies de l'information |
| KLAC | -0.1158728 | -0.0106444 | 0.0008357 | 0.0118492 | 0.2509154 | Technologies de l'information |
| LRCX | -0.1461296 | -0.0124581 | 0.0009450 | 0.0146532 | 0.2000002 | Technologies de l'information |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MA | -0.1058980 | -0.0070477 | 0.0014692 | 0.0093840 | 0.1480432 | Technologies de l'information |
| MCHP | -0.1225294 | -0.0102981 | 0.0008470 | 0.0116114 | 0.2378221 | Technologies de l'information |
| MSFT | -0.1139955 | -0.0073556 | 0.0003359 | 0.0082760 | 0.1111787 | Technologies de l'information |
| MSI | -0.2307695 | -0.0090429 | 0.0003342 | 0.0097910 | 0.1913583 | Technologies de l'information |
| MU | -0.2304217 | -0.0162576 | 0.0000000 | 0.0179622 | 0.2344322 | Technologies de l'information |
| NFLX | -0.4090647 | -0.0143289 | 0.0001789 | 0.0171539 | 0.4222351 | Technologies de l'information |
| NTAP | -0.1999305 | -0.0126904 | 0.0005007 | 0.0131836 | 0.2765957 | Technologies de l'information |
| NVDA | -0.3523352 | -0.0141358 | 0.0008503 | 0.0160225 | 0.3306349 | Technologies de l'information |
| ORCL | -0.2105263 | -0.0088389 | 0.0002494 | 0.0099142 | 0.2132702 | Technologies de l'information |
| PAYX | -0.1318214 | -0.0070854 | 0.0003407 | 0.0080747 | 0.0996007 | Technologies de l'information |
| PYPL | -0.0811064 | -0.0077044 | 0.0005188 | 0.0101922 | 0.1012722 | Technologies de l'information |
| QCOM | -0.1525060 | -0.0100213 | 0.0001772 | 0.0104885 | 0.1866939 | Technologies de l'information |
| QRVO | -0.1416915 | -0.0134292 | 0.0000000 | 0.0142428 | 0.2322537 | Technologies de l'information |
| RHT | -0.2398770 | -0.0118535 | 0.0002143 | 0.0132723 | 0.2986070 | Technologies de l'information |
| SNPS | -0.3115602 | -0.0075532 | 0.0007784 | 0.0085850 | 0.1593367 | Technologies de l'information |
| STX | -0.2447458 | -0.0121749 | 0.0014641 | 0.0147938 | 0.2786070 | Technologies de l'information |
| SWKS | -0.2223905 | -0.0166006 | 0.0004561 | 0.0175369 | 0.3537546 | Technologies de l'information |
| SYMC | -0.3655197 | -0.0090045 | 0.0008334 | 0.0112763 | 0.1793158 | Technologies de l'information |
| TEL | -0.0901587 | -0.0070025 | 0.0009853 | 0.0094996 | 0.1373511 | Technologies de l'information |
| TSS | -0.2104031 | -0.0073650 | 0.0006511 | 0.0087270 | 0.1064997 | Technologies de l'information |
| TXN | -0.1822425 | -0.0099171 | 0.0006632 | 0.0107649 | 0.1486487 | Technologies de l'information |
| V | -0.1267219 | -0.0067565 | 0.0012806 | 0.0089889 | 0.1499735 | Technologies de l'information |
| VRSN | -0.4577850 | -0.0096952 | 0.0005699 | 0.0107599 | 0.3040938 | Technologies de l'information |
| WDC | -0.2091839 | -0.0139760 | 0.0005773 | 0.0158516 | 0.2774727 | Technologies de l'information |
| WU | -0.2900167 | -0.0083894 | 0.0005641 | 0.0088318 | 0.1338473 | Technologies de l'information |
| XLNX | -0.1667397 | -0.0103504 | 0.0004098 | 0.0113138 | 0.1806360 | Technologies de l'information |
| XRX | -0.0071801 | -0.0058737 | -0.0045673 | -0.0032609 | -0.0019545 | Technologies de l'information |
| ALB | -0.1372584 | -0.0086062 | 0.0009625 | 0.0106449 | 0.1219303 | Matériaux |
| APD | -0.0800195 | -0.0068606 | 0.0005106 | 0.0083440 | 0.0803813 | Matériaux |
| AVY | -0.1467191 | -0.0072087 | 0.0007148 | 0.0083784 | 0.1040620 | Matériaux |
| BLL | -0.1027694 | -0.0070590 | 0.0005983 | 0.0085838 | 0.1199715 | Matériaux |
| CF | -0.1314386 | -0.0121417 | 0.0008911 | 0.0143957 | 0.1176794 | Matériaux |
| DWDP | -0.1057847 | -0.0091493 | 0.0005844 | 0.0103984 | 0.1843081 | Matériaux |
| ECL | -0.0869184 | -0.0062254 | 0.0005819 | 0.0076484 | 0.1265511 | Matériaux |
| EMN | -0.0922098 | -0.0085082 | 0.0005764 | 0.0099710 | 0.2086985 | Matériaux |
| FCX | -0.2033271 | -0.0141115 | 0.0011003 | 0.0165398 | 0.2866161 | Matériaux |
| FMC | -0.2454400 | -0.0088495 | 0.0005096 | 0.0101449 | 0.1385816 | Matériaux |
| IFF | -0.1286744 | -0.0062052 | 0.0005470 | 0.0078030 | 0.0971337 | Matériaux |
| IP | -0.1201814 | -0.0091626 | 0.0004767 | 0.0106264 | 0.2188367 | Matériaux |
| LYB | -0.1401388 | -0.0090366 | 0.0013502 | 0.0120155 | 0.1325303 | Matériaux |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MLM | -0.0847556 | -0.0095331 | 0.0004886 | 0.0106972 | 0.1517289 | Matériaux |
| MON | -0.1513874 | -0.0077731 | 0.0003886 | 0.0091690 | 0.1106194 | Matériaux |
| MOS | -0.1727717 | -0.0125786 | 0.0000000 | 0.0129356 | 0.1342995 | Matériaux |
| NEM | -0.1222814 | -0.0129111 | 0.0000000 | 0.0135478 | 0.1140660 | Matériaux |
| NUE | -0.1921188 | -0.0105417 | 0.0006844 | 0.0126960 | 0.1216662 | Matériaux |
| PKG | -0.1295525 | -0.0081969 | 0.0006308 | 0.0096267 | 0.1864275 | Matériaux |
| PPG | -0.0016685 | 0.0037358 | 0.0091402 | 0.0145446 | 0.0199489 | Matériaux |
| PX | -0.0924372 | -0.0067818 | 0.0004712 | 0.0079150 | 0.1026091 | Matériaux |
| SEE | -0.4175271 | -0.0082691 | 0.0006469 | 0.0094438 | 0.5604567 | Matériaux |
| SHW | -0.2078784 | -0.0069361 | 0.0008111 | 0.0085935 | 0.1270356 | Matériaux |
| VMC | -0.1031295 | -0.0096304 | 0.0001741 | 0.0105974 | 0.1535025 | Matériaux |
| WRK | -0.1491785 | -0.0090137 | 0.0015525 | 0.0100784 | 0.1146919 | Matériaux |
| AIV | -0.1422349 | -0.0071094 | 0.0008059 | 0.0086679 | 0.1568083 | Immobilier |
| AMT | -0.3542436 | -0.0088492 | 0.0007267 | 0.0100222 | 0.3466664 | Immobilier |
| ARE | -0.1107483 | -0.0062782 | 0.0008995 | 0.0081487 | 0.1046805 | Immobilier |
| AVB | -0.1317057 | -0.0064547 | 0.0007531 | 0.0080714 | 0.0948338 | Immobilier |
| BXP | -0.1193556 | -0.0065110 | 0.0006789 | 0.0080491 | 0.1042372 | Immobilier |
| CCI | -0.3882977 | -0.0088557 | 0.0000000 | 0.0103705 | 0.3121955 | Immobilier |
| DLR | -0.1526796 | -0.0071714 | 0.0012330 | 0.0097371 | 0.0965831 | Immobilier |
| DRE | -0.1431052 | -0.0072057 | 0.0007351 | 0.0089148 | 0.1344901 | Immobilier |
| EQIX | -0.4242632 | -0.0119924 | 0.0000000 | 0.0119677 | 0.5496043 | Immobilier |
| EQR | -0.1310103 | -0.0069043 | 0.0006896 | 0.0080780 | 0.1624370 | Immobilier |
| ESS | -0.0916006 | -0.0064843 | 0.0008461 | 0.0079767 | 0.0902691 | Immobilier |
| EXR | -0.1013940 | -0.0078879 | 0.0009840 | 0.0097632 | 0.1602941 | Immobilier |
| FRT | -0.1303980 | -0.0059537 | 0.0008355 | 0.0079183 | 0.1011821 | Immobilier |
| GGP | -0.4095247 | -0.0071143 | 0.0010073 | 0.0095220 | 0.3740457 | Immobilier |
| HCP | -0.1665195 | -0.0069475 | 0.0009431 | 0.0088597 | 0.1247829 | Immobilier |
| HST | -0.2465990 | -0.0090580 | 0.0008381 | 0.0105680 | 0.1677635 | Immobilier |
| IRM | -0.1584300 | -0.0071308 | 0.0000000 | 0.0084099 | 0.2005376 | Immobilier |
| KIM | -0.1064983 | -0.0070632 | 0.0009653 | 0.0090743 | 0.1312128 | Immobilier |
| MAA | -0.0898469 | -0.0057552 | 0.0007311 | 0.0077041 | 0.1253057 | Immobilier |
| MAC | -0.1940106 | -0.0069658 | 0.0011169 | 0.0089663 | 0.1866589 | Immobilier |
| O | -0.0895453 | -0.0062157 | 0.0011876 | 0.0081736 | 0.1176888 | Immobilier |
| PLD | -0.1363145 | -0.0067945 | 0.0009530 | 0.0089611 | 0.1242493 | Immobilier |
| PSA | -0.0915361 | -0.0064084 | 0.0008790 | 0.0079976 | 0.1048301 | Immobilier |
| REG | -0.1372029 | -0.0061764 | 0.0008589 | 0.0084165 | 0.1059936 | Immobilier |
| SBAC | -0.4875000 | -0.0103627 | 0.0006762 | 0.0113637 | 0.4553571 | Immobilier |
| SLG | -0.2377730 | -0.0070128 | 0.0010257 | 0.0092626 | 0.1728203 | Immobilier |
| SPG | -0.1199832 | -0.0062540 | 0.0012101 | 0.0088069 | 0.1407831 | Immobilier |
| UDR | 0.0017056 | 0.0051810 | 0.0086564 | 0.0121318 | 0.0156072 | Immobilier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| VNO | -0.1241034 | -0.0066211 | 0.0008426 | 0.0085147 | 0.1662529 | Immobilier |
| VTR | -0.2357435 | -0.0069256 | 0.0011875 | 0.0091016 | 0.1276599 | Immobilier |
| WY | -0.6184778 | -0.0085927 | 0.0004003 | 0.0095145 | 0.0842636 | Immobilier |
| CTL | -0.2259535 | -0.0074372 | 0.0005624 | 0.0080817 | 0.1335733 | Télécommunication |
| T | -0.1019491 | -0.0064250 | 0.0005046 | 0.0071487 | 0.0910917 | Télécommunication |
| VZ | -0.1184612 | -0.0066989 | 0.0003076 | 0.0073632 | 0.0927151 | Télécommunication |
| AEE | 0.0001748 | 0.0030152 | 0.0058556 | 0.0086960 | 0.0115364 | Services publics |
| AEP | -0.2278484 | -0.0058184 | 0.0008713 | 0.0073260 | 0.1984175 | Services publics |
| AES | -0.4948454 | -0.0112848 | 0.0004389 | 0.0122399 | 0.4102557 | Services publics |
| AWK | -0.0678584 | -0.0054740 | 0.0010961 | 0.0073457 | 0.0900197 | Services publics |
| CMS | -0.2892274 | -0.0066102 | 0.0009177 | 0.0081466 | 0.1632656 | Services publics |
| CNP | -0.4220924 | -0.0074842 | 0.0009049 | 0.0085410 | 0.6296296 | Services publics |
| D | -0.1278683 | -0.0053243 | 0.0005110 | 0.0071794 | 0.0874530 | Services publics |
| DTE | -0.0719176 | -0.0054713 | 0.0007867 | 0.0070533 | 0.0791789 | Services publics |
| DUK | -0.1490478 | -0.0059555 | 0.0005159 | 0.0070507 | 0.1615790 | Services publics |
| ED | -0.0672438 | -0.0051486 | 0.0007625 | 0.0064142 | 0.0946991 | Services publics |
| EIX | -0.3473098 | -0.0068283 | 0.0008219 | 0.0087244 | 0.3533336 | Services publics |
| ES | -0.1269841 | -0.0056441 | 0.0006925 | 0.0070730 | 0.0765312 | Services publics |
| ETR | -0.0889261 | -0.0061274 | 0.0005361 | 0.0075818 | 0.0831828 | Services publics |
| EXC | -0.1179387 | -0.0070542 | 0.0005556 | 0.0083250 | 0.0904584 | Services publics |
| FE | -0.0993064 | -0.0067080 | 0.0004955 | 0.0079244 | 0.1640713 | Services publics |
| LNT | -0.2338099 | -0.0055451 | 0.0009664 | 0.0076046 | 0.0810004 | Services publics |
| NEE | -0.0791587 | -0.0055534 | 0.0008228 | 0.0069129 | 0.0913606 | Services publics |
| NI | -0.1229652 | -0.0060836 | 0.0009088 | 0.0081235 | 0.0795921 | Services publics |
| NRG | -0.1795806 | -0.0097295 | 0.0006354 | 0.0108576 | 0.2938650 | Services publics |
| PCG | -0.4244286 | -0.0063982 | 0.0009012 | 0.0079132 | 0.3081757 | Services publics |
| PEG | -0.0805669 | -0.0065968 | 0.0007383 | 0.0085026 | 0.0787649 | Services publics |
| PNW | -0.0984931 | -0.0058092 | 0.0005659 | 0.0072291 | 0.0991089 | Services publics |
| PPL | 0.0049122 | 0.0054300 | 0.0059478 | 0.0064655 | 0.0069833 | Services publics |
| SCG | -0.0951113 | -0.0056818 | 0.0005207 | 0.0069411 | 0.2258812 | Services publics |
| SO | -0.0847270 | -0.0050939 | 0.0004563 | 0.0061716 | 0.0917810 | Services publics |
| SRE | -0.1164776 | -0.0060223 | 0.0008101 | 0.0076858 | 0.0937500 | Services publics |
| WEC | -0.0741531 | -0.0052734 | 0.0009551 | 0.0070806 | 0.0569069 | Services publics |
| XEL | -0.3676712 | -0.0054565 | 0.0006611 | 0.0071720 | 0.2346628 | Services publics |

Table 47: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période hors-crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | 0.0006876 | 0.0189858 | 0.3341152 | 18.031193 | 0.3640911 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | 0.0016278 | 0.0304139 | 1.6533108 | 22.991618 | 0.4266988 | Consommation discrétionnaire |
| APTV | 0.0011776 | 0.0168034 | -0.1891672 | 4.183676 | 0.6242619 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | 0.0008220 | 0.0153781 | 0.1122333 | 13.454212 | 0.4169448 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | 0.0009161 | 0.0264845 | -0.4082758 | 20.259391 | 0.4344655 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | 0.0010569 | 0.0199768 | 0.0649378 | 3.499519 | 0.6291250 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | 0.0011521 | 0.0209346 | 1.3856213 | 17.997240 | 0.6426883 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | 0.0006144 | 0.0190567 | -1.1883063 | 23.642868 | 0.6193607 | Consommation discrétionnaire |
| CHTR | 0.0011685 | 0.0169849 | 0.4468725 | 4.681303 | 0.4492003 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | 0.0006153 | 0.0175205 | 0.0639357 | 6.007899 | 0.5993003 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | 0.0012058 | 0.0227630 | 0.8363994 | 15.636078 | 0.3750078 | Consommation discrétionnaire |
| DG | 0.0183033 | NA | NaN | NaN | NA | Consommation discrétionnaire |
| DHI | 0.0009198 | 0.0244437 | 0.1000150 | 2.169065 | 0.5419723 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | 0.0006485 | 0.0168089 | 0.0750874 | 8.993657 | 0.6735100 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | 0.0006732 | 0.0173721 | -0.0269457 | 2.995319 | 0.5442746 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | 0.0006236 | 0.0177819 | -0.0781049 | 3.219309 | 0.5390100 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | 0.0007212 | 0.0223583 | 0.7388588 | 9.323400 | 0.4952159 | Consommation discrétionnaire |
| DLTR | 0.0008302 | 0.0211820 | -0.2875248 | 11.745835 | 0.4190586 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | 0.0007701 | 0.0178219 | -0.2739473 | 7.414700 | 0.4292462 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | 0.0011053 | 0.0252675 | -0.5881969 | 35.369068 | 0.4189184 | Consommation discrétionnaire |
| F | 0.0003129 | 0.0215487 | 0.1258612 | 6.057798 | 0.5577409 | Consommation discrétionnaire |
| FL | 0.0007044 | 0.0224672 | 0.1873612 | 16.657118 | 0.4544287 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | 0.0006587 | 0.0175692 | 0.3055992 | 6.002075 | 0.6686868 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | 0.0007129 | 0.0182786 | 0.4282499 | 6.043519 | 0.6443532 | Consommation discrétionnaire |
| GM | 0.0003171 | 0.0178012 | 0.0639121 | 3.280886 | 0.6297759 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | 0.0006238 | 0.0125294 | 0.1605699 | 3.980350 | 0.6610454 | Consommation discrétionnaire |
| GPS | 0.0158435 | 0.0124768 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | 0.0012040 | 0.0227569 | 0.1028821 | 11.334999 | 0.3836965 | Consommation discrétionnaire |
| GT | 0.0007126 | 0.0272126 | -0.0081457 | 5.134730 | 0.5717015 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | 0.0007854 | 0.0167987 | 0.5156143 | 6.510857 | 0.4778790 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | 0.0010707 | 0.0206243 | 0.0778644 | 7.895048 | 0.5119001 | Consommation discrétionnaire |
| HD | 0.0006332 | 0.0163443 | 0.0255784 | 7.240691 | 0.6283096 | Consommation discrétionnaire |
| HLT | 0.0006866 | 0.0144832 | -0.0418748 | 1.799337 | 0.5889209 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | 0.0005679 | 0.0201887 | 0.2126725 | 7.162833 | 0.6047935 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | 0.0003997 | 0.0232109 | -0.3332457 | 17.182112 | 0.5521539 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | 0.0009756 | 0.0215567 | 0.0784746 | 5.368073 | 0.5425171 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| KMX | 0.0013717 | 0.0260061 | 0.7892617 | 7.334014 | 0.4630160 | Consommation discrétionnaire |
| KORS | 0.0009548 | 0.0248821 | 1.4979974 | 26.998463 | 0.3156209 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | 0.0003309 | 0.0199825 | -0.3428242 | 8.075494 | 0.4569631 | Consommation discrétionnaire |
| LB | 0.0007948 | 0.0207610 | -0.1896137 | 5.550995 | 0.5323351 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | 0.0005675 | 0.0159877 | 0.1560461 | 9.046903 | 0.6250272 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | 0.0009717 | 0.0239255 | 0.4052485 | 3.913411 | 0.5613842 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | 0.0010154 | 0.0196874 | 0.1125170 | 8.241942 | 0.5045545 | Consommation discrétionnaire |
| LOW | 0.0007935 | 0.0178586 | 0.4375132 | 6.677316 | 0.5878820 | Consommation discrétionnaire |
| M | 0.0007151 | 0.0217379 | 0.0175198 | 5.496754 | 0.5310367 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | 0.0009052 | 0.0178378 | -0.1155079 | 8.480876 | 0.6756653 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | 0.0004535 | 0.0185765 | 0.5097981 | 14.139257 | 0.4113911 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | 0.0005428 | 0.0129755 | -0.0496768 | 7.670334 | 0.4492368 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | 0.0012294 | 0.0284024 | 0.9138074 | 21.542015 | 0.5222273 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | 0.0009902 | 0.0200844 | 0.9889551 | 15.128240 | 0.5870780 | Consommation discrétionnaire |
| NCLH | 0.0007858 | 0.0191731 | -0.0797115 | 4.104264 | 0.4383497 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | 0.0009705 | 0.0159704 | -0.0283679 | 11.083579 | 0.5159634 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | 0.0006156 | 0.0181096 | -0.7489098 | 26.735104 | 0.5073617 | Consommation discrétionnaire |
| NWS | 0.0001814 | 0.0148692 | 0.1890015 | 3.269690 | 0.5671769 | Consommation discrétionnaire |
| NWSA | 0.0001641 | 0.0153480 | 0.0355428 | 3.763054 | 0.5866224 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | 0.0005454 | 0.0161661 | -0.3007394 | 12.162160 | 0.6257972 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | 0.0009035 | 0.0180721 | 0.1841115 | 10.795925 | 0.4467098 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | 0.0007701 | 0.0253840 | 0.2244818 | 2.407375 | 0.5554768 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | 0.0011016 | 0.0224608 | 0.4796433 | 5.734439 | 0.4903979 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | 0.0010948 | 0.0256542 | -0.7392459 | 19.555308 | 0.5803958 | Consommation discrétionnaire |
| RL | 0.0007661 | 0.0209477 | -0.0124419 | 9.649057 | 0.4893750 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | 0.0011025 | 0.0179056 | 0.1649900 | 3.793297 | 0.4821036 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | 0.0010346 | 0.0181471 | 0.6214791 | 7.551127 | 0.5419999 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | 0.0008698 | 0.0238595 | -0.0143007 | 15.527364 | 0.3272688 | Consommation discrétionnaire |
| SNA | 0.0007885 | 0.0157723 | 0.4189790 | 9.501871 | 0.6490540 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | 0.0007764 | 0.0171194 | 0.0875051 | 6.415245 | 0.6425649 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | 0.0005122 | 0.0169674 | 0.2229309 | 5.336786 | 0.5302816 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | 0.0007462 | 0.0216068 | 0.2313375 | 10.480757 | 0.6134571 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | 0.0008470 | 0.0156743 | 0.4444362 | 4.140634 | 0.5294287 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | 0.0012679 | 0.0233020 | -0.0620156 | 8.508729 | 0.5143810 | Consommation discrétionnaire |
| TRIP | 0.0005649 | 0.0273521 | 0.5894427 | 17.453406 | 0.3583537 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | 0.0015404 | 0.0222365 | 1.1557627 | 10.530787 | 0.4270886 | Consommation discrétionnaire |
| TWX | 0.0004983 | 0.0193739 | 0.1005130 | 10.520196 | 0.5816630 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | 0.0014443 | 0.0275342 | -0.0398541 | 12.120593 | 0.4482689 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | 0.0018340 | 0.0245366 | 1.1372078 | 13.997343 | 0.4205432 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | 0.0010600 | 0.0159180 | -0.0405952 | 6.120070 | 0.5458045 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| VIAB | 0.0003794 | 0.0188725 | -0.7165244 | 11.959036 | 0.5553251 | Consommation discrétionnaire |
| WHR | 0.0008591 | 0.0207625 | 0.1269036 | 4.899339 | 0.6014225 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | 0.0013163 | 0.0206061 | 1.9549607 | 37.704288 | 0.6618761 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | 0.0015775 | 0.0259088 | 0.5695271 | 5.025826 | 0.4826849 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | 0.0009060 | 0.0160268 | -0.6484299 | 16.728745 | 0.4778131 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | 0.0005947 | 0.0170277 | -0.3198972 | 6.023373 | 0.4629344 | Consommation de base |
| CAG | 0.0005090 | 0.0123641 | -1.1301949 | 21.187971 | 0.3885217 | Consommation de base |
| CHD | 0.0008552 | 0.0133676 | -0.1235366 | 12.832401 | 0.3856950 | Consommation de base |
| CL | 0.0004322 | 0.0114237 | -0.2559927 | 6.925923 | 0.4425793 | Consommation de base |
| CLX | 0.0005054 | 0.0116030 | -0.0628274 | 6.615978 | 0.3855962 | Consommation de base |
| COST | 0.0006426 | 0.0148942 | -0.3482780 | 10.010920 | 0.5557229 | Consommation de base |
| COTY | 0.0002469 | 0.0201362 | 1.5575197 | 16.013059 | 0.2766274 | Consommation de base |
| CPB | 0.0003069 | 0.0119399 | -0.1341877 | 5.358017 | 0.4185051 | Consommation de base |
| CVS | 0.0004727 | 0.0163757 | -1.6367307 | 22.353322 | 0.4457268 | Consommation de base |
| DPS | 0.0009902 | 0.0133056 | 2.2583229 | 38.225105 | 0.4028256 | Consommation de base |
| EL | 0.0008182 | 0.0166075 | 1.1998671 | 14.622469 | 0.4549611 | Consommation de base |
| GIS | 0.0004330 | 0.0106308 | -0.6805991 | 7.071546 | 0.3915623 | Consommation de base |
| HRL | 0.0008415 | 0.0127277 | -0.1049405 | 4.891192 | 0.4284474 | Consommation de base |
| HSY | 0.0005135 | 0.0122262 | 2.4757679 | 60.484559 | 0.3399329 | Consommation de base |
| K | 0.0004649 | 0.0112187 | 0.0173110 | 5.124518 | 0.3917618 | Consommation de base |
| KHC | -0.0001303 | 0.0130233 | 0.7217392 | 7.626482 | 0.5606706 | Consommation de base |
| KMB | 0.0003897 | 0.0108094 | -0.5804054 | 7.999225 | 0.4446607 | Consommation de base |
| KO | 0.0003620 | 0.0106461 | -0.4100742 | 5.902495 | 0.5040805 | Consommation de base |
| KR | 0.0004176 | 0.0161297 | -1.1379387 | 12.166016 | 0.3851799 | Consommation de base |
| MDLZ | 0.0004352 | 0.0126560 | -0.2377834 | 7.136328 | 0.4268738 | Consommation de base |
| MKC | 0.0006628 | 0.0114759 | -0.3136660 | 6.946107 | 0.4428978 | Consommation de base |
| MNST | 0.0021365 | 0.0291761 | 1.0210937 | 13.959361 | 0.2351788 | Consommation de base |
| MO | 0.0007553 | 0.0131949 | -0.6220190 | 11.223682 | 0.3700318 | Consommation de base |
| PEP | 0.0004124 | 0.0106899 | 0.5181777 | 16.280179 | 0.4720374 | Consommation de base |
| PG | 0.0017327 | 0.0063517 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Consommation de base |
| PM | 0.0005989 | 0.0117890 | -0.8434960 | 15.772398 | 0.5398100 | Consommation de base |
| SJM | 0.0006557 | 0.0139232 | 1.3949350 | 23.500093 | 0.4075396 | Consommation de base |
| STZ | 0.0012486 | 0.0188579 | 2.0674847 | 51.996846 | 0.3720312 | Consommation de base |
| SYY | 0.0004636 | 0.0128857 | 0.2922611 | 7.175900 | 0.4809678 | Consommation de base |
| TAP | 0.0004179 | 0.0148412 | -0.3512600 | 15.057726 | 0.3778394 | Consommation de base |
| TSN | 0.0008390 | 0.0193408 | -0.0537198 | 8.897898 | 0.3567217 | Consommation de base |
| WBA | 0.0004130 | 0.0155315 | -0.1140883 | 6.382264 | 0.4730932 | Consommation de base |
| WMT | 0.0002366 | 0.0126174 | 0.1766488 | 7.241947 | 0.5279080 | Consommation de base |
| ANDV | 0.0015881 | 0.0312124 | 0.2079873 | 12.406318 | 0.4121112 | Énergie |
| APA | 0.0003615 | 0.0206106 | 0.0289264 | 2.149640 | 0.4860977 | Énergie |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| APC | 0.0004748 | 0.0221700 | -0.1918135 | 5.417531 | 0.4990025 | Énergie |
| BHGE | 0.0005387 | 0.0221445 | 0.0547889 | 2.671895 | 0.5098219 | Énergie |
| CHK | 0.0135141 | 0.0001291 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Énergie |
| COG | 0.0010039 | 0.0235460 | 0.2624626 | 2.715096 | 0.4611329 | Énergie |
| COP | 0.0007832 | 0.0165686 | -0.0997214 | 2.334487 | 0.5390972 | Énergie |
| CVX | 0.0005850 | 0.0135171 | -0.1618740 | 1.877276 | 0.6221228 | Énergie |
| CXO | 0.0010554 | 0.0240334 | -0.0486742 | 2.556010 | 0.5840391 | Énergie |
| DVN | 0.0004373 | 0.0221460 | 0.1081931 | 3.232326 | 0.4705117 | Énergie |
| EOG | 0.0008503 | 0.0210137 | 0.0743869 | 1.863414 | 0.5012739 | Énergie |
| EQT | 0.0006263 | 0.0174589 | 0.0218042 | 2.899772 | 0.4858324 | Énergie |
| FTI | 0.0008351 | 0.0215867 | 0.0011498 | 2.526854 | 0.5412339 | Énergie |
| HAL | 0.0008267 | 0.0250913 | -0.7099958 | 27.088992 | 0.5009788 | Énergie |
| HES | 0.0005362 | 0.0209253 | -0.2807074 | 3.113339 | 0.5169203 | Énergie |
| HP | 0.0007526 | 0.0236614 | 0.0191554 | 1.364745 | 0.4977374 | Énergie |
| KMI | -0.0000401 | 0.0179847 | 0.4609241 | 8.362297 | 0.4822950 | Énergie |
| MPC | 0.0012620 | 0.0219461 | -0.2117605 | 3.275393 | 0.5721357 | Énergie |
| MRO | 0.0008161 | 0.0220372 | 0.1649810 | 5.195038 | 0.5016756 | Énergie |
| NBL | 0.0005438 | 0.0202900 | -0.0297290 | 1.754831 | 0.4969836 | Énergie |
| NFX | 0.0004976 | 0.0246958 | -0.1638496 | 3.520361 | 0.4465087 | Énergie |
| NOV | 0.0006452 | 0.0240533 | -0.1143603 | 2.100687 | 0.4844378 | Énergie |
| OKE | 0.0010585 | 0.0180650 | 0.7803049 | 15.851493 | 0.5117484 | Énergie |
| OXY | 0.0007621 | 0.0167328 | 0.0024098 | 1.711013 | 0.5643064 | Énergie |
| PSX | 0.0010228 | 0.0163282 | 0.0157045 | 2.254588 | 0.5802187 | Énergie |
| PXD | 0.0010509 | 0.0233145 | 0.2014956 | 2.561879 | 0.4986536 | Énergie |
| RRC | 0.0006286 | 0.0270115 | 0.3111917 | 3.162493 | 0.3908935 | Énergie |
| SLB | 0.0005785 | 0.0193203 | 0.0635283 | 1.824193 | 0.5671672 | Énergie |
| VLO | 0.0013045 | 0.0221741 | -0.1131639 | 3.366194 | 0.4858224 | Énergie |
| WMB | 0.0010561 | 0.0381895 | 3.7472780 | 156.744955 | 0.4078950 | Énergie |
| XEC | 0.0008878 | 0.0217657 | 0.1790726 | 2.844278 | 0.5260342 | Énergie |
| XOM | 0.0003937 | 0.0128358 | -0.1236594 | 3.256061 | 0.6581274 | Énergie |
| AFL | 0.0007458 | 0.0175491 | 0.6430912 | 11.566319 | 0.6479919 | Financier |
| AIG | 0.0004441 | 0.0263502 | 3.8899167 | 99.692277 | 0.4834414 | Financier |
| AIZ | 0.0008155 | 0.0153089 | -0.4825974 | 8.670081 | 0.5866730 | Financier |
| AJG | 0.0005742 | 0.0144550 | 0.2482466 | 17.634473 | 0.5083890 | Financier |
| ALL | 0.0006196 | 0.0139852 | -0.1142519 | 8.242400 | 0.5862750 | Financier |
| AMG | 0.0008184 | 0.0203265 | 0.5012610 | 8.486560 | 0.7317928 | Financier |
| AMP | -0.0016600 | 0.0097465 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Financier |
| AON | 0.0005922 | 0.0165305 | -1.1111131 | 48.277625 | 0.5119055 | Financier |
| AXP | 0.0007004 | 0.0179956 | 0.4112044 | 10.606905 | 0.7129925 | Financier |
| BAC | 0.0007862 | 0.0202662 | -0.2062785 | 15.169147 | 0.6629181 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| BBT | 0.0005090 | 0.0156270 | 0.0467360 | 9.184264 | 0.6916290 | Financier |
| BEN | 0.0006718 | 0.0172872 | 0.0488505 | 3.635667 | 0.7709738 | Financier |
| BK | 0.0002870 | 0.0177557 | -0.0812248 | 6.422674 | 0.7101440 | Financier |
| BLK | 0.0009062 | 0.0175955 | 0.2641928 | 4.536650 | 0.5652921 | Financier |
| C | 0.0003609 | 0.0207826 | -0.1090345 | 8.464858 | 0.7226321 | Financier |
| CB | 0.0006487 | 0.0165727 | 0.5018647 | 12.134997 | 0.5649594 | Financier |
| CBOE | 0.0007718 | 0.0145864 | -0.2793230 | 4.536453 | 0.4082419 | Financier |
| CFG | 0.0008751 | 0.0168859 | -0.4343909 | 2.785089 | 0.5930991 | Financier |
| CINF | 0.0005121 | 0.0127461 | 0.0456603 | 5.124047 | 0.6868762 | Financier |
| CMA | 0.0006407 | 0.0184298 | -0.3742097 | 10.538690 | 0.6485960 | Financier |
| CME | 0.0014638 | 0.0179948 | 0.2179498 | 4.172522 | 0.5008182 | Financier |
| COF | 0.0007708 | 0.0242994 | -1.0393787 | 28.362852 | 0.6086280 | Financier |
| DFS | 0.0010960 | 0.0193463 | -0.0513186 | 5.387167 | 0.6934973 | Financier |
| ETFC | 0.0009601 | 0.0308478 | 0.2718275 | 10.279804 | 0.6004168 | Financier |
| FITB | 0.0007786 | 0.0219153 | 5.0787341 | 141.271184 | 0.5901931 | Financier |
| GS | 0.0005147 | 0.0178047 | 0.0826808 | 4.250489 | 0.7312253 | Financier |
| HBAN | 0.0007800 | 0.0206977 | 1.2759876 | 27.083428 | 0.5873924 | Financier |
| HIG | 0.0007788 | 0.0215477 | 0.6420224 | 12.002073 | 0.6586500 | Financier |
| HRB | 0.0006246 | 0.0192531 | -0.2631160 | 9.007404 | 0.4366754 | Financier |
| ICE | 0.0012838 | 0.0208386 | 0.2095877 | 6.498609 | 0.4895677 | Financier |
| IVZ | 0.0004146 | 0.0242166 | 0.2931066 | 5.062483 | 0.6871290 | Financier |
| JPM | 0.0006174 | 0.0190757 | 0.3138018 | 8.321672 | 0.7627181 | Financier |
| KEY | 0.0005724 | 0.0195436 | 0.2822608 | 12.149912 | 0.6328227 | Financier |
| L | 0.0005974 | 0.0136531 | 0.0866822 | 5.029740 | 0.6736681 | Financier |
| LNC | 0.0009064 | 0.0222546 | 1.1322468 | 18.413961 | 0.7009157 | Financier |
| LUK | 0.0006099 | 0.0173912 | -0.0731679 | 4.996658 | 0.6491159 | Financier |
| MCO | 0.0010268 | 0.0177599 | -0.0452033 | 5.879846 | 0.5563889 | Financier |
| MET | 0.0005857 | 0.0189312 | 0.1388916 | 5.820133 | 0.6806836 | Financier |
| MMC | 0.0003830 | 0.0150258 | -1.3059124 | 25.951896 | 0.6283483 | Financier |
| MS | 0.0005017 | 0.0225233 | 0.2598005 | 5.323354 | 0.7432950 | Financier |
| MTB | 0.0006414 | 0.0152950 | 0.0988744 | 6.368579 | 0.6588760 | Financier |
| NAVI | 0.0001612 | 0.0210491 | 0.0173731 | 8.103270 | 0.4538387 | Financier |
| NDAQ | 0.0008926 | 0.0223706 | 0.8178193 | 13.536215 | 0.4083380 | Financier |
| NTRS | 0.0002860 | 0.0165546 | 0.0481018 | 3.910501 | 0.7286704 | Financier |
| PBCT | 0.0007906 | 0.0139423 | 0.3893457 | 5.140477 | 0.5327882 | Financier |
| PFG | 0.0009345 | 0.0194742 | 0.4403025 | 11.793332 | 0.6995096 | Financier |
| PGR | 0.0007905 | 0.0136816 | 0.5870150 | 6.595748 | 0.6030946 | Financier |
| PNC | 0.0005936 | 0.0171664 | 0.3673711 | 11.476593 | 0.6738052 | Financier |
| PRU | 0.0009267 | 0.0188020 | 0.3407220 | 9.660858 | 0.7043886 | Financier |
| RE | 0.0005373 | 0.0143483 | 0.4689001 | 10.450135 | 0.5138332 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| RF | 0.0007648 | 0.0221925 | 1.2798109 | 28.447653 | 0.6087684 | Financier |
| RJF | 0.0008144 | 0.0195269 | 0.0733768 | 3.975363 | 0.7134980 | Financier |
| SCHW | 0.0005354 | 0.0237208 | 0.6428605 | 7.020645 | 0.6981993 | Financier |
| SPGI | 0.0008871 | 0.0155834 | -0.3156294 | 6.409244 | 0.5714805 | Financier |
| STI | 0.0007155 | 0.0193413 | 0.4664412 | 14.934531 | 0.6598805 | Financier |
| STT | 0.0005130 | 0.0188471 | 0.3248793 | 6.997674 | 0.7127060 | Financier |
| SYF | 0.0005693 | 0.0167958 | -1.3505211 | 12.854734 | 0.5101008 | Financier |
| TMK | 0.0007736 | 0.0139770 | 0.1924496 | 10.985079 | 0.6992355 | Financier |
| TROW | 0.0008194 | 0.0181971 | 0.2812974 | 4.087710 | 0.7758757 | Financier |
| TRV | 0.0004961 | 0.0144409 | 0.1710017 | 7.161814 | 0.6038756 | Financier |
| UNM | 0.0006123 | 0.0209875 | -1.9542237 | 42.710281 | 0.5779750 | Financier |
| USB | 0.0005919 | 0.0160975 | 0.1807000 | 15.946946 | 0.6819628 | Financier |
| WFC | 0.0005986 | 0.0163112 | 1.0338572 | 20.250184 | 0.6778442 | Financier |
| WLTW | 0.0006078 | 0.0143002 | 0.0145068 | 7.275439 | 0.4232256 | Financier |
| XL | 0.0007250 | 0.0183011 | 1.1840111 | 23.134894 | 0.5604775 | Financier |
| ZION | 0.0006998 | 0.0216378 | 1.0531982 | 19.237306 | 0.5851436 | Financier |
| A | 0.0006280 | 0.0232407 | 0.0461779 | 9.446065 | 0.6341510 | Santé |
| ABBV | 0.0010563 | 0.0171888 | -0.0917520 | 8.042379 | 0.5119721 | Santé |
| ABC | 0.0007622 | 0.0160112 | -0.5220278 | 6.503399 | 0.3972860 | Santé |
| ABT | 0.0005685 | 0.0136547 | -0.4804940 | 10.396783 | 0.4893691 | Santé |
| AET | 0.0010827 | 0.0191451 | -0.3687947 | 11.498496 | 0.4307249 | Santé |
| AGN | 0.0005429 | 0.0190930 | -2.1793518 | 51.841581 | 0.3725194 | Santé |
| ALGN | 0.0017025 | 0.0389090 | 1.4495331 | 23.574488 | 0.3246109 | Santé |
| ALXN | 0.0009268 | 0.0301118 | 0.5978816 | 14.404167 | 0.4225938 | Santé |
| AMGN | 0.0004683 | 0.0177808 | 0.5489742 | 7.090174 | 0.5226387 | Santé |
| ANTM | 0.0009924 | 0.0167257 | -0.2476881 | 3.316427 | 0.4590416 | Santé |
| BAX | 0.0005339 | 0.0153168 | -2.3254770 | 34.767262 | 0.4311818 | Santé |
| BDX | 0.0043975 | 0.0147332 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Santé |
| BIIB | 0.0007420 | 0.0249647 | -1.0584023 | 28.030512 | 0.4697921 | Santé |
| BMY | 0.0002903 | 0.0156984 | -0.9198679 | 10.965253 | 0.4520438 | Santé |
| BSX | 0.0006737 | 0.0202965 | 0.2475545 | 6.238884 | 0.4338408 | Santé |
| CAH | 0.0004506 | 0.0163973 | -1.0818144 | 25.113663 | 0.4707930 | Santé |
| CELG | 0.0012466 | 0.0261960 | 0.2517142 | 7.593739 | 0.4658996 | Santé |
| CERN | 0.0009393 | 0.0230993 | -0.8885444 | 48.860560 | 0.4554794 | Santé |
| CI | 0.0008388 | 0.0198572 | -2.4911598 | 57.538838 | 0.4244512 | Santé |
| CNC | 0.0013203 | 0.0259820 | -0.6289428 | 19.898462 | 0.3462057 | Santé |
| COO | 0.0009718 | 0.0186715 | -0.1522688 | 13.736494 | 0.3734507 | Santé |
| DGX | 0.0020761 | NA | NaN | NaN | NA | Santé |
| DHR | 0.0008528 | 0.0162918 | 7.9821380 | 256.233490 | 0.5969520 | Santé |
| DVA | 0.0008098 | 0.0163067 | -0.0079947 | 11.453469 | 0.3638592 | Santé |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ESRX | 0.0015101 | 0.0235639 | 3.6736243 | 48.252539 | 0.3343086 | Santé |
| EVHC | -0.0002590 | 0.0249158 | -3.6504860 | 49.269481 | 0.2404586 | Santé |
| EW | 0.0009827 | 0.0189826 | -0.1483957 | 19.236526 | 0.3684248 | Santé |
| GILD | 0.0011110 | 0.0230937 | 0.0826970 | 5.844175 | 0.4671663 | Santé |
| HCA | 0.0009480 | 0.0197451 | -0.5133125 | 11.458461 | 0.4329920 | Santé |
| HOLX | 0.0013601 | 0.0260190 | 0.6554725 | 10.415958 | 0.3724641 | Santé |
| HSIC | 0.0007721 | 0.0157325 | -0.0045892 | 6.055046 | 0.4745667 | Santé |
| HUM | 0.0011868 | 0.0208837 | 0.4200458 | 6.390300 | 0.3719726 | Santé |
| IDXX | 0.0011513 | 0.0176477 | 0.4142916 | 11.493452 | 0.4655839 | Santé |
| ILMN | 0.0014667 | 0.0375772 | 0.8872325 | 17.497481 | 0.3462557 | Santé |
| INCY | 0.0011769 | 0.0376498 | -0.3345550 | 11.871370 | 0.4328860 | Santé |
| IQV | 0.0007551 | 0.0135245 | -0.1659559 | 1.660833 | 0.5012903 | Santé |
| ISRG | 0.0016979 | 0.0303894 | 1.4926939 | 17.062877 | 0.3191752 | Santé |
| JNJ | 0.0004378 | 0.0105952 | -0.6649770 | 15.714307 | 0.5222661 | Santé |
| LH | 0.0006012 | 0.0170758 | -2.9198808 | 62.812366 | 0.3998121 | Santé |
| LLY | 0.0003365 | 0.0137463 | -0.0641557 | 4.059543 | 0.4908575 | Santé |
| MCK | 0.0006667 | 0.0169958 | -0.4067385 | 14.604205 | 0.4525510 | Santé |
| MDT | 0.0003690 | 0.0140232 | -0.4227428 | 6.371945 | 0.5321165 | Santé |
| MRK | 0.0003249 | 0.0150799 | -1.4020427 | 30.751386 | 0.4731597 | Santé |
| MTD | 0.0008718 | 0.0164911 | 0.3274715 | 14.265225 | 0.5495168 | Santé |
| MYL | 0.0005519 | 0.0202302 | -0.0869119 | 8.729251 | 0.4302275 | Santé |
| PDCO | 0.0004326 | 0.0167728 | -1.9098343 | 23.336062 | 0.4390684 | Santé |
| PFE | 0.0003121 | 0.0139803 | -0.1878360 | 5.332896 | 0.5555441 | Santé |
| PKI | 0.0005755 | 0.0222622 | -0.7775989 | 24.582934 | 0.5122606 | Santé |
| PRGO | 0.0007736 | 0.0199971 | 0.0645258 | 7.839815 | 0.4236588 | Santé |
| REGN | 0.0012288 | 0.0347011 | 0.0966083 | 29.180613 | 0.4168740 | Santé |
| RMD | 0.0007989 | 0.0182106 | 0.7420928 | 15.485471 | 0.4425534 | Santé |
| SYK | 0.0007777 | 0.0144017 | -0.2766627 | 8.395413 | 0.5478449 | Santé |
| TMO | 0.0015805 | 0.0063894 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Santé |
| UHS | 0.0006389 | 0.0185972 | -0.4518397 | 7.023470 | 0.3663979 | Santé |
| UNH | 0.0010434 | 0.0158912 | -0.0236874 | 3.083493 | 0.4313666 | Santé |
| VAR | 0.0007508 | 0.0175300 | 0.7224203 | 13.042129 | 0.4501273 | Santé |
| VRTX | 0.0008668 | 0.0344899 | 2.7514779 | 53.033885 | 0.3997613 | Santé |
| WAT | 0.0005632 | 0.0205545 | -1.2138010 | 23.935537 | 0.5015533 | Santé |
| XRAY | 0.0005540 | 0.0142326 | 0.1288112 | 4.521902 | 0.5583225 | Santé |
| ZBH | 0.0006587 | 0.0156898 | 0.0559824 | 6.069248 | 0.4675203 | Santé |
| ZTS | 0.0008982 | 0.0142812 | 0.1679005 | 9.099712 | 0.5066520 | Santé |
| IDU | 0.0003970 | 0.0103001 | -0.3745742 | 6.127423 | 0.5740155 | Index |
| IYC | 0.0005076 | 0.0108994 | -0.1260836 | 4.341246 | 0.8819558 | Index |
| IYE | 0.0004652 | 0.0143871 | -0.2119822 | 1.674987 | 0.6736104 | Index |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| IYF | 0.0004826 | 0.0125667 | -0.0470880 | 5.852172 | 0.8861756 | Index |
| IYH | 0.0004086 | 0.0100263 | -0.3102994 | 2.948990 | 0.7760131 | Index |
| IYJ | 0.0005240 | 0.0117522 | -0.1171724 | 3.844315 | 0.9126557 | Index |
| IYK | 0.0004508 | 0.0082157 | -0.2969727 | 2.664800 | 0.7747392 | Index |
| IYM | 0.0005411 | 0.0141014 | -0.1789284 | 2.955778 | 0.8104087 | Index |
| IYR | 0.0006358 | 0.0120714 | 0.0048183 | 8.010129 | 0.6434707 | Index |
| IYW | 0.0004710 | 0.0155724 | 0.5543233 | 9.445516 | 0.8188614 | Index |
| IYZ | 0.0002540 | 0.0128435 | -0.0997847 | 4.820424 | 0.7310494 | Index |
| SPY | 0.0004395 | 0.0100746 | -0.1849539 | 3.431122 | 1.0000000 | Index |
| AAL | 0.0015666 | 0.0326500 | 0.3962027 | 4.636144 | 0.4309604 | Industriel |
| ALK | 0.0008975 | 0.0240600 | -0.3123943 | 8.608977 | 0.5238055 | Industriel |
| ALLE | 0.0005490 | 0.0133216 | -0.2621777 | 2.652777 | 0.6143093 | Industriel |
| AME | 0.0009910 | 0.0158377 | 0.1708108 | 5.154993 | 0.6536082 | Industriel |
| AOS | 0.0014391 | 0.0195544 | 0.2105804 | 6.671385 | 0.5159915 | Industriel |
| ARNC | 0.0003521 | 0.0224766 | -0.0287210 | 2.847792 | 0.6348385 | Industriel |
| AYI | 0.0011499 | 0.0234247 | 0.2852162 | 8.583590 | 0.5514253 | Industriel |
| BA | 0.0009093 | 0.0169577 | -0.3585370 | 5.787572 | 0.6212889 | Industriel |
| CAT | 0.0009809 | 0.0179915 | -0.0338819 | 3.216662 | 0.6826712 | Industriel |
| CHRW | 0.0006779 | 0.0169263 | 0.4025208 | 10.086060 | 0.5117424 | Industriel |
| CMI | 0.0013088 | 0.0211568 | 0.3789432 | 4.988298 | 0.6573998 | Industriel |
| COL | 0.0008012 | 0.0157594 | -0.4468066 | 9.026162 | 0.5658013 | Industriel |
| CSX | 0.0011419 | 0.0190083 | 0.3898382 | 8.712376 | 0.5932177 | Industriel |
| CTAS | 0.0005775 | 0.0158836 | -0.0351234 | 7.788840 | 0.6452442 | Industriel |
| DAL | 0.0010926 | 0.0252391 | 0.2015595 | 3.860348 | 0.5033390 | Industriel |
| DE | 0.0008492 | 0.0173889 | 0.3400743 | 4.021885 | 0.6102284 | Industriel |
| DOV | 0.0006077 | 0.0166217 | 0.2455861 | 4.074134 | 0.7187519 | Industriel |
| EFX | 0.0007322 | 0.0150880 | -0.2224006 | 8.186733 | 0.6097732 | Industriel |
| EMR | 0.0005192 | 0.0154701 | -0.0657361 | 4.225503 | 0.7113893 | Industriel |
| ETN | 0.0009061 | 0.0165744 | 0.0265874 | 3.163843 | 0.7143457 | Industriel |
| EXPD | 0.0007221 | 0.0183806 | 0.1671135 | 6.688746 | 0.5625407 | Industriel |
| FAST | 0.0008548 | 0.0182953 | 0.2125668 | 3.796869 | 0.5913554 | Industriel |
| FBHS | 0.0010883 | 0.0174001 | -0.0329008 | 3.057205 | 0.5660967 | Industriel |
| FDX | 0.0008174 | 0.0164192 | 0.1771494 | 4.875198 | 0.6243329 | Industriel |
| FLR | 0.0007325 | 0.0216862 | -0.0751570 | 4.604856 | 0.5907910 | Industriel |
| FLS | 0.0008282 | 0.0232638 | -1.9451483 | 39.504583 | 0.5940358 | Industriel |
| FTV | 0.0009551 | 0.0113842 | 0.3051926 | 4.038319 | 0.6152914 | Industriel |
| GD | 0.0007790 | 0.0142017 | -0.1985001 | 4.321934 | 0.5475213 | Industriel |
| GE | 0.0002597 | 0.0159535 | 0.2281984 | 5.537356 | 0.7389209 | Industriel |
| GWW | 0.0007171 | 0.0157218 | 0.4713764 | 10.511181 | 0.5813319 | Industriel |
| HII | 0.0012219 | 0.0155789 | 0.1627586 | 5.079450 | 0.5068153 | Industriel |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| HON | 0.0006959 | 0.0170628 | -0.4558745 | 9.686123 | 0.7158418 | Industriel |
| INFO | 0.0007113 | 0.0131341 | 1.4298157 | 18.260335 | 0.4400417 | Industriel |
| IR | 0.0009692 | 0.0185823 | 0.2344333 | 4.731743 | 0.6782844 | Industriel |
| ITW | 0.0007233 | 0.0143358 | 0.1626945 | 4.387018 | 0.7385614 | Industriel |
| JBHT | 0.0011116 | 0.0205944 | 0.2349061 | 10.724681 | 0.5300331 | Industriel |
| JCI | 0.0004345 | 0.0249274 | -1.6086249 | 109.265790 | 0.4278680 | Industriel |
| JEC | 0.0006953 | 0.0192990 | -0.2042301 | 4.587010 | 0.5871084 | Industriel |
| KSU | 0.0010648 | 0.0221350 | 0.1843674 | 4.607698 | 0.5832470 | Industriel |
| LLL | 0.0007073 | 0.0168423 | 2.8336445 | 68.727130 | 0.4514733 | Industriel |
| LMT | 0.0008379 | 0.0134850 | 0.2449015 | 7.494173 | 0.4153673 | Industriel |
| LUV | 0.0006237 | 0.0199629 | -0.3762085 | 7.552194 | 0.5287941 | Industriel |
| MAS | 0.0007733 | 0.0214495 | -0.0932194 | 6.335172 | 0.6107109 | Industriel |
| MMM | 0.0006115 | 0.0126803 | -0.1467334 | 4.783586 | 0.6974662 | Industriel |
| NLSN | 0.0003203 | 0.0151634 | -0.7868067 | 12.416635 | 0.5065501 | Industriel |
| NOC | -0.0110157 | 0.0212758 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Industriel |
| NSC | 0.0009390 | 0.0189337 | 0.1963075 | 4.335829 | 0.5850673 | Industriel |
| PCAR | 0.0009639 | 0.0188140 | 0.1103323 | 3.048943 | 0.7199829 | Industriel |
| PH | 0.0007914 | 0.0173900 | 0.0957003 | 3.841262 | 0.7125444 | Industriel |
| PNR | 0.0008079 | 0.0181616 | -0.0749063 | 5.354515 | 0.5842081 | Industriel |
| PWR | 0.0006044 | 0.0311378 | -2.5453488 | 71.353165 | 0.4376576 | Industriel |
| RHI | 0.0006392 | 0.0214475 | 0.4844288 | 7.521431 | 0.6133852 | Industriel |
| ROK | 0.0010666 | 0.0190630 | -0.0944990 | 4.509134 | 0.6512791 | Industriel |
| ROP | 0.0009582 | 0.0164072 | 0.0350551 | 5.037090 | 0.6351731 | Industriel |
| RSG | 0.0026921 | 0.0005395 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Industriel |
| RTN | 0.0007700 | 0.0149864 | 1.3867551 | 28.734744 | 0.4363283 | Industriel |
| SRCL | 0.0006402 | 0.0182004 | -0.7840193 | 18.045714 | 0.3777266 | Industriel |
| TDG | 0.0017264 | NA | NaN | NaN | NA | Industriel |
| TXT | 0.0009626 | 0.0210862 | -0.1024533 | 11.294394 | 0.6455204 | Industriel |
| UAL | 0.0013860 | 0.0296746 | 0.2379527 | 4.740722 | 0.4329893 | Industriel |
| UNP | 0.0009278 | 0.0152152 | 0.0286966 | 2.064425 | 0.6210902 | Industriel |
| UPS | 0.0004207 | 0.0114731 | -0.3073000 | 7.301844 | 0.6106304 | Industriel |
| URI | 0.0015194 | 0.0294418 | -0.2478871 | 6.011376 | 0.5506015 | Industriel |
| UTX | 0.0006246 | 0.0147544 | -1.5251790 | 28.985241 | 0.6992297 | Industriel |
| VRSK | 0.0007114 | 0.0123984 | 0.3123665 | 8.427957 | 0.4776717 | Industriel |
| WM | 0.0005405 | 0.0132277 | -0.2956126 | 6.784351 | 0.5361807 | Industriel |
| XYL | 0.0008438 | 0.0141331 | 0.2940202 | 7.465900 | 0.5902281 | Industriel |
| AAPL | 0.0016228 | 0.0219009 | 0.2329163 | 5.056278 | 0.5088031 | Technologies de l'information |
| ACN | 0.0009268 | 0.0184423 | 0.0561634 | 7.843667 | 0.5243116 | Technologies de l'information |
| ADBE | 0.0009994 | 0.0241891 | 0.0533927 | 15.050580 | 0.5554455 | Technologies de l'information |
| ADI | 0.0006536 | 0.0234712 | 0.6080120 | 5.942526 | 0.6250995 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ADP | 0.0004868 | 0.0138052 | -1.3324232 | 25.780317 | 0.6317667 | Technologies de l'information |
| ADS | 0.0010809 | 0.0205005 | 0.5830323 | 13.168718 | 0.4594211 | Technologies de l'information |
| ADSK | 0.0012762 | 0.0238954 | -0.0490592 | 7.118431 | 0.5529335 | Technologies de l'information |
| AKAM | 0.0012389 | 0.0405365 | 1.6344048 | 16.075717 | 0.4381561 | Technologies de l'information |
| AMAT | 0.0007233 | 0.0242398 | 0.5675554 | 6.105824 | 0.6334726 | Technologies de l'information |
| AMD | 0.0009563 | 0.0380569 | 0.5983258 | 15.393000 | 0.4698818 | Technologies de l'information |
| ANSS | 0.0012924 | 0.0221435 | 0.5743487 | 7.455209 | 0.4575967 | Technologies de l'information |
| APH | 0.0009541 | 0.0185425 | 0.5963411 | 5.545837 | 0.6192866 | Technologies de l'information |
| ATVI | 0.0013042 | 0.0235885 | 0.4498639 | 7.103215 | 0.4347812 | Technologies de l'information |
| AVGO | 0.0014984 | 0.0215628 | 0.3542626 | 3.277648 | 0.5496800 | Technologies de l'information |
| CA | 0.0005397 | 0.0219578 | 0.3360270 | 15.445032 | 0.5702318 | Technologies de l'information |
| CDNS | 0.0007152 | 0.0213971 | 0.0809715 | 9.595746 | 0.5389331 | Technologies de l'information |
| CRM | 0.0014403 | 0.0250296 | 0.2750748 | 10.184635 | 0.5041096 | Technologies de l'information |
| CSCO | 0.0005107 | 0.0227207 | 0.6781028 | 14.785307 | 0.6051850 | Technologies de l'information |
| CSRA | 0.0007054 | 0.0215972 | 5.0942163 | 71.586407 | 0.3112795 | Technologies de l'information |
| CTSH | 0.0014662 | 0.0242526 | 0.3039942 | 12.610648 | 0.5102229 | Technologies de l'information |
| CTXS | 0.0008871 | 0.0271962 | 0.0760686 | 9.572036 | 0.5147557 | Technologies de l'information |
| DXC | 0.0009381 | 0.0253090 | 5.6626594 | 187.417063 | 0.4429025 | Technologies de l'information |
| EA | 0.0009702 | 0.0228795 | 0.5520420 | 6.925130 | 0.4779329 | Technologies de l'information |
| EBAY | 0.0011323 | 0.0235778 | 0.9696333 | 14.774332 | 0.5315002 | Technologies de l'information |
| FB | 0.0012833 | 0.0234006 | 1.8130698 | 23.265531 | 0.3623713 | Technologies de l'information |
| FFIV | 0.0015666 | 0.0356881 | 0.8747270 | 12.171771 | 0.4227007 | Technologies de l'information |
| FIS | 0.0007865 | 0.0162277 | -1.7782541 | 50.267059 | 0.5153222 | Technologies de l'information |
| FISV | 0.0007738 | 0.0161387 | 0.2860283 | 8.090210 | 0.6445499 | Technologies de l'information |
| FLIR | 0.0014716 | 0.0247958 | 1.4743588 | 19.091296 | 0.3590663 | Technologies de l'information |
| GLW | 0.0004758 | 0.0300545 | -0.1946562 | 13.122568 | 0.4995427 | Technologies de l'information |
| GOOG | 0.0012462 | 0.0170084 | 0.9751643 | 11.115450 | 0.5106000 | Technologies de l'information |
| GOOGL | 0.0012442 | 0.0169739 | 0.9653436 | 11.233797 | 0.5105982 | Technologies de l'information |
| GPN | 0.0011075 | 0.0193285 | 0.2677704 | 9.883924 | 0.4767166 | Technologies de l'information |
| HPE | 0.0012274 | 0.0201637 | 0.4221664 | 5.891629 | 0.5487485 | Technologies de l'information |
| HPQ | 0.0005768 | 0.0222463 | -0.0553147 | 10.310407 | 0.5641119 | Technologies de l'information |
| HRS | 0.0010309 | 0.0181532 | 0.4747196 | 10.039857 | 0.5304715 | Technologies de l'information |
| IBM | 0.0003471 | 0.0142590 | 0.2725808 | 8.645670 | 0.6471805 | Technologies de l'information |
| INTC | 0.0005365 | 0.0207860 | 0.1185040 | 9.008244 | 0.6455004 | Technologies de l'information |
| INTU | 0.0008656 | 0.0212833 | -0.3294947 | 23.857858 | 0.4985826 | Technologies de l'information |
| IPGP | 0.0014911 | 0.0269442 | 1.5143883 | 19.270046 | 0.4781680 | Technologies de l'information |
| IT | 0.0011157 | 0.0209714 | 0.3100320 | 8.247648 | 0.5133362 | Technologies de l'information |
| JNPR | 0.0003128 | 0.0328569 | 0.8173369 | 11.905104 | 0.4876928 | Technologies de l'information |
| KLAC | 0.0009244 | 0.0247641 | 0.6716701 | 7.059775 | 0.5959312 | Technologies de l'information |
| LRCX | 0.0012400 | 0.0282971 | 0.4972701 | 4.917032 | 0.5949038 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MA | 0.0015642 | 0.0179214 | 0.4747017 | 8.075423 | 0.6059182 | Technologies de l'information |
| MCHP | 0.0009506 | 0.0234689 | 0.6158527 | 7.378581 | 0.5765889 | Technologies de l'information |
| MSFT | 0.0006744 | 0.0164610 | 0.2077668 | 6.464021 | 0.6600789 | Technologies de l'information |
| MSI | 0.0007101 | 0.0223736 | 0.0227595 | 12.545815 | 0.5224989 | Technologies de l'information |
| MU | 0.0008457 | 0.0321397 | 0.0443871 | 3.758748 | 0.5522533 | Technologies de l'information |
| NFLX | 0.0019718 | 0.0373514 | 0.3725398 | 19.122833 | 0.2760451 | Technologies de l'information |
| NTAP | 0.0007243 | 0.0330964 | 0.6629512 | 9.921965 | 0.5313084 | Technologies de l'information |
| NVDA | 0.0017895 | 0.0339014 | 0.4889749 | 14.135091 | 0.5079102 | Technologies de l'information |
| ORCL | 0.0004174 | 0.0221395 | 0.1625395 | 10.618239 | 0.5977738 | Technologies de l'information |
| PAYX | 0.0004406 | 0.0160325 | 0.1137689 | 5.907692 | 0.6272715 | Technologies de l'information |
| PYPL | 0.0011846 | 0.0176787 | 0.1817481 | 3.567794 | 0.5618196 | Technologies de l'information |
| QCOM | 0.0003954 | 0.0232483 | 0.3542367 | 7.438374 | 0.5736537 | Technologies de l'information |
| QRVO | 0.0003353 | 0.0272618 | 0.5962785 | 8.987399 | 0.4752573 | Technologies de l'information |
| RHT | 0.0013220 | 0.0300429 | 0.7826417 | 12.963630 | 0.4069756 | Technologies de l'information |
| SNPS | 0.0005705 | 0.0190724 | -0.7863991 | 27.642832 | 0.5276984 | Technologies de l'information |
| STX | 0.0013794 | 0.0277124 | -0.0260590 | 12.365664 | 0.4487461 | Technologies de l'information |
| SWKS | 0.0008892 | 0.0369669 | 0.6365455 | 8.502880 | 0.4926244 | Technologies de l'information |
| SYMC | 0.0008867 | 0.0237408 | -0.9542857 | 22.074786 | 0.4872897 | Technologies de l'information |
| TEL | 0.0009932 | 0.0165588 | 0.2865735 | 5.292612 | 0.7158414 | Technologies de l'information |
| TSS | 0.0007090 | 0.0175346 | -1.0001501 | 14.264107 | 0.5006623 | Technologies de l'information |
| TXN | 0.0006754 | 0.0224529 | 0.2810569 | 5.409908 | 0.6187669 | Technologies de l'information |
| V | 0.0011572 | 0.0152878 | 0.1622977 | 8.942688 | 0.6150787 | Technologies de l'information |
| VRSN | 0.0007815 | 0.0305427 | -0.2996686 | 24.125854 | 0.4896637 | Technologies de l'information |
| WDC | 0.0014561 | 0.0319038 | 0.6248085 | 7.776708 | 0.4696847 | Technologies de l'information |
| WU | 0.0003507 | 0.0169996 | -2.0072285 | 38.113306 | 0.5828969 | Technologies de l'information |
| XLNX | 0.0005266 | 0.0251729 | 0.2997673 | 6.239898 | 0.5940691 | Technologies de l'information |
| XRX | -0.0045673 | 0.0036951 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Technologies de l'information |
| ALB | 0.0008929 | 0.0190231 | -0.0033593 | 4.235739 | 0.6137139 | Matériaux |
| APD | 0.0006732 | 0.0144093 | 0.0151076 | 2.846260 | 0.6901227 | Matériaux |
| AVY | 0.0006121 | 0.0161546 | -0.4542037 | 8.659340 | 0.6123322 | Matériaux |
| BLL | 0.0009975 | 0.0150707 | 0.5516966 | 5.768068 | 0.5560356 | Matériaux |
| CF | 0.0012489 | 0.0243501 | 0.0456661 | 2.568065 | 0.4639024 | Matériaux |
| DWDP | 0.0008143 | 0.0194881 | 0.1744641 | 5.594008 | 0.6601289 | Matériaux |
| ECL | 0.0006495 | 0.0128962 | 0.1787438 | 5.831863 | 0.6493763 | Matériaux |
| EMN | 0.0009338 | 0.0180429 | 0.6004954 | 7.867021 | 0.6600657 | Matériaux |
| FCX | 0.0010596 | 0.0298131 | 0.2318524 | 5.600478 | 0.4815401 | Matériaux |
| FMC | 0.0007614 | 0.0184910 | -0.3730979 | 12.457817 | 0.6043490 | Matériaux |
| IFF | 0.0007732 | 0.0137419 | -0.2923435 | 7.532292 | 0.5824528 | Matériaux |
| IP | 0.0007453 | 0.0188673 | 0.5579071 | 9.598190 | 0.6472907 | Matériaux |
| LYB | 0.0011225 | 0.0211566 | -0.3447973 | 4.924676 | 0.6462046 | Matériaux |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MLM | 0.0007255 | 0.0183457 | 0.3808673 | 3.572786 | 0.5521661 | Matériaux |
| MON | 0.0007411 | 0.0178820 | -0.0784894 | 5.046963 | 0.4523839 | Matériaux |
| MOS | 0.0004397 | 0.0240831 | -0.0115595 | 3.089713 | 0.4726973 | Matériaux |
| NEM | 0.0005029 | 0.0228935 | 0.0860904 | 1.985491 | 0.1595230 | Matériaux |
| NUE | 0.0008757 | 0.0211274 | -0.2220312 | 3.854083 | 0.5839213 | Matériaux |
| PKG | 0.0009053 | 0.0174994 | 0.4136907 | 7.976515 | 0.5574732 | Matériaux |
| PPG | 0.0091402 | 0.0152859 | 0.0000000 | -2.750000 | -1.0000000 | Matériaux |
| PX | 0.0007001 | 0.0140178 | 0.1917815 | 3.084173 | 0.6856960 | Matériaux |
| SEE | 0.0007324 | 0.0223646 | 1.9153564 | 149.540551 | 0.4658587 | Matériaux |
| SHW | 0.0009348 | 0.0155939 | -0.7710028 | 17.094968 | 0.5346215 | Matériaux |
| VMC | 0.0006283 | 0.0193573 | 0.3771823 | 4.426367 | 0.5920373 | Matériaux |
| WRK | 0.0004789 | 0.0191336 | -0.4787804 | 7.226124 | 0.5858334 | Matériaux |
| AIV | 0.0007521 | 0.0169865 | 0.4158728 | 11.244285 | 0.5103349 | Immobilier |
| AMT | 0.0008616 | 0.0297285 | 0.5117555 | 25.967672 | 0.3685076 | Immobilier |
| ARE | 0.0007778 | 0.0150213 | -0.0872945 | 6.715158 | 0.5178179 | Immobilier |
| AVB | 0.0007479 | 0.0143804 | 0.1106241 | 6.209080 | 0.4957085 | Immobilier |
| BXP | 0.0007175 | 0.0145692 | 0.0578470 | 6.136909 | 0.5399847 | Immobilier |
| CCI | 0.0008860 | 0.0276742 | 0.5188035 | 24.681132 | 0.3711017 | Immobilier |
| DLR | 0.0010214 | 0.0160160 | -0.2946748 | 5.212715 | 0.4888316 | Immobilier |
| DRE | 0.0007332 | 0.0170369 | 0.0279526 | 9.486575 | 0.5501768 | Immobilier |
| EQIX | 0.0013061 | 0.0416405 | 1.5005729 | 24.804969 | 0.2370759 | Immobilier |
| EQR | 0.0006769 | 0.0151763 | 0.4471614 | 10.568815 | 0.5309097 | Immobilier |
| ESS | 0.0007532 | 0.0136807 | 0.0904442 | 3.684418 | 0.5162295 | Immobilier |
| EXR | 0.0012165 | 0.0170274 | 0.3778616 | 5.897043 | 0.5670848 | Immobilier |
| FRT | 0.0008033 | 0.0134044 | -0.0598117 | 6.396873 | 0.5188658 | Immobilier |
| GGP | 0.0017882 | 0.0260697 | 2.7034053 | 58.933543 | 0.3123295 | Immobilier |
| HCP | 0.0006761 | 0.0157141 | -0.2291975 | 8.614251 | 0.4569412 | Immobilier |
| HST | 0.0007651 | 0.0208109 | -0.3000929 | 11.937454 | 0.5857618 | Immobilier |
| IRM | 0.0006377 | 0.0163601 | 0.7440761 | 15.078499 | 0.4445629 | Immobilier |
| KIM | 0.0007631 | 0.0169109 | 0.1480524 | 7.447358 | 0.5257691 | Immobilier |
| MAA | 0.0007527 | 0.0137197 | 0.1380243 | 7.068687 | 0.5073414 | Immobilier |
| MAC | 0.0011539 | 0.0182858 | 0.4607942 | 16.038897 | 0.4961026 | Immobilier |
| O | 0.0007969 | 0.0136743 | -0.0729535 | 4.883158 | 0.4874388 | Immobilier |
| PLD | 0.0008126 | 0.0164880 | -0.1333507 | 7.767286 | 0.5655851 | Immobilier |
| PSA | 0.0008153 | 0.0137278 | 0.0128630 | 5.492001 | 0.5065839 | Immobilier |
| REG | 0.0006796 | 0.0149458 | -0.3817285 | 7.865004 | 0.5227720 | Immobilier |
| SBAC | 0.0011671 | 0.0389801 | 1.2088698 | 27.137882 | 0.2984232 | Immobilier |
| SLG | 0.0011289 | 0.0183542 | 0.5035266 | 19.671448 | 0.5390871 | Immobilier |
| SPG | 0.0009740 | 0.0150560 | 0.2403915 | 8.647747 | 0.5332867 | Immobilier |
| UDR | 0.0086564 | 0.0098300 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Immobilier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| VNO | 0.0007925 | 0.0150584 | 0.3709865 | 9.567050 | 0.5507069 | Immobilier |
| VTR | 0.0008888 | 0.0163897 | -0.8830961 | 16.316561 | 0.4306142 | Immobilier |
| WY | 0.0004613 | 0.0198113 | -7.7479031 | 242.199375 | 0.5649768 | Immobilier |
| CTL | 0.0002822 | 0.0163993 | -0.7492605 | 15.746037 | 0.4799720 | Télécommunication |
| T | 0.0002879 | 0.0138105 | -0.0428800 | 4.970910 | 0.5272967 | Télécommunication |
| VZ | 0.0003697 | 0.0133398 | 0.0685234 | 5.505710 | 0.5448205 | Télécommunication |
| AEE | 0.0058556 | 0.0080339 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Services publics |
| AEP | 0.0005293 | 0.0143425 | -0.1677338 | 34.367798 | 0.4452115 | Services publics |
| AES | 0.0004887 | 0.0329323 | 0.0263492 | 39.554294 | 0.3857804 | Services publics |
| AWK | 0.0008732 | 0.0112186 | 0.0998717 | 4.643116 | 0.4655173 | Services publics |
| CMS | 0.0004650 | 0.0181841 | -1.5427148 | 30.363742 | 0.4179780 | Services publics |
| CNP | 0.0004966 | 0.0226789 | 3.1376925 | 199.874516 | 0.2886115 | Services publics |
| D | 0.0005615 | 0.0119422 | -0.8651341 | 11.370233 | 0.4470029 | Services publics |
| DTE | 0.0006235 | 0.0114041 | -0.1857135 | 3.772344 | 0.4786377 | Services publics |
| DUK | 0.0003262 | 0.0144718 | -0.0041438 | 15.047267 | 0.3982046 | Services publics |
| ED | 0.0004718 | 0.0101822 | -0.0611932 | 4.711992 | 0.4157305 | Services publics |
| EIX | 0.0008405 | 0.0202862 | 1.4341606 | 73.177220 | 0.3404168 | Services publics |
| ES | 0.0005085 | 0.0118855 | -0.7135258 | 8.881033 | 0.4483763 | Services publics |
| ETR | 0.0005088 | 0.0125474 | -0.1965085 | 5.313376 | 0.4191040 | Services publics |
| EXC | 0.0004205 | 0.0138285 | -0.2590671 | 4.849044 | 0.3973978 | Services publics |
| FE | 0.0004263 | 0.0140219 | 0.1614765 | 10.750389 | 0.3950931 | Services publics |
| LNT | 0.0007936 | 0.0124256 | -1.7961951 | 34.795943 | 0.4846271 | Services publics |
| NEE | 0.0006818 | 0.0116332 | -0.0789924 | 4.816279 | 0.4523952 | Services publics |
| NI | 0.0008206 | 0.0132309 | -0.2285492 | 5.295876 | 0.4887070 | Services publics |
| NRG | 0.0008601 | 0.0214803 | 0.7000744 | 15.870636 | 0.4220973 | Services publics |
| PCG | 0.0006022 | 0.0212574 | -1.2228583 | 90.417793 | 0.3108745 | Services publics |
| PEG | 0.0006251 | 0.0136445 | -0.2351852 | 3.953089 | 0.4490359 | Services publics |
| PNW | 0.0004790 | 0.0122271 | -0.2324112 | 6.224955 | 0.4658200 | Services publics |
| PPL | 0.0059478 | 0.0014644 | 0.0000000 | -2.750000 | 1.0000000 | Services publics |
| SCG | 0.0003535 | 0.0124368 | 1.2608710 | 32.591807 | 0.4417283 | Services publics |
| SO | 0.0005072 | 0.0103380 | 0.0811941 | 6.745902 | 0.3683347 | Services publics |
| SRE | 0.0006704 | 0.0134629 | -0.2320673 | 6.280415 | 0.4831848 | Services publics |
| WEC | 0.0007103 | 0.0106558 | -0.3322717 | 2.704503 | 0.4551033 | Services publics |
| XEL | 0.0004801 | 0.0168297 | -2.6548654 | 102.777699 | 0.3490870 | Services publics |

#### 8.4.1.3 Période de crise

Table 48: Statistiques sommaires des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période de crise

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | -0.1678787 | -0.0162104 | -0.0016515 | 0.0176543 | 0.1525673 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | -0.1278195 | -0.0214965 | -0.0017968 | 0.0207428 | 0.1764000 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | -0.1204741 | -0.0147221 | 0.0002835 | 0.0149221 | 0.1940298 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | -0.1139727 | -0.0174301 | 0.0011828 | 0.0155544 | 0.1793779 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | -0.1366208 | -0.0213347 | -0.0023569 | 0.0172500 | 0.2282775 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | -0.2075718 | -0.0198953 | -0.0041081 | 0.0139493 | 0.2061854 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | -0.1152909 | -0.0201196 | -0.0021057 | 0.0145814 | 0.1295644 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | -0.1448318 | -0.0172808 | -0.0023890 | 0.0151354 | 0.2452274 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | -0.2030921 | -0.0220933 | -0.0021321 | 0.0249399 | 0.1229440 | Consommation discrétionnaire |
| DHI | -0.2095533 | -0.0335821 | -0.0035466 | 0.0342054 | 0.3800003 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | -0.0972471 | -0.0149250 | -0.0011916 | 0.0125670 | 0.1597220 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | -0.2453553 | -0.0193808 | -0.0004308 | 0.0159737 | 0.2519913 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | -0.1440422 | -0.0274791 | -0.0020819 | 0.0279656 | 0.1903084 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | -0.1865581 | -0.0209357 | -0.0023356 | 0.0173787 | 0.2035010 | Consommation discrétionnaire |
| DLTR | -0.1609582 | -0.0178924 | -0.0007069 | 0.0175743 | 0.1029703 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | -0.2129885 | -0.0211735 | -0.0016890 | 0.0212905 | 0.1996655 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | -0.1541667 | -0.0223630 | -0.0015819 | 0.0169376 | 0.1558988 | Consommation discrétionnaire |
| F | -0.2500004 | -0.0284796 | -0.0047656 | 0.0230993 | 0.2951812 | Consommation discrétionnaire |
| FL | -0.2804718 | -0.0214690 | -0.0014234 | 0.0200443 | 0.1369658 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | -0.1631419 | -0.0179936 | -0.0032614 | 0.0142071 | 0.2033099 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | -0.1562817 | -0.0183756 | -0.0034167 | 0.0163270 | 0.2076829 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | -0.0904493 | -0.0120781 | -0.0004858 | 0.0103125 | 0.1013081 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | -0.2190413 | -0.0274888 | -0.0043733 | 0.0250768 | 0.1608333 | Consommation discrétionnaire |
| GT | -0.1866253 | -0.0277789 | -0.0030246 | 0.0276266 | 0.1985645 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | -0.0962268 | -0.0168027 | 0.0000000 | 0.0164095 | 0.0982569 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | -0.2391153 | -0.0235491 | -0.0033580 | 0.0196580 | 0.2995329 | Consommation discrétionnaire |
| HD | -0.0822157 | -0.0198089 | -0.0026141 | 0.0164287 | 0.1406665 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | -0.1556654 | -0.0215330 | -0.0018749 | 0.0191814 | 0.2049033 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | -0.2114804 | -0.0193448 | -0.0036437 | 0.0145715 | 0.3512192 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | -0.1348748 | -0.0294998 | -0.0034938 | 0.0237260 | 0.2496799 | Consommation discrétionnaire |
| KMX | -0.1504389 | -0.0249508 | -0.0021717 | 0.0221761 | 0.1884058 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | -0.1093080 | -0.0238226 | -0.0013730 | 0.0210361 | 0.1479923 | Consommation discrétionnaire |
| LB | -0.1868958 | -0.0232172 | -0.0005898 | 0.0210658 | 0.2190570 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | -0.1227788 | -0.0177009 | -0.0010582 | 0.0164632 | 0.1463413 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | -0.2050212 | -0.0418554 | -0.0034021 | 0.0360344 | 0.3165933 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | -0.1636364 | -0.0190319 | -0.0012727 | 0.0193950 | 0.1854269 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| LOW | -0.0803485 | -0.0194258 | -0.0021481 | 0.0182569 | 0.1649846 | Consommation discrétionnaire |
| M | -0.1752384 | -0.0326643 | -0.0014447 | 0.0277516 | 0.1818180 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | -0.1234983 | -0.0217893 | -0.0010897 | 0.0173741 | 0.1517026 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | -0.1613816 | -0.0187722 | -0.0010087 | 0.0153261 | 0.1301968 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | -0.0797931 | -0.0119800 | 0.0009203 | 0.0114082 | 0.0938950 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | -0.2177146 | -0.0297402 | -0.0038318 | 0.0231471 | 0.4808923 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | -0.1169850 | -0.0206426 | -0.0045701 | 0.0157562 | 0.1693103 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | -0.1183474 | -0.0154700 | 0.0000000 | 0.0132545 | 0.1261011 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | -0.2731414 | -0.0193723 | -0.0021945 | 0.0127432 | 0.1801873 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | -0.0932643 | -0.0138394 | -0.0013583 | 0.0119809 | 0.1344618 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | -0.0859225 | -0.0158867 | -0.0014440 | 0.0138487 | 0.1838500 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | -0.1849245 | -0.0362076 | -0.0016523 | 0.0335807 | 0.2303368 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | -0.1386609 | -0.0269336 | -0.0048199 | 0.0259120 | 0.1591783 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | -0.1736843 | -0.0284312 | -0.0036303 | 0.0236131 | 0.2471428 | Consommation discrétionnaire |
| RL | -0.1431066 | -0.0217213 | -0.0012275 | 0.0175370 | 0.1329079 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | -0.0954606 | -0.0166690 | 0.0000000 | 0.0171824 | 0.1322852 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | -0.1097427 | -0.0205924 | -0.0018952 | 0.0159065 | 0.1324295 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | -0.2225705 | -0.0258947 | -0.0025483 | 0.0223962 | 0.1966147 | Consommation discrétionnaire |
| SNA | -0.0863156 | -0.0152356 | -0.0021865 | 0.0129307 | 0.1204377 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | -0.1033017 | -0.0168218 | -0.0013301 | 0.0142276 | 0.1256461 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | -0.1250002 | -0.0226678 | -0.0021949 | 0.0195710 | 0.1780363 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | -0.1137846 | -0.0240156 | -0.0020425 | 0.0168078 | 0.1657883 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | -0.1108678 | -0.0151729 | 0.0000000 | 0.0160344 | 0.1074295 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | -0.1568831 | -0.0275364 | -0.0046477 | 0.0215461 | 0.2044750 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | -0.1144379 | -0.0191234 | 0.0002817 | 0.0180676 | 0.1453191 | Consommation discrétionnaire |
| TWX | -0.2104122 | -0.0159486 | -0.0017537 | 0.0140170 | 0.1485151 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | -0.2441986 | -0.0285743 | -0.0043447 | 0.0265444 | 0.2633904 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | -0.2396364 | -0.0317349 | -0.0026110 | 0.0274285 | 0.1778977 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | -0.1007892 | -0.0154625 | -0.0014258 | 0.0153203 | 0.1456602 | Consommation discrétionnaire |
| VIAB | -0.1782868 | -0.0150991 | -0.0010768 | 0.0138626 | 0.2606062 | Consommation discrétionnaire |
| WHR | -0.1283475 | -0.0224514 | -0.0022632 | 0.0172531 | 0.1918515 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | -0.3053615 | -0.0296548 | -0.0031453 | 0.0227010 | 0.2785234 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | -0.1672299 | -0.0327355 | -0.0032255 | 0.0241522 | 0.2989246 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | -0.0903515 | -0.0157525 | 0.0005435 | 0.0129928 | 0.1147106 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | -0.1442428 | -0.0152513 | 0.0014934 | 0.0157953 | 0.1733778 | Consommation de base |
| CAG | -0.0852747 | -0.0107095 | -0.0006748 | 0.0101133 | 0.0919023 | Consommation de base |
| CHD | -0.0829101 | -0.0084175 | 0.0000000 | 0.0097649 | 0.1009715 | Consommation de base |
| CL | -0.0670363 | -0.0093510 | 0.0003040 | 0.0093558 | 0.1050205 | Consommation de base |
| CLX | -0.0514985 | -0.0089120 | -0.0005527 | 0.0089578 | 0.0988682 | Consommation de base |
| COST | -0.1190282 | -0.0139342 | 0.0002776 | 0.0126477 | 0.1075141 | Consommation de base |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| CPB | -0.0823624 | -0.0096892 | 0.0005661 | 0.0094334 | 0.0851895 | Consommation de base |
| CVS | -0.1244038 | -0.0121581 | -0.0011194 | 0.0120865 | 0.1392300 | Consommation de base |
| DPS | -0.1300816 | -0.0170278 | -0.0011321 | 0.0161714 | 0.1521601 | Consommation de base |
| EL | -0.1146131 | -0.0126245 | -0.0014212 | 0.0123527 | 0.1399020 | Consommation de base |
| GIS | -0.1123739 | -0.0082632 | 0.0000000 | 0.0085076 | 0.0943037 | Consommation de base |
| HRL | -0.1113728 | -0.0078113 | 0.0006612 | 0.0089402 | 0.0794306 | Consommation de base |
| HSY | -0.0939455 | -0.0121891 | -0.0004687 | 0.0099930 | 0.0936730 | Consommation de base |
| K | -0.0777428 | -0.0088350 | -0.0004660 | 0.0083716 | 0.0779544 | Consommation de base |
| KMB | -0.0794446 | -0.0087480 | -0.0001982 | 0.0079786 | 0.0862164 | Consommation de base |
| KO | -0.0866906 | -0.0105614 | 0.0007175 | 0.0088581 | 0.1387953 | Consommation de base |
| KR | -0.0796993 | -0.0125274 | -0.0007869 | 0.0127194 | 0.1017468 | Consommation de base |
| MDLZ | -0.0915100 | -0.0103949 | 0.0000000 | 0.0091062 | 0.0728079 | Consommation de base |
| MKC | -0.0950955 | -0.0090447 | -0.0006123 | 0.0098456 | 0.0814363 | Consommation de base |
| MNST | -0.2323981 | -0.0232729 | -0.0025991 | 0.0236371 | 0.1743835 | Consommation de base |
| MO | -0.1242425 | -0.0091914 | 0.0001318 | 0.0099710 | 0.1637527 | Consommation de base |
| PEP | -0.1193135 | -0.0086221 | -0.0004410 | 0.0088168 | 0.0855043 | Consommation de base |
| PM | -0.0940765 | -0.0134712 | -0.0016766 | 0.0118829 | 0.1321086 | Consommation de base |
| SJM | -0.0879054 | -0.0103337 | 0.0005816 | 0.0099765 | 0.1516342 | Consommation de base |
| STZ | -0.1014974 | -0.0161820 | -0.0010427 | 0.0138432 | 0.1168967 | Consommation de base |
| SYY | -0.0929642 | -0.0116183 | -0.0005174 | 0.0106440 | 0.1367335 | Consommation de base |
| TAP | -0.1148265 | -0.0133390 | -0.0010636 | 0.0121727 | 0.1063828 | Consommation de base |
| TSN | -0.2361737 | -0.0200594 | 0.0006337 | 0.0182555 | 0.1704543 | Consommation de base |
| WBA | -0.1498730 | -0.0139922 | -0.0011656 | 0.0107580 | 0.1663555 | Consommation de base |
| WMT | -0.0806391 | -0.0106574 | 0.0009711 | 0.0099546 | 0.1107310 | Consommation de base |
| ANDV | -0.1990576 | -0.0312737 | -0.0005860 | 0.0283605 | 0.2942582 | Énergie |
| APA | -0.1823644 | -0.0200239 | 0.0025683 | 0.0212511 | 0.2131735 | Énergie |
| APC | -0.1815906 | -0.0181079 | 0.0024917 | 0.0201967 | 0.2359998 | Énergie |
| BHGE | -0.2207961 | -0.0177105 | 0.0004847 | 0.0183372 | 0.2698170 | Énergie |
| COG | -0.1827728 | -0.0229329 | 0.0030360 | 0.0235840 | 0.2613793 | Énergie |
| COP | -0.1381671 | -0.0165121 | 0.0011728 | 0.0145390 | 0.1660791 | Énergie |
| CVX | -0.1248909 | -0.0134071 | 0.0019387 | 0.0129529 | 0.2085420 | Énergie |
| CXO | -0.2251149 | -0.0227571 | 0.0027134 | 0.0249181 | 0.3081018 | Énergie |
| DVN | -0.1668881 | -0.0206340 | 0.0019923 | 0.0201192 | 0.2146660 | Énergie |
| EOG | -0.1592909 | -0.0200072 | 0.0002721 | 0.0194212 | 0.2040607 | Énergie |
| EQT | -0.1506846 | -0.0141449 | 0.0014943 | 0.0147836 | 0.2374946 | Énergie |
| FTI | -0.1701345 | -0.0222098 | 0.0018008 | 0.0244101 | 0.1993709 | Énergie |
| HAL | -0.1710403 | -0.0172593 | 0.0022897 | 0.0174021 | 0.2354964 | Énergie |
| HES | -0.1915626 | -0.0222955 | 0.0005812 | 0.0263764 | 0.1669697 | Énergie |
| HP | -0.1922951 | -0.0183338 | 0.0019900 | 0.0242233 | 0.2650350 | Énergie |
| MRO | -0.1956448 | -0.0221669 | 0.0000000 | 0.0189648 | 0.2335678 | Énergie |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| NBL | -0.1669898 | -0.0188113 | 0.0017605 | 0.0229308 | 0.2383108 | Énergie |
| NFX | -0.1832483 | -0.0220845 | 0.0003824 | 0.0244031 | 0.1813046 | Énergie |
| NOV | -0.2139083 | -0.0271341 | 0.0016381 | 0.0290007 | 0.2442352 | Énergie |
| OKE | -0.1190916 | -0.0124669 | -0.0006392 | 0.0119791 | 0.3003882 | Énergie |
| OXY | -0.1849314 | -0.0202405 | 0.0008968 | 0.0226154 | 0.1810836 | Énergie |
| PXD | -0.2220060 | -0.0230273 | 0.0031131 | 0.0229519 | 0.1897352 | Énergie |
| RRC | -0.1770048 | -0.0224813 | 0.0033733 | 0.0251670 | 0.1991812 | Énergie |
| SLB | -0.1840407 | -0.0209438 | -0.0003583 | 0.0189688 | 0.1491444 | Énergie |
| VLO | -0.2000001 | -0.0212273 | -0.0007834 | 0.0205069 | 0.1797816 | Énergie |
| WMB | -0.1651754 | -0.0173621 | 0.0018464 | 0.0157182 | 0.2631952 | Énergie |
| XEC | -0.1635629 | -0.0173985 | 0.0016143 | 0.0181501 | 0.2247394 | Énergie |
| XOM | -0.1395254 | -0.0129146 | 0.0005989 | 0.0122671 | 0.1719050 | Énergie |
| AFL | -0.3686241 | -0.0141447 | -0.0001845 | 0.0141782 | 0.3027856 | Financier |
| AIG | -0.6079077 | -0.0330861 | -0.0021996 | 0.0207181 | 0.6600001 | Financier |
| AIZ | -0.2493336 | -0.0160087 | 0.0007393 | 0.0142048 | 0.2179992 | Financier |
| AJG | -0.2234848 | -0.0124096 | 0.0000000 | 0.0112039 | 0.1638657 | Financier |
| ALL | -0.2117863 | -0.0141623 | -0.0008846 | 0.0136616 | 0.2168676 | Financier |
| AMG | -0.1806260 | -0.0270538 | -0.0013919 | 0.0247225 | 0.1988003 | Financier |
| AON | -0.0748522 | -0.0118168 | -0.0007991 | 0.0114353 | 0.1144032 | Financier |
| AXP | -0.1759495 | -0.0274331 | -0.0013387 | 0.0193808 | 0.1978370 | Financier |
| BAC | -0.2896935 | -0.0294485 | -0.0048511 | 0.0205788 | 0.3526910 | Financier |
| BBT | -0.2336219 | -0.0261762 | -0.0027685 | 0.0229886 | 0.2361247 | Financier |
| BEN | -0.1527573 | -0.0231942 | -0.0008847 | 0.0224613 | 0.1611469 | Financier |
| BK | -0.2715777 | -0.0220810 | -0.0009925 | 0.0184178 | 0.2480651 | Financier |
| BLK | -0.1552416 | -0.0227380 | -0.0004383 | 0.0213254 | 0.1956092 | Financier |
| C | -0.3902440 | -0.0338422 | -0.0054812 | 0.0208824 | 0.5782492 | Financier |
| CB | -0.1975799 | -0.0140777 | 0.0004365 | 0.0173837 | 0.2075319 | Financier |
| CINF | -0.2006759 | -0.0174162 | -0.0009077 | 0.0157090 | 0.1825229 | Financier |
| CMA | -0.1871400 | -0.0279159 | -0.0056884 | 0.0265215 | 0.2068965 | Financier |
| CME | -0.1979952 | -0.0231317 | -0.0014192 | 0.0190354 | 0.1825552 | Financier |
| COF | -0.2115663 | -0.0326058 | -0.0046905 | 0.0262302 | 0.2643008 | Financier |
| DFS | -0.1479591 | -0.0305755 | -0.0033198 | 0.0264684 | 0.2732025 | Financier |
| ETFC | -0.5867288 | -0.0420029 | -0.0072415 | 0.0279260 | 0.5000000 | Financier |
| FITB | -0.4362623 | -0.0346032 | -0.0014579 | 0.0259505 | 0.6036580 | Financier |
| GS | -0.1895960 | -0.0231713 | -0.0010350 | 0.0207204 | 0.2646786 | Financier |
| HBAN | -0.3058565 | -0.0379922 | -0.0060966 | 0.0276782 | 0.5007403 | Financier |
| HIG | -0.5156095 | -0.0228112 | -0.0032154 | 0.0198027 | 1.0235783 | Financier |
| HRB | -0.1255186 | -0.0151207 | -0.0009355 | 0.0161706 | 0.1869338 | Financier |
| ICE | -0.1771719 | -0.0277927 | -0.0017461 | 0.0267564 | 0.4079948 | Financier |
| IVZ | -0.1950462 | -0.0242357 | -0.0019003 | 0.0203206 | 0.2805102 | Financier |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| JPM | -0.2072743 | -0.0262113 | -0.0032151 | 0.0205827 | 0.2509670 | Financier |
| KEY | -0.3333331 | -0.0310746 | -0.0024855 | 0.0245266 | 0.5425258 | Financier |
| L | -0.1807729 | -0.0168998 | 0.0006151 | 0.0165487 | 0.2363984 | Financier |
| LNC | -0.3988487 | -0.0231874 | -0.0013585 | 0.0202038 | 0.4367009 | Financier |
| LUK | -0.2073171 | -0.0224787 | 0.0004242 | 0.0174148 | 0.2064677 | Financier |
| MCO | -0.1592256 | -0.0244388 | -0.0035481 | 0.0209032 | 0.1590790 | Financier |
| MET | -0.2676971 | -0.0202166 | -0.0008402 | 0.0199355 | 0.2799999 | Financier |
| MMC | -0.1225589 | -0.0150941 | -0.0007823 | 0.0130088 | 0.1443076 | Financier |
| MS | -0.2589284 | -0.0314313 | -0.0017163 | 0.0267618 | 0.8698337 | Financier |
| MTB | -0.1560976 | -0.0215565 | -0.0022746 | 0.0183343 | 0.2105785 | Financier |
| NDAQ | -0.1328242 | -0.0265378 | -0.0006249 | 0.0239926 | 0.1746893 | Financier |
| NTRS | -0.1881102 | -0.0221866 | 0.0017057 | 0.0208369 | 0.3091285 | Financier |
| PBCT | -0.1563221 | -0.0165464 | -0.0002784 | 0.0173840 | 0.1788125 | Financier |
| PFG | -0.2959483 | -0.0262695 | -0.0012283 | 0.0243629 | 0.4076244 | Financier |
| PGR | -0.1301775 | -0.0159931 | -0.0005492 | 0.0156519 | 0.2397371 | Financier |
| PNC | -0.4139584 | -0.0216491 | -0.0018162 | 0.0162736 | 0.3709091 | Financier |
| PRU | -0.2471907 | -0.0214733 | -0.0000590 | 0.0199115 | 0.3825079 | Financier |
| RE | -0.1134259 | -0.0133103 | -0.0012873 | 0.0122670 | 0.2190943 | Financier |
| RF | -0.4107145 | -0.0350157 | -0.0033352 | 0.0270746 | 0.4840991 | Financier |
| RJF | -0.2298591 | -0.0270017 | -0.0035470 | 0.0221033 | 0.2463340 | Financier |
| SCHW | -0.1516641 | -0.0217132 | 0.0000000 | 0.0229691 | 0.1965027 | Financier |
| SPGI | -0.1326822 | -0.0193444 | -0.0038081 | 0.0157052 | 0.2384231 | Financier |
| STI | -0.2717038 | -0.0298801 | -0.0036264 | 0.0208833 | 0.3056328 | Financier |
| STT | -0.5903714 | -0.0252181 | -0.0003071 | 0.0222260 | 0.3134557 | Financier |
| TMK | -0.1412515 | -0.0136229 | -0.0010922 | 0.0138226 | 0.1719562 | Financier |
| TROW | -0.1793860 | -0.0269244 | -0.0011670 | 0.0226664 | 0.1816721 | Financier |
| TRV | -0.1818181 | -0.0166458 | -0.0005552 | 0.0165010 | 0.2555560 | Financier |
| UNM | -0.2963315 | -0.0197769 | -0.0008022 | 0.0179860 | 0.2215190 | Financier |
| USB | -0.1816529 | -0.0186543 | -0.0012820 | 0.0187457 | 0.2284125 | Financier |
| WFC | -0.2382228 | -0.0263087 | -0.0032580 | 0.0218175 | 0.3276447 | Financier |
| WLTW | -0.1901542 | -0.0140644 | -0.0015117 | 0.0108773 | 0.1582480 | Financier |
| XL | -0.5380186 | -0.0363487 | -0.0031285 | 0.0285492 | 0.6137931 | Financier |
| ZION | -0.2319970 | -0.0313060 | -0.0047408 | 0.0235684 | 0.2755679 | Financier |
| A | -0.1084503 | -0.0138255 | -0.0010117 | 0.0114426 | 0.1387903 | Santé |
| ABC | -0.0970534 | -0.0121941 | -0.0010006 | 0.0102904 | 0.1022070 | Santé |
| ABT | -0.0911559 | -0.0099109 | 0.0001840 | 0.0091386 | 0.0962590 | Santé |
| AET | -0.1384181 | -0.0176607 | -0.0002286 | 0.0158882 | 0.1775297 | Santé |
| AGN | -0.1008134 | -0.0109333 | -0.0007247 | 0.0120149 | 0.0946772 | Santé |
| ALGN | -0.3355401 | -0.0250253 | -0.0012225 | 0.0234502 | 0.1899225 | Santé |
| ALXN | -0.1024096 | -0.0166465 | -0.0009779 | 0.0181854 | 0.1368021 | Santé |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AMGN | -0.0942362 | -0.0114207 | -0.0009629 | 0.0111529 | 0.1216618 | Santé |
| ANTM | -0.2830706 | -0.0148277 | -0.0008330 | 0.0131084 | 0.1841357 | Santé |
| BAX | -0.0912500 | -0.0095266 | 0.0002605 | 0.0101720 | 0.0844918 | Santé |
| BIIB | -0.2831136 | -0.0155095 | -0.0002324 | 0.0158141 | 0.1883912 | Santé |
| BMY | -0.0732620 | -0.0130577 | -0.0009731 | 0.0107796 | 0.0932113 | Santé |
| BSX | -0.1633588 | -0.0180291 | -0.0007906 | 0.0174027 | 0.2612859 | Santé |
| CAH | -0.1109023 | -0.0120307 | -0.0012206 | 0.0094133 | 0.1005233 | Santé |
| CELG | -0.1549720 | -0.0178979 | 0.0001443 | 0.0171541 | 0.1300000 | Santé |
| CERN | -0.1042994 | -0.0134420 | -0.0001063 | 0.0139728 | 0.1766194 | Santé |
| CI | -0.2151134 | -0.0202273 | -0.0010212 | 0.0173492 | 0.2353998 | Santé |
| CNC | -0.2226584 | -0.0186948 | 0.0011193 | 0.0183038 | 0.1738362 | Santé |
| COO | -0.2112474 | -0.0152850 | -0.0005577 | 0.0132889 | 0.1882913 | Santé |
| DHR | -0.1031215 | -0.0130984 | -0.0005024 | 0.0112924 | 0.1040283 | Santé |
| DVA | -0.0986969 | -0.0116828 | -0.0000807 | 0.0097167 | 0.1182796 | Santé |
| ESRX | -0.1107105 | -0.0156157 | 0.0012494 | 0.0175017 | 0.1553794 | Santé |
| EW | -0.0987037 | -0.0077501 | 0.0013391 | 0.0101481 | 0.1314651 | Santé |
| GILD | -0.1274671 | -0.0150203 | 0.0011250 | 0.0158896 | 0.1382438 | Santé |
| HOLX | -0.1916849 | -0.0214242 | 0.0006508 | 0.0183654 | 0.1410473 | Santé |
| HSIC | -0.1024947 | -0.0117706 | 0.0000000 | 0.0108275 | 0.0974378 | Santé |
| HUM | -0.2443381 | -0.0183326 | 0.0002372 | 0.0193912 | 0.1377108 | Santé |
| IDXX | -0.1453129 | -0.0130823 | -0.0000868 | 0.0128446 | 0.1385705 | Santé |
| ILMN | -0.2221535 | -0.0156710 | 0.0008342 | 0.0155602 | 0.2115041 | Santé |
| INCY | -0.1922246 | -0.0262296 | -0.0010571 | 0.0273744 | 0.2027455 | Santé |
| ISRG | -0.1721664 | -0.0196468 | -0.0011277 | 0.0187147 | 0.2133021 | Santé |
| JNJ | -0.0766520 | -0.0065125 | 0.0000000 | 0.0062515 | 0.1222915 | Santé |
| LH | -0.0842008 | -0.0085534 | 0.0001427 | 0.0091084 | 0.1096798 | Santé |
| LLY | -0.1234828 | -0.0113323 | -0.0004401 | 0.0101635 | 0.1434950 | Santé |
| MCK | -0.1705630 | -0.0122781 | -0.0002519 | 0.0116839 | 0.1603483 | Santé |
| MDT | -0.1323444 | -0.0110457 | -0.0006413 | 0.0087260 | 0.1030001 | Santé |
| MRK | -0.1473825 | -0.0135277 | -0.0012573 | 0.0140529 | 0.1265085 | Santé |
| MTD | -0.0951733 | -0.0142881 | -0.0004764 | 0.0122334 | 0.1052117 | Santé |
| MYL | -0.1713961 | -0.0137424 | 0.0000000 | 0.0156617 | 0.2049861 | Santé |
| PDCO | -0.2270069 | -0.0131694 | -0.0003053 | 0.0122930 | 0.1332746 | Santé |
| PFE | -0.1031523 | -0.0117312 | -0.0017732 | 0.0097078 | 0.1017173 | Santé |
| PKI | -0.1841618 | -0.0145939 | 0.0000000 | 0.0129014 | 0.1753306 | Santé |
| PRGO | -0.2114126 | -0.0132007 | 0.0013143 | 0.0139248 | 0.1412906 | Santé |
| REGN | -0.1954927 | -0.0259204 | -0.0030118 | 0.0289878 | 0.2309038 | Santé |
| RMD | -0.0923850 | -0.0126150 | -0.0004583 | 0.0126230 | 0.1298147 | Santé |
| SYK | -0.1098315 | -0.0133754 | -0.0005381 | 0.0108481 | 0.1449534 | Santé |
| UHS | -0.1102980 | -0.0112763 | -0.0005002 | 0.0120901 | 0.1303290 | Santé |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| UNH | -0.1863617 | -0.0167232 | -0.0008018 | 0.0131231 | 0.3475504 | Santé |
| VAR | -0.1218799 | -0.0132439 | -0.0006057 | 0.0124679 | 0.1357233 | Santé |
| VRTX | -0.1667820 | -0.0191175 | -0.0026294 | 0.0205301 | 0.2802786 | Santé |
| WAT | -0.2000546 | -0.0111785 | -0.0000625 | 0.0113998 | 0.1188603 | Santé |
| XRAY | -0.0915252 | -0.0118814 | 0.0001304 | 0.0121059 | 0.0789476 | Santé |
| ZBH | -0.1509391 | -0.0124612 | 0.0007042 | 0.0116286 | 0.1314629 | Santé |
| IDU | -0.0870324 | -0.0092449 | 0.0007324 | 0.0086277 | 0.0971181 | Index |
| IYC | -0.0871141 | -0.0129456 | -0.0012957 | 0.0108285 | 0.1090718 | Index |
| IYE | -0.1893059 | -0.0150572 | 0.0012540 | 0.0153621 | 0.2437521 | Index |
| IYF | -0.1569587 | -0.0202121 | -0.0042587 | 0.0160442 | 0.1566346 | Index |
| IYH | -0.0681165 | -0.0078425 | 0.0001486 | 0.0070031 | 0.1035245 | Index |
| IYJ | -0.0943709 | -0.0126989 | 0.0001532 | 0.0096323 | 0.0891139 | Index |
| IYK | -0.0693769 | -0.0085730 | -0.0000815 | 0.0072295 | 0.0893842 | Index |
| IYM | -0.1347164 | -0.0144711 | 0.0008186 | 0.0160433 | 0.1294346 | Index |
| IYR | -0.2061113 | -0.0203936 | -0.0022151 | 0.0182163 | 0.1632533 | Index |
| IYW | -0.0837516 | -0.0131751 | 0.0000000 | 0.0110774 | 0.1065896 | Index |
| IYZ | -0.1019816 | -0.0135415 | -0.0009381 | 0.0115095 | 0.1410513 | Index |
| SPY | -0.0984478 | -0.0110910 | 0.0001427 | 0.0093078 | 0.1451979 | Index |
| AAL | -0.3035952 | -0.0479106 | -0.0050539 | 0.0391382 | 0.5873602 | Industriel |
| ALK | -0.1859184 | -0.0311460 | -0.0003918 | 0.0262018 | 0.3128493 | Industriel |
| AME | -0.1130834 | -0.0131664 | 0.0002748 | 0.0128040 | 0.1566158 | Industriel |
| AOS | -0.1182037 | -0.0207599 | -0.0026469 | 0.0189446 | 0.1457826 | Industriel |
| ARNC | -0.1605392 | -0.0261622 | 0.0005215 | 0.0209462 | 0.2321166 | Industriel |
| AYI | -0.1490568 | -0.0211533 | -0.0019423 | 0.0199505 | 0.1033999 | Industriel |
| BA | -0.0772957 | -0.0146419 | -0.0013769 | 0.0129766 | 0.1546270 | Industriel |
| CAT | -0.1143400 | -0.0173012 | 0.0001696 | 0.0142566 | 0.1472288 | Industriel |
| CHRW | -0.1564256 | -0.0164195 | -0.0003890 | 0.0167065 | 0.0953327 | Industriel |
| CMI | -0.1745582 | -0.0275480 | -0.0004233 | 0.0248983 | 0.2206937 | Industriel |
| COL | -0.0884793 | -0.0172234 | -0.0010416 | 0.0134535 | 0.1250392 | Industriel |
| CSX | -0.1102522 | -0.0220176 | 0.0002050 | 0.0181717 | 0.1514664 | Industriel |
| CTAS | -0.1237276 | -0.0162246 | -0.0006236 | 0.0137476 | 0.1075759 | Industriel |
| DAL | -0.2113259 | -0.0372161 | 0.0007676 | 0.0332335 | 0.2655246 | Industriel |
| DE | -0.1421165 | -0.0202811 | -0.0001300 | 0.0213898 | 0.1569237 | Industriel |
| DOV | -0.1068215 | -0.0161016 | -0.0003538 | 0.0149406 | 0.1130203 | Industriel |
| EFX | -0.1296658 | -0.0139941 | -0.0010783 | 0.0133356 | 0.1086857 | Industriel |
| EMR | -0.1501813 | -0.0156797 | -0.0003520 | 0.0126674 | 0.1539844 | Industriel |
| ETN | -0.1176349 | -0.0174021 | -0.0014818 | 0.0140395 | 0.1040001 | Industriel |
| EXPD | -0.1214850 | -0.0215132 | -0.0001016 | 0.0174838 | 0.1796875 | Industriel |
| FAST | -0.1204882 | -0.0173131 | 0.0002448 | 0.0173879 | 0.1361786 | Industriel |
| FDX | -0.1448341 | -0.0171546 | -0.0019063 | 0.0128439 | 0.0916371 | Industriel |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| FLR | -0.1838813 | -0.0251160 | 0.0003820 | 0.0227446 | 0.2064096 | Industriel |
| FLS | -0.1950856 | -0.0193290 | 0.0010081 | 0.0227895 | 0.2056104 | Industriel |
| GD | -0.0834279 | -0.0124760 | -0.0006740 | 0.0104927 | 0.1172755 | Industriel |
| GE | -0.1278910 | -0.0165591 | -0.0009626 | 0.0116202 | 0.1970313 | Industriel |
| GWW | -0.0982016 | -0.0129373 | -0.0011465 | 0.0141640 | 0.0901476 | Industriel |
| HON | -0.0940809 | -0.0159478 | -0.0003305 | 0.0144660 | 0.1174678 | Industriel |
| IR | -0.1331684 | -0.0179823 | -0.0014345 | 0.0165694 | 0.1551806 | Industriel |
| ITW | -0.0963240 | -0.0137763 | -0.0005058 | 0.0119293 | 0.1304608 | Industriel |
| JBHT | -0.1307344 | -0.0200296 | -0.0015743 | 0.0196979 | 0.0973129 | Industriel |
| JCI | -0.1420677 | -0.0160237 | -0.0009295 | 0.0149707 | 0.1932157 | Industriel |
| JEC | -0.1506456 | -0.0218393 | 0.0008912 | 0.0244547 | 0.2160424 | Industriel |
| KSU | -0.1779411 | -0.0212437 | -0.0011313 | 0.0174081 | 0.1995248 | Industriel |
| LLL | -0.0896254 | -0.0119825 | -0.0003166 | 0.0114464 | 0.0999999 | Industriel |
| LMT | -0.0968676 | -0.0118478 | -0.0003464 | 0.0117870 | 0.1051761 | Industriel |
| LUV | -0.1845059 | -0.0195184 | -0.0024610 | 0.0183263 | 0.1706448 | Industriel |
| MAS | -0.1504240 | -0.0239060 | -0.0016045 | 0.0182473 | 0.1825616 | Industriel |
| MMM | -0.0856117 | -0.0121964 | -0.0002558 | 0.0097568 | 0.0987838 | Industriel |
| NSC | -0.1291511 | -0.0168092 | -0.0008970 | 0.0171796 | 0.1102784 | Industriel |
| PCAR | -0.1230962 | -0.0229600 | -0.0007463 | 0.0194657 | 0.1884252 | Industriel |
| PH | -0.1101024 | -0.0181320 | -0.0004685 | 0.0157047 | 0.1366348 | Industriel |
| PNR | -0.1071548 | -0.0150096 | 0.0005991 | 0.0148010 | 0.0986749 | Industriel |
| PWR | -0.2054187 | -0.0240260 | 0.0004205 | 0.0222472 | 0.2349172 | Industriel |
| RHI | -0.0965131 | -0.0182308 | -0.0021883 | 0.0162773 | 0.1259557 | Industriel |
| ROK | -0.1277690 | -0.0183527 | -0.0016331 | 0.0152056 | 0.1649165 | Industriel |
| ROP | -0.1172691 | -0.0151932 | -0.0007056 | 0.0142660 | 0.2553301 | Industriel |
| RTN | -0.0852444 | -0.0126802 | -0.0003379 | 0.0114595 | 0.1217213 | Industriel |
| SRCL | -0.1069808 | -0.0121333 | -0.0003912 | 0.0141337 | 0.1054449 | Industriel |
| TXT | -0.3165414 | -0.0241859 | -0.0004308 | 0.0191488 | 0.4884741 | Industriel |
| UAL | -0.3677088 | -0.0480038 | -0.0036755 | 0.0372948 | 0.6853707 | Industriel |
| UNP | -0.1400889 | -0.0149179 | 0.0005849 | 0.0171126 | 0.0905172 | Industriel |
| UPS | -0.0850099 | -0.0119310 | -0.0006906 | 0.0106681 | 0.0935543 | Industriel |
| URI | -0.3090267 | -0.0228358 | -0.0010846 | 0.0163338 | 0.3054830 | Industriel |
| UTX | -0.0700268 | -0.0134544 | -0.0011386 | 0.0116949 | 0.1364685 | Industriel |
| WM | -0.0773765 | -0.0135190 | 0.0004627 | 0.0108140 | 0.1797356 | Industriel |
| AAPL | -0.1791953 | -0.0210047 | 0.0007598 | 0.0214314 | 0.1390496 | Technologies de l'information |
| ACN | -0.1345433 | -0.0153694 | -0.0003819 | 0.0140109 | 0.1636678 | Technologies de l'information |
| ADBE | -0.1116438 | -0.0172373 | 0.0015063 | 0.0145715 | 0.1435811 | Technologies de l'information |
| ADI | -0.1326301 | -0.0154473 | -0.0010309 | 0.0126194 | 0.1224303 | Technologies de l'information |
| ADP | -0.0815876 | -0.0112770 | 0.0000000 | 0.0111812 | 0.1182728 | Technologies de l'information |
| ADS | -0.3524390 | -0.0141889 | -0.0001756 | 0.0115609 | 0.1843091 | Technologies de l'information |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ADSK | -0.1562659 | -0.0215293 | -0.0004445 | 0.0163893 | 0.1475206 | Technologies de l'information |
| AKAM | -0.2531200 | -0.0244507 | -0.0028661 | 0.0210491 | 0.1806634 | Technologies de l'information |
| AMAT | -0.1260032 | -0.0197375 | -0.0002563 | 0.0154439 | 0.1427140 | Technologies de l'information |
| AMD | -0.1686047 | -0.0308464 | -0.0022363 | 0.0231188 | 0.2237762 | Technologies de l'information |
| ANSS | -0.1062635 | -0.0191704 | -0.0009004 | 0.0182777 | 0.1412094 | Technologies de l'information |
| APH | -0.1367664 | -0.0167989 | -0.0011062 | 0.0162244 | 0.1624073 | Technologies de l'information |
| ATVI | -0.1559268 | -0.0156134 | 0.0006768 | 0.0162120 | 0.2326989 | Technologies de l'information |
| CA | -0.1280954 | -0.0141323 | 0.0000000 | 0.0137133 | 0.1959092 | Technologies de l'information |
| CDNS | -0.3304749 | -0.0186517 | -0.0009636 | 0.0149795 | 0.2307692 | Technologies de l'information |
| CRM | -0.1845330 | -0.0219610 | -0.0013155 | 0.0195128 | 0.1913082 | Technologies de l'information |
| CSCO | -0.1062568 | -0.0171265 | -0.0003716 | 0.0138997 | 0.1379738 | Technologies de l'information |
| CTSH | -0.1921231 | -0.0219276 | -0.0006946 | 0.0217128 | 0.1877880 | Technologies de l'information |
| CTXS | -0.1577444 | -0.0167363 | 0.0015076 | 0.0151933 | 0.1348625 | Technologies de l'information |
| DXC | -0.1411654 | -0.0155253 | -0.0010558 | 0.0149643 | 0.1108655 | Technologies de l'information |
| EA | -0.1785070 | -0.0216805 | -0.0020418 | 0.0150519 | 0.1675440 | Technologies de l'information |
| EBAY | -0.1387900 | -0.0181395 | -0.0028860 | 0.0148121 | 0.1218046 | Technologies de l'information |
| FFIV | -0.1551767 | -0.0246319 | -0.0015856 | 0.0256199 | 0.2289395 | Technologies de l'information |
| FIS | -0.1053559 | -0.0154798 | -0.0009574 | 0.0152177 | 0.2726542 | Technologies de l'information |
| FISV | -0.1144910 | -0.0156016 | -0.0002024 | 0.0144390 | 0.1578584 | Technologies de l'information |
| FLIR | -0.1116866 | -0.0175799 | -0.0010581 | 0.0169541 | 0.1645160 | Technologies de l'information |
| GLW | -0.1256406 | -0.0187500 | 0.0000000 | 0.0153005 | 0.1414713 | Technologies de l'information |
| GOOG | -0.1160913 | -0.0156721 | -0.0009082 | 0.0156783 | 0.1999154 | Technologies de l'information |
| GOOGL | -0.1160913 | -0.0156721 | -0.0009082 | 0.0156784 | 0.1999155 | Technologies de l'information |
| GPN | -0.1557173 | -0.0127937 | 0.0007846 | 0.0147625 | 0.1916706 | Technologies de l'information |
| HPQ | -0.0789317 | -0.0142337 | 0.0000000 | 0.0125095 | 0.1448531 | Technologies de l'information |
| HRS | -0.1547584 | -0.0142865 | -0.0013494 | 0.0155639 | 0.1142764 | Technologies de l'information |
| IBM | -0.0591944 | -0.0119107 | -0.0001721 | 0.0112450 | 0.1151500 | Technologies de l'information |
| INTC | -0.1238429 | -0.0182676 | 0.0005766 | 0.0132242 | 0.1184989 | Technologies de l'information |
| INTU | -0.0919772 | -0.0139303 | 0.0000000 | 0.0137447 | 0.1278798 | Technologies de l'information |
| IPGP | -0.1058151 | -0.0188335 | -0.0015247 | 0.0154191 | 0.1768546 | Technologies de l'information |
| IT | -0.2560160 | -0.0213691 | -0.0009402 | 0.0179377 | 0.1761480 | Technologies de l'information |
| JNPR | -0.1655864 | -0.0206002 | -0.0017180 | 0.0185096 | 0.1772266 | Technologies de l'information |
| KLAC | -0.1128677 | -0.0190093 | -0.0015957 | 0.0161680 | 0.1233843 | Technologies de l'information |
| LRCX | -0.1215535 | -0.0237769 | -0.0025489 | 0.0188363 | 0.1519069 | Technologies de l'information |
| MA | -0.1178835 | -0.0187767 | -0.0007975 | 0.0216093 | 0.2084628 | Technologies de l'information |
| MCHP | -0.1309977 | -0.0158755 | 0.0000000 | 0.0158854 | 0.1016110 | Technologies de l'information |
| MSFT | -0.1171310 | -0.0141743 | -0.0020581 | 0.0129971 | 0.1860468 | Technologies de l'information |
| MSI | -0.1875000 | -0.0216321 | -0.0016857 | 0.0148385 | 0.1901709 | Technologies de l'information |
| MU | -0.1835749 | -0.0303345 | -0.0015505 | 0.0254757 | 0.2027650 | Technologies de l'information |
| NFLX | -0.2370296 | -0.0183178 | 0.0010040 | 0.0214709 | 0.1768115 | Technologies de l'information |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| NTAP | -0.1264932 | -0.0205782 | 0.0007539 | 0.0204850 | 0.1684311 | Technologies de l'information |
| NVDA | -0.3072657 | -0.0284669 | -0.0007466 | 0.0268122 | 0.1820851 | Technologies de l'information |
| ORCL | -0.0983607 | -0.0156300 | 0.0000000 | 0.0144808 | 0.1306957 | Technologies de l'information |
| PAYX | -0.0792643 | -0.0159592 | -0.0008063 | 0.0126438 | 0.1063474 | Technologies de l'information |
| QCOM | -0.1300176 | -0.0177116 | -0.0014308 | 0.0187704 | 0.1697905 | Technologies de l'information |
| RHT | -0.1154709 | -0.0177277 | -0.0011634 | 0.0145768 | 0.1733333 | Technologies de l'information |
| SNPS | -0.1168185 | -0.0128038 | 0.0008171 | 0.0127436 | 0.1153082 | Technologies de l'information |
| STX | -0.2399999 | -0.0232532 | -0.0015799 | 0.0190368 | 0.1496812 | Technologies de l'information |
| SWKS | -0.1602316 | -0.0269057 | 0.0000000 | 0.0242509 | 0.3486054 | Technologies de l'information |
| SYMC | -0.1767880 | -0.0146323 | -0.0005676 | 0.0156285 | 0.1231126 | Technologies de l'information |
| TEL | -0.1219779 | -0.0168528 | -0.0024406 | 0.0136017 | 0.1455357 | Technologies de l'information |
| TSS | -0.1431452 | -0.0139040 | -0.0007363 | 0.0131067 | 0.1316478 | Technologies de l'information |
| TXN | -0.1462133 | -0.0144914 | 0.0000000 | 0.0146439 | 0.1030578 | Technologies de l'information |
| V | -0.1364349 | -0.0242719 | -0.0021224 | 0.0263417 | 0.1394549 | Technologies de l'information |
| VRSN | -0.1272137 | -0.0181945 | -0.0010309 | 0.0176395 | 0.1400652 | Technologies de l'information |
| WDC | -0.1210718 | -0.0245048 | 0.0013750 | 0.0242280 | 0.1913477 | Technologies de l'information |
| WU | -0.1781160 | -0.0164596 | -0.0016226 | 0.0178041 | 0.2102526 | Technologies de l'information |
| XLNX | -0.0812958 | -0.0177165 | -0.0007747 | 0.0175891 | 0.1248695 | Technologies de l'information |
| ALB | -0.1416628 | -0.0189740 | -0.0002492 | 0.0194255 | 0.1470457 | Matériaux |
| APD | -0.1231246 | -0.0168868 | 0.0016651 | 0.0151874 | 0.1465453 | Matériaux |
| AVY | -0.1133919 | -0.0156688 | -0.0009707 | 0.0125786 | 0.1213514 | Matériaux |
| BLL | -0.0980733 | -0.0131280 | 0.0000001 | 0.0133716 | 0.1145331 | Matériaux |
| CF | -0.3456677 | -0.0246791 | 0.0064539 | 0.0304950 | 0.1969060 | Matériaux |
| DWDP | -0.1902750 | -0.0171547 | -0.0013037 | 0.0123516 | 0.1282638 | Matériaux |
| ECL | -0.1080827 | -0.0126398 | 0.0002133 | 0.0127744 | 0.1141768 | Matériaux |
| EMN | -0.1345162 | -0.0151983 | -0.0020356 | 0.0128844 | 0.1148083 | Matériaux |
| FCX | -0.1912554 | -0.0253316 | 0.0038462 | 0.0289817 | 0.2481426 | Matériaux |
| FMC | -0.2083986 | -0.0144736 | 0.0012636 | 0.0152503 | 0.2254333 | Matériaux |
| IFF | -0.0924143 | -0.0126003 | -0.0006799 | 0.0104138 | 0.1611629 | Matériaux |
| IP | -0.1852017 | -0.0199461 | -0.0001373 | 0.0149302 | 0.2188367 | Matériaux |
| MLM | -0.1321434 | -0.0214608 | -0.0011781 | 0.0188207 | 0.1744151 | Matériaux |
| MON | -0.1617948 | -0.0177734 | 0.0029750 | 0.0206554 | 0.1904396 | Matériaux |
| MOS | -0.4126797 | -0.0234419 | 0.0069730 | 0.0327971 | 0.2145606 | Matériaux |
| NEM | -0.1409230 | -0.0195695 | -0.0000947 | 0.0208570 | 0.2517391 | Matériaux |
| NUE | -0.1982458 | -0.0235729 | 0.0011982 | 0.0260399 | 0.2777238 | Matériaux |
| PKG | -0.1561756 | -0.0183035 | 0.0003945 | 0.0153954 | 0.2011490 | Matériaux |
| PX | -0.1259952 | -0.0164293 | -0.0002473 | 0.0162435 | 0.1486216 | Matériaux |
| SEE | -0.2213229 | -0.0164061 | -0.0013744 | 0.0149532 | 0.1620572 | Matériaux |
| SHW | -0.1302778 | -0.0167286 | -0.0022006 | 0.0144082 | 0.1525699 | Matériaux |
| VMC | -0.1057007 | -0.0242660 | -0.0012591 | 0.0167808 | 0.1841778 | Matériaux |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AIV | -0.2714288 | -0.0250660 | -0.0014531 | 0.0235723 | 0.2755554 | Immobilier |
| AMT | -0.1044777 | -0.0180083 | -0.0007674 | 0.0158668 | 0.2021990 | Immobilier |
| ARE | -0.2414185 | -0.0200383 | -0.0004589 | 0.0186598 | 0.1806323 | Immobilier |
| AVB | -0.1712546 | -0.0264254 | -0.0018497 | 0.0217814 | 0.1807532 | Immobilier |
| BXP | -0.1668540 | -0.0222475 | -0.0007226 | 0.0206393 | 0.2393166 | Immobilier |
| CCI | -0.1736974 | -0.0157126 | -0.0016221 | 0.0176524 | 0.1805693 | Immobilier |
| DLR | -0.1642052 | -0.0218127 | 0.0013632 | 0.0230037 | 0.2027031 | Immobilier |
| DRE | -0.3163932 | -0.0240661 | -0.0016160 | 0.0208140 | 0.3805667 | Immobilier |
| EQIX | -0.1331646 | -0.0246855 | -0.0023390 | 0.0209477 | 0.1710501 | Immobilier |
| EQR | -0.2162340 | -0.0258425 | -0.0018346 | 0.0228339 | 0.2355022 | Immobilier |
| ESS | -0.1970626 | -0.0203267 | -0.0003377 | 0.0181303 | 0.1487087 | Immobilier |
| EXR | -0.1502824 | -0.0216291 | -0.0008481 | 0.0170216 | 0.2448072 | Immobilier |
| FRT | -0.2242393 | -0.0206904 | -0.0004465 | 0.0193183 | 0.2165580 | Immobilier |
| GGP | -0.6423359 | -0.0357093 | -0.0034341 | 0.0246556 | 1.4390227 | Immobilier |
| HCP | -0.1653354 | -0.0257021 | 0.0000000 | 0.0221890 | 0.2278107 | Immobilier |
| HST | -0.2127662 | -0.0284860 | -0.0019968 | 0.0205250 | 0.2698407 | Immobilier |
| IRM | -0.1320753 | -0.0137390 | 0.0009504 | 0.0137415 | 0.1373548 | Immobilier |
| KIM | -0.2461628 | -0.0277117 | -0.0014780 | 0.0219438 | 0.3368796 | Immobilier |
| MAA | -0.2284633 | -0.0225745 | 0.0007861 | 0.0205613 | 0.2304763 | Immobilier |
| MAC | -0.2682023 | -0.0243034 | -0.0028890 | 0.0192179 | 0.3177443 | Immobilier |
| O | -0.1976230 | -0.0230318 | -0.0005887 | 0.0187179 | 0.2157794 | Immobilier |
| PLD | -0.3007915 | -0.0217178 | 0.0000000 | 0.0221820 | 0.2633958 | Immobilier |
| PSA | -0.1867220 | -0.0227387 | -0.0001381 | 0.0259551 | 0.2028370 | Immobilier |
| REG | -0.2215669 | -0.0216718 | -0.0014305 | 0.0210326 | 0.2208656 | Immobilier |
| SBAC | -0.1709136 | -0.0212131 | 0.0002912 | 0.0192564 | 0.2560722 | Immobilier |
| SLG | -0.2774958 | -0.0276246 | -0.0006706 | 0.0246174 | 0.4084509 | Immobilier |
| SPG | -0.1999998 | -0.0269355 | -0.0025129 | 0.0212632 | 0.2535174 | Immobilier |
| VNO | -0.1942004 | -0.0224005 | -0.0007631 | 0.0191574 | 0.2218096 | Immobilier |
| VTR | -0.2006091 | -0.0224229 | -0.0004442 | 0.0226047 | 0.1927053 | Immobilier |
| WY | -0.1716066 | -0.0204062 | -0.0009816 | 0.0182934 | 0.1403859 | Immobilier |
| CTL | -0.1315257 | -0.0139565 | 0.0000000 | 0.0109544 | 0.1769600 | Télécommunication |
| T | -0.0772108 | -0.0132735 | -0.0012773 | 0.0110405 | 0.1628007 | Télécommunication |
| VZ | -0.0806857 | -0.0138781 | -0.0004592 | 0.0132461 | 0.1463239 | Télécommunication |
| AEP | -0.0866044 | -0.0118241 | -0.0006194 | 0.0109683 | 0.1321426 | Services publics |
| AES | -0.1572009 | -0.0196182 | 0.0005146 | 0.0149365 | 0.2829049 | Services publics |
| AWK | -0.0618605 | -0.0136794 | -0.0009250 | 0.0132472 | 0.1276226 | Services publics |
| CMS | -0.1010202 | -0.0111171 | 0.0002970 | 0.0109573 | 0.1068708 | Services publics |
| CNP | -0.1166669 | -0.0124825 | -0.0012468 | 0.0119111 | 0.1332600 | Services publics |
| D | -0.0754512 | -0.0097366 | 0.0001077 | 0.0085239 | 0.1051380 | Services publics |
| DTE | -0.0885789 | -0.0116349 | 0.0007819 | 0.0089727 | 0.1297496 | Services publics |

| Variable | Minimum | 1er Quartile | Médiane | 3e Quartile | Maximum | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| DUK | -0.1051389 | -0.0107343 | 0.0010139 | 0.0101054 | 0.1330561 | Services publics |
| ED | -0.0666982 | -0.0088142 | -0.0002404 | 0.0080159 | 0.0917308 | Services publics |
| EIX | -0.0802396 | -0.0129732 | -0.0008968 | 0.0111560 | 0.1307003 | Services publics |
| ES | -0.0815349 | -0.0103924 | -0.0008046 | 0.0098819 | 0.1075718 | Services publics |
| ETR | -0.0779269 | -0.0134410 | -0.0004367 | 0.0115506 | 0.1419780 | Services publics |
| EXC | -0.0979687 | -0.0149046 | -0.0001653 | 0.0150822 | 0.1720134 | Services publics |
| FE | -0.1021335 | -0.0124314 | 0.0004433 | 0.0113720 | 0.1768975 | Services publics |
| LNT | -0.0968337 | -0.0116978 | -0.0009873 | 0.0107933 | 0.1502673 | Services publics |
| NEE | -0.1174665 | -0.0116715 | 0.0006850 | 0.0102387 | 0.1394281 | Services publics |
| NI | -0.0961717 | -0.0109283 | 0.0000000 | 0.0117729 | 0.1011611 | Services publics |
| NRG | -0.1739999 | -0.0171853 | -0.0007169 | 0.0148879 | 0.2933267 | Services publics |
| PCG | -0.0934067 | -0.0105101 | 0.0006007 | 0.0083789 | 0.1239058 | Services publics |
| PEG | -0.1040601 | -0.0138997 | 0.0005444 | 0.0129758 | 0.1712682 | Services publics |
| PNW | -0.0846393 | -0.0093461 | 0.0000000 | 0.0081218 | 0.0933116 | Services publics |
| SCG | -0.0896046 | -0.0095032 | 0.0001367 | 0.0085188 | 0.1158838 | Services publics |
| SO | -0.0537169 | -0.0087930 | -0.0005485 | 0.0083305 | 0.1106637 | Services publics |
| SRE | -0.1620553 | -0.0101151 | -0.0002054 | 0.0118976 | 0.1500404 | Services publics |
| WEC | -0.0536913 | -0.0086478 | 0.0004262 | 0.0089802 | 0.0896462 | Services publics |
| XEL | -0.0707122 | -0.0095139 | 0.0002258 | 0.0080503 | 0.0771074 | Services publics |

Table 49: Moments de distribution et corrélation avec le marché des rendements de toutes les compagnies du S&P500 - Période de crise

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAP | 0.0011078 | 0.0313270 | 0.4625374 | 4.7957789 | 0.6259494 | Consommation discrétionnaire |
| AMZN | 0.0007759 | 0.0385471 | 0.4054658 | 2.1997330 | 0.6645415 | Consommation discrétionnaire |
| AZO | 0.0011733 | 0.0279544 | 0.8379596 | 6.5746810 | 0.6300167 | Consommation discrétionnaire |
| BBY | 0.0002572 | 0.0330163 | 0.6373708 | 3.6598814 | 0.7483178 | Consommation discrétionnaire |
| BWA | -0.0003145 | 0.0413137 | 0.7858502 | 3.8606950 | 0.6937680 | Consommation discrétionnaire |
| CBS | -0.0028226 | 0.0441116 | 0.0029270 | 5.4748486 | 0.7414245 | Consommation discrétionnaire |
| CCL | -0.0005099 | 0.0353181 | 0.4998841 | 1.5274464 | 0.7663667 | Consommation discrétionnaire |
| CMCSA | -0.0006801 | 0.0346992 | 0.6078759 | 7.5492311 | 0.7788354 | Consommation discrétionnaire |
| CMG | 0.0001562 | 0.0387166 | -0.4854601 | 2.9549361 | 0.5452787 | Consommation discrétionnaire |
| DHI | 0.0009793 | 0.0606884 | 0.6699927 | 3.7162746 | 0.5970515 | Consommation discrétionnaire |
| DIS | -0.0007118 | 0.0286011 | 0.6127809 | 4.4509767 | 0.8576691 | Consommation discrétionnaire |
| DISCA | -0.0000955 | 0.0389404 | 0.3591069 | 9.5403584 | 0.5956267 | Consommation discrétionnaire |
| DISCK | 0.0011771 | 0.0505520 | 0.4213285 | 1.9646156 | 0.6190324 | Consommation discrétionnaire |
| DISH | -0.0015563 | 0.0401546 | -0.0586886 | 5.0157052 | 0.6666143 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| DLTR | 0.0007815 | 0.0308135 | 0.1139480 | 2.2815210 | 0.3977591 | Consommation discrétionnaire |
| DRI | 0.0006682 | 0.0394934 | 0.2951811 | 4.5602807 | 0.6393781 | Consommation discrétionnaire |
| EXPE | -0.0016627 | 0.0385358 | 0.2503490 | 1.9492674 | 0.7055544 | Consommation discrétionnaire |
| F | -0.0001526 | 0.0551057 | 0.7300171 | 6.2831701 | 0.5315984 | Consommation discrétionnaire |
| FL | 0.0000064 | 0.0395220 | -0.7108303 | 7.0568670 | 0.5301040 | Consommation discrétionnaire |
| FOX | -0.0015259 | 0.0356983 | 0.5653420 | 5.3140152 | 0.8698804 | Consommation discrétionnaire |
| FOXA | -0.0015211 | 0.0389717 | 0.5805590 | 4.6463665 | 0.8673307 | Consommation discrétionnaire |
| GPC | -0.0006192 | 0.0214130 | 0.1819678 | 2.2876418 | 0.7406991 | Consommation discrétionnaire |
| GRMN | -0.0024698 | 0.0416035 | -0.2445193 | 1.9098829 | 0.5661515 | Consommation discrétionnaire |
| GT | -0.0013058 | 0.0517699 | -0.0386013 | 1.4668145 | 0.7261207 | Consommation discrétionnaire |
| HAS | 0.0002943 | 0.0269625 | 0.2111272 | 1.3172828 | 0.6153411 | Consommation discrétionnaire |
| HBI | -0.0008878 | 0.0466134 | 0.5224125 | 7.2823232 | 0.5210957 | Consommation discrétionnaire |
| HD | -0.0000258 | 0.0304943 | 0.6664727 | 1.7395805 | 0.7630227 | Consommation discrétionnaire |
| HOG | -0.0016052 | 0.0451117 | 0.4946299 | 3.4357783 | 0.7145858 | Consommation discrétionnaire |
| IPG | -0.0009224 | 0.0456834 | 1.5363851 | 11.9291779 | 0.6872216 | Consommation discrétionnaire |
| JWN | -0.0008855 | 0.0459336 | 0.8529388 | 3.3312531 | 0.6299440 | Consommation discrétionnaire |
| KMX | -0.0007562 | 0.0417256 | 0.2221759 | 1.8910314 | 0.6342882 | Consommation discrétionnaire |
| KSS | -0.0000155 | 0.0342903 | 0.3538383 | 0.8568831 | 0.7040024 | Consommation discrétionnaire |
| LB | -0.0009227 | 0.0395608 | 0.2850941 | 3.4207381 | 0.7058096 | Consommation discrétionnaire |
| LEG | 0.0000244 | 0.0315483 | 0.2576184 | 2.0199852 | 0.7387511 | Consommation discrétionnaire |
| LEN | -0.0005929 | 0.0691095 | 0.4541723 | 1.7460856 | 0.6050571 | Consommation discrétionnaire |
| LKQ | 0.0009270 | 0.0364126 | 0.5572674 | 3.5122328 | 0.4628089 | Consommation discrétionnaire |
| LOW | -0.0001659 | 0.0327929 | 0.7206883 | 2.1206783 | 0.7507807 | Consommation discrétionnaire |
| M | -0.0010756 | 0.0493282 | 0.2421006 | 1.2141806 | 0.7082107 | Consommation discrétionnaire |
| MAR | -0.0012045 | 0.0359728 | 0.2895401 | 1.9694604 | 0.7466478 | Consommation discrétionnaire |
| MAT | -0.0007932 | 0.0288027 | 0.0021288 | 4.1972041 | 0.6218523 | Consommation discrétionnaire |
| MCD | 0.0006194 | 0.0195464 | 0.1995592 | 2.3732481 | 0.7074130 | Consommation discrétionnaire |
| MGM | -0.0034956 | 0.0686546 | 1.1781830 | 7.8012085 | 0.4877700 | Consommation discrétionnaire |
| MHK | -0.0015978 | 0.0365017 | 0.4716758 | 2.0015950 | 0.6617508 | Consommation discrétionnaire |
| NKE | 0.0005570 | 0.0283268 | 0.3802239 | 3.1628442 | 0.7431926 | Consommation discrétionnaire |
| NWL | -0.0020497 | 0.0370835 | -0.4193522 | 8.3710530 | 0.6972866 | Consommation discrétionnaire |
| OMC | -0.0010828 | 0.0261077 | 0.3780412 | 3.6900246 | 0.8011625 | Consommation discrétionnaire |
| ORLY | 0.0006329 | 0.0289862 | 1.0039317 | 4.8406843 | 0.6543529 | Consommation discrétionnaire |
| PHM | 0.0004902 | 0.0568177 | 0.4105578 | 1.3119597 | 0.6243198 | Consommation discrétionnaire |
| PVH | -0.0009254 | 0.0392042 | 0.2213963 | 0.9786132 | 0.6369114 | Consommation discrétionnaire |
| RCL | -0.0015878 | 0.0526802 | 0.6685230 | 3.0438073 | 0.6850380 | Consommation discrétionnaire |
| RL | -0.0004973 | 0.0365445 | 0.3589665 | 1.4859217 | 0.7402042 | Consommation discrétionnaire |
| ROST | 0.0014846 | 0.0296590 | 0.4091850 | 1.7578407 | 0.6755095 | Consommation discrétionnaire |
| SBUX | -0.0014625 | 0.0332280 | 0.3962627 | 1.5585581 | 0.7528962 | Consommation discrétionnaire |
| SIG | -0.0012014 | 0.0469744 | 0.4167643 | 2.8977071 | 0.4924197 | Consommation discrétionnaire |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| SNA | -0.0007495 | 0.0298458 | 0.3974026 | 1.8635727 | 0.7857745 | Consommation discrétionnaire |
| SWK | -0.0007567 | 0.0302434 | 0.4048259 | 2.2727040 | 0.8288197 | Consommation discrétionnaire |
| TGT | -0.0003942 | 0.0349334 | 0.3063688 | 2.0442103 | 0.7103860 | Consommation discrétionnaire |
| TIF | -0.0005764 | 0.0395502 | 0.6166563 | 2.1414531 | 0.7012649 | Consommation discrétionnaire |
| TJX | 0.0004417 | 0.0277469 | 0.0260818 | 1.4747401 | 0.6911475 | Consommation discrétionnaire |
| TPR | -0.0012540 | 0.0411634 | 0.4398371 | 2.1109581 | 0.7238556 | Consommation discrétionnaire |
| TSCO | 0.0001097 | 0.0314039 | 0.3296178 | 2.0078759 | 0.5576812 | Consommation discrétionnaire |
| TWX | -0.0013118 | 0.0339045 | -0.1338081 | 6.2231887 | 0.7647109 | Consommation discrétionnaire |
| UAA | -0.0017206 | 0.0485061 | 0.2960715 | 3.8816658 | 0.5532375 | Consommation discrétionnaire |
| ULTA | -0.0021226 | 0.0558870 | -0.2195229 | 2.1551154 | 0.4496270 | Consommation discrétionnaire |
| VFC | 0.0003200 | 0.0291012 | 0.3764314 | 2.1290826 | 0.6825936 | Consommation discrétionnaire |
| VIAB | -0.0010565 | 0.0349498 | 0.7833588 | 10.4658351 | 0.7277365 | Consommation discrétionnaire |
| WHR | -0.0013900 | 0.0391083 | 0.5193747 | 2.4851352 | 0.6347011 | Consommation discrétionnaire |
| WYN | -0.0014164 | 0.0597861 | 0.1541499 | 5.4906849 | 0.6580645 | Consommation discrétionnaire |
| WYNN | -0.0012737 | 0.0566365 | 0.8487683 | 4.2158948 | 0.5872201 | Consommation discrétionnaire |
| YUM | 0.0004557 | 0.0268588 | 0.2309101 | 1.3944935 | 0.7517154 | Consommation discrétionnaire |
| ADM | 0.0000944 | 0.0354026 | 0.2196537 | 5.6797814 | 0.6875075 | Consommation de base |
| CAG | -0.0005410 | 0.0192448 | 0.2174908 | 3.1911683 | 0.4819841 | Consommation de base |
| CHD | 0.0005893 | 0.0171215 | 0.2557433 | 4.9870254 | 0.5608213 | Consommation de base |
| CL | 0.0000473 | 0.0187402 | 0.6826894 | 5.5039053 | 0.7188744 | Consommation de base |
| CLX | 0.0000347 | 0.0170937 | 0.6408446 | 3.5830000 | 0.6563943 | Consommation de base |
| COST | -0.0003612 | 0.0238138 | 0.1504929 | 3.4522532 | 0.6825435 | Consommation de base |
| CPB | -0.0004792 | 0.0178256 | -0.3084702 | 3.8950866 | 0.5470808 | Consommation de base |
| CVS | -0.0002260 | 0.0256601 | 0.1247712 | 5.4895791 | 0.6269780 | Consommation de base |
| DPS | -0.0005515 | 0.0325382 | 0.4453591 | 4.5455981 | 0.5917501 | Consommation de base |
| EL | -0.0007255 | 0.0265317 | 0.0308381 | 3.7379628 | 0.6591981 | Consommation de base |
| GIS | 0.0000985 | 0.0165293 | -0.3396378 | 8.5851585 | 0.5822063 | Consommation de base |
| HRL | 0.0003353 | 0.0174727 | -0.5316617 | 6.6085307 | 0.4307353 | Consommation de base |
| HSY | -0.0002296 | 0.0223807 | 0.3068907 | 2.5560905 | 0.6186810 | Consommation de base |
| K | -0.0004337 | 0.0171167 | -0.1789490 | 3.7109268 | 0.7131304 | Consommation de base |
| KMB | -0.0004969 | 0.0173653 | -0.1091661 | 4.3213623 | 0.7192153 | Consommation de base |
| KO | -0.0000018 | 0.0198844 | 0.9968896 | 8.3205630 | 0.6776330 | Consommation de base |
| KR | -0.0001107 | 0.0229725 | 0.2484328 | 1.7209795 | 0.5900153 | Consommation de base |
| MDLZ | -0.0004972 | 0.0188982 | -0.1170648 | 3.0815464 | 0.7048616 | Consommation de base |
| MKC | -0.0002704 | 0.0175143 | -0.0197424 | 3.8049078 | 0.6338035 | Consommation de base |
| MNST | 0.0003221 | 0.0417126 | -0.1216271 | 3.8902356 | 0.5241773 | Consommation de base |
| MO | -0.0000225 | 0.0205185 | 0.4510726 | 12.9559883 | 0.6307960 | Consommation de base |
| PEP | -0.0003405 | 0.0178579 | -0.2347075 | 7.2924166 | 0.6987517 | Consommation de base |
| PM | -0.0004892 | 0.0255595 | 0.2533248 | 4.3295890 | 0.6959001 | Consommation de base |
| SJM | -0.0003358 | 0.0201342 | 0.9548265 | 10.6282422 | 0.5539997 | Consommation de base |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| STZ | -0.0013452 | 0.0265140 | 0.0501333 | 1.8494904 | 0.6412278 | Consommation de base |
| SYY | -0.0005125 | 0.0220802 | 0.4987670 | 4.7245362 | 0.7177381 | Consommation de base |
| TAP | -0.0000112 | 0.0244665 | 0.3876463 | 4.2343791 | 0.5465732 | Consommation de base |
| TSN | -0.0006197 | 0.0392787 | -0.4931038 | 5.1252799 | 0.6353449 | Consommation de base |
| WBA | -0.0007008 | 0.0246170 | 0.4159178 | 8.3187117 | 0.6875340 | Consommation de base |
| WMT | 0.0006415 | 0.0195350 | 0.4210983 | 4.5393108 | 0.6556061 | Consommation de base |
| ANDV | -0.0011523 | 0.0537403 | 0.1016478 | 2.5219230 | 0.6897908 | Énergie |
| APA | 0.0004216 | 0.0397802 | 0.0874489 | 3.7343278 | 0.7388523 | Énergie |
| APC | 0.0005485 | 0.0409300 | -0.0889493 | 5.3776034 | 0.7676345 | Énergie |
| BHGE | -0.0013529 | 0.0405014 | 0.0311423 | 7.5205286 | 0.7460968 | Énergie |
| COG | 0.0006320 | 0.0454892 | 0.1796054 | 3.7567145 | 0.7056113 | Énergie |
| COP | -0.0009632 | 0.0327894 | 0.0208688 | 3.6446073 | 0.8240393 | Énergie |
| CVX | 0.0000688 | 0.0300961 | 0.7122645 | 8.5926536 | 0.8548814 | Énergie |
| CXO | 0.0029791 | 0.0526737 | 0.3119858 | 4.4468577 | 0.6345169 | Énergie |
| DVN | -0.0002165 | 0.0380923 | 0.2043161 | 4.1210168 | 0.7311689 | Énergie |
| EOG | 0.0004294 | 0.0398191 | 0.2557808 | 4.0184440 | 0.6927074 | Énergie |
| EQT | -0.0001694 | 0.0361245 | 0.3679504 | 6.8234769 | 0.7764654 | Énergie |
| FTI | 0.0004926 | 0.0444336 | 0.0650780 | 2.0045745 | 0.6856244 | Énergie |
| HAL | -0.0005873 | 0.0402013 | -0.0773909 | 5.0544707 | 0.7558550 | Énergie |
| HES | 0.0010518 | 0.0474081 | -0.2858954 | 2.5523813 | 0.7027232 | Énergie |
| HP | 0.0010359 | 0.0461323 | -0.0914696 | 4.3330765 | 0.7075834 | Énergie |
| MRO | -0.0004398 | 0.0414383 | 0.1438630 | 5.0626619 | 0.7983841 | Énergie |
| NBL | 0.0009112 | 0.0432059 | 0.2574561 | 4.5359183 | 0.7564048 | Énergie |
| NFX | -0.0002303 | 0.0455627 | -0.1466862 | 2.6702535 | 0.7177209 | Énergie |
| NOV | 0.0002453 | 0.0545640 | -0.1023252 | 3.3584843 | 0.7410424 | Énergie |
| OKE | -0.0007226 | 0.0314628 | 2.0444423 | 22.1464565 | 0.7836646 | Énergie |
| OXY | 0.0010606 | 0.0412650 | 0.1108248 | 3.6708188 | 0.7861717 | Énergie |
| PXD | -0.0005778 | 0.0463634 | -0.3223981 | 3.0011139 | 0.7184493 | Énergie |
| RRC | 0.0013220 | 0.0453404 | -0.1872718 | 2.6440792 | 0.6511002 | Énergie |
| SLB | -0.0007953 | 0.0387021 | -0.3035003 | 3.4237217 | 0.7527140 | Énergie |
| VLO | -0.0017100 | 0.0427806 | -0.2531846 | 2.7563432 | 0.7566959 | Énergie |
| WMB | -0.0012241 | 0.0407499 | 0.1635458 | 6.3265806 | 0.7975420 | Énergie |
| XEC | -0.0001735 | 0.0395859 | 0.0410131 | 4.2090946 | 0.7290365 | Énergie |
| XOM | -0.0000182 | 0.0279671 | 0.5994246 | 7.7278171 | 0.8311919 | Énergie |
| AFL | -0.0001854 | 0.0520972 | -0.2465466 | 10.4937296 | 0.6554054 | Financier |
| AIG | -0.0040474 | 0.0941468 | 0.4624773 | 13.6114230 | 0.5195704 | Financier |
| AIZ | -0.0004401 | 0.0441864 | 0.1631291 | 6.6815253 | 0.6966953 | Financier |
| AJG | -0.0005271 | 0.0244790 | -1.0427413 | 20.3327786 | 0.4270861 | Financier |
| ALL | -0.0007014 | 0.0434811 | 0.0620866 | 7.1107424 | 0.7473911 | Financier |
| AMG | -0.0004248 | 0.0514785 | 0.2395942 | 2.2425112 | 0.7288054 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AON | 0.0001363 | 0.0219785 | 0.5864192 | 3.3668268 | 0.5619664 | Financier |
| AXP | -0.0012573 | 0.0465636 | 0.3907012 | 2.5621447 | 0.7988637 | Financier |
| BAC | -0.0007555 | 0.0728953 | 0.7423893 | 4.9869680 | 0.6823541 | Financier |
| BBT | 0.0000276 | 0.0482151 | 0.5971136 | 4.5940518 | 0.6732983 | Financier |
| BEN | -0.0005710 | 0.0429857 | 0.1887693 | 1.7311560 | 0.8438209 | Financier |
| BK | 0.0009884 | 0.0530169 | 0.5134480 | 4.9336302 | 0.7656301 | Financier |
| BLK | 0.0008656 | 0.0430742 | 0.4116995 | 2.4201765 | 0.7542737 | Financier |
| C | -0.0026688 | 0.0798998 | 1.1254052 | 10.3435214 | 0.6414486 | Financier |
| CB | 0.0004456 | 0.0362523 | -0.0423440 | 6.5352719 | 0.7016343 | Financier |
| CINF | -0.0000602 | 0.0367255 | 0.1140691 | 5.5622721 | 0.8110971 | Financier |
| CMA | -0.0007319 | 0.0537962 | 0.4205187 | 1.7276273 | 0.6421518 | Financier |
| CME | -0.0005015 | 0.0465951 | 0.1814786 | 2.8573360 | 0.7000410 | Financier |
| COF | -0.0011878 | 0.0610383 | 0.3704339 | 2.7000976 | 0.7186532 | Financier |
| DFS | -0.0008610 | 0.0538814 | 0.6288601 | 2.6172953 | 0.7220605 | Financier |
| ETFC | -0.0009829 | 0.0850071 | 0.5425156 | 10.3437581 | 0.5323049 | Financier |
| FITB | -0.0015876 | 0.0844756 | 0.9839989 | 10.3925323 | 0.5509827 | Financier |
| GS | 0.0003902 | 0.0486205 | 0.8872107 | 5.5471648 | 0.7446550 | Financier |
| HBAN | 0.0002330 | 0.0912456 | 1.0796026 | 5.0512888 | 0.4953165 | Financier |
| HIG | -0.0002164 | 0.0987697 | 2.7656918 | 31.6090191 | 0.4531193 | Financier |
| HRB | 0.0001872 | 0.0320895 | 0.4303365 | 5.7132358 | 0.6711309 | Financier |
| ICE | 0.0003786 | 0.0567238 | 0.9418132 | 7.3683959 | 0.6953939 | Financier |
| IVZ | 0.0006102 | 0.0527818 | 0.5542434 | 4.2728559 | 0.8205985 | Financier |
| JPM | 0.0009228 | 0.0546952 | 0.7396434 | 3.9555681 | 0.7132326 | Financier |
| KEY | -0.0004745 | 0.0715037 | 0.9076656 | 10.5606586 | 0.6338893 | Financier |
| L | -0.0005517 | 0.0387959 | 0.0751921 | 6.7775774 | 0.8466359 | Financier |
| LNC | -0.0005327 | 0.0829756 | 0.4352056 | 7.6828877 | 0.6258732 | Financier |
| LUK | -0.0008831 | 0.0461839 | 0.1199776 | 4.3079054 | 0.7487350 | Financier |
| MCO | -0.0007538 | 0.0426862 | 0.2166218 | 1.7942274 | 0.7424530 | Financier |
| MET | 0.0000849 | 0.0609743 | 0.4549718 | 5.4188333 | 0.6983999 | Financier |
| MMC | -0.0000580 | 0.0274915 | 0.5658399 | 4.5592513 | 0.6717302 | Financier |
| MS | 0.0006773 | 0.0776759 | 3.4826665 | 38.2785787 | 0.7632382 | Financier |
| MTB | -0.0003798 | 0.0420498 | 0.5743910 | 3.1569740 | 0.6229040 | Financier |
| NDAQ | -0.0000992 | 0.0472091 | 0.3793075 | 1.3870440 | 0.7284487 | Financier |
| NTRS | 0.0012116 | 0.0451564 | 0.6502892 | 6.4263522 | 0.7767824 | Financier |
| PBCT | 0.0008398 | 0.0315529 | 0.3108955 | 4.7653678 | 0.7035963 | Financier |
| PFG | -0.0006572 | 0.0713638 | 0.5861453 | 5.5751893 | 0.7454349 | Financier |
| PGR | 0.0000079 | 0.0341518 | 0.7335784 | 7.2273070 | 0.7678146 | Financier |
| PNC | 0.0003717 | 0.0546230 | 0.3661298 | 14.1882932 | 0.6108228 | Financier |
| PRU | -0.0001891 | 0.0693338 | 0.7730870 | 5.8106954 | 0.7231371 | Financier |
| RE | 0.0000201 | 0.0308883 | 1.0187847 | 9.0461121 | 0.6488845 | Financier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| RF | -0.0009345 | 0.0778431 | 0.7385256 | 7.6243766 | 0.5404363 | Financier |
| RJF | 0.0000618 | 0.0550275 | 0.6152820 | 3.5647630 | 0.7600369 | Financier |
| SCHW | 0.0009968 | 0.0435194 | 0.4711367 | 2.3776385 | 0.7670314 | Financier |
| SPGI | -0.0008563 | 0.0382259 | 0.8373107 | 5.0337526 | 0.8214057 | Financier |
| STI | -0.0014919 | 0.0641991 | 0.3895557 | 3.8005093 | 0.5923968 | Financier |
| STT | 0.0009352 | 0.0641105 | -1.1915483 | 19.9207608 | 0.6651517 | Financier |
| TMK | -0.0005580 | 0.0399299 | 0.1486469 | 4.0088767 | 0.7241805 | Financier |
| TROW | 0.0003077 | 0.0467055 | 0.1131039 | 1.8710411 | 0.8232612 | Financier |
| TRV | 0.0004388 | 0.0366086 | 0.8967145 | 9.0980681 | 0.7347880 | Financier |
| UNM | 0.0002555 | 0.0517324 | 0.0469334 | 6.0267252 | 0.7471828 | Financier |
| USB | 0.0000758 | 0.0463747 | 0.3690882 | 3.8711195 | 0.6391783 | Financier |
| WFC | 0.0006605 | 0.0609661 | 1.1918668 | 6.3598612 | 0.6618471 | Financier |
| WLTW | -0.0007520 | 0.0303734 | 0.0716478 | 7.7273986 | 0.6088982 | Financier |
| XL | -0.0009746 | 0.0914770 | 1.0999707 | 11.7599570 | 0.6237168 | Financier |
| ZION | -0.0018955 | 0.0644069 | 0.5320262 | 3.2735571 | 0.5594786 | Financier |
| A | -0.0014553 | 0.0297877 | 0.2139482 | 3.1067451 | 0.7914709 | Santé |
| ABC | -0.0004795 | 0.0217092 | 0.3345092 | 3.2934549 | 0.6200989 | Santé |
| ABT | -0.0000852 | 0.0183630 | -0.1070597 | 3.9890269 | 0.6024314 | Santé |
| AET | -0.0006364 | 0.0363805 | 0.0902187 | 3.3661670 | 0.6567935 | Santé |
| AGN | 0.0001263 | 0.0220189 | -0.0442640 | 2.7705266 | 0.6529716 | Santé |
| ALGN | -0.0013867 | 0.0442592 | -0.7840606 | 8.5344832 | 0.4759031 | Santé |
| ALXN | 0.0008471 | 0.0304625 | 0.2502712 | 1.8247224 | 0.6001800 | Santé |
| AMGN | 0.0001248 | 0.0247684 | 0.7256733 | 4.7272670 | 0.6093269 | Santé |
| ANTM | -0.0007802 | 0.0322617 | -1.2402479 | 16.1552718 | 0.5603992 | Santé |
| BAX | 0.0001496 | 0.0189658 | -0.1705745 | 3.6532317 | 0.6455429 | Santé |
| BIIB | 0.0002385 | 0.0336664 | -1.6919724 | 18.7496943 | 0.4962283 | Santé |
| BMY | -0.0003223 | 0.0229031 | 0.2922950 | 1.4513800 | 0.6683384 | Santé |
| BSX | -0.0002045 | 0.0364563 | 0.7703572 | 8.4894485 | 0.6601450 | Santé |
| CAH | -0.0013158 | 0.0236943 | -0.1499163 | 3.6461618 | 0.6857778 | Santé |
| CELG | -0.0005205 | 0.0325107 | -0.1002004 | 3.9520643 | 0.6023630 | Santé |
| CERN | -0.0001258 | 0.0278392 | 0.3255684 | 5.9018549 | 0.4786081 | Santé |
| CI | -0.0009796 | 0.0448405 | 0.2754747 | 5.3954952 | 0.6597373 | Santé |
| CNC | 0.0006936 | 0.0359736 | -0.3095592 | 5.2759193 | 0.4547819 | Santé |
| COO | -0.0010116 | 0.0351636 | -0.4737264 | 8.3731033 | 0.5097080 | Santé |
| DHR | -0.0005552 | 0.0233361 | 0.3667758 | 3.2215499 | 0.7934916 | Santé |
| DVA | -0.0002304 | 0.0233317 | 0.0364828 | 4.6617055 | 0.5485669 | Santé |
| ESRX | 0.0009385 | 0.0309055 | 0.3571782 | 4.0507039 | 0.6754964 | Santé |
| EW | 0.0007521 | 0.0201235 | 0.6400430 | 10.1163443 | 0.6324227 | Santé |
| GILD | 0.0007316 | 0.0258029 | -0.0205077 | 3.8420734 | 0.6328946 | Santé |
| HOLX | -0.0007701 | 0.0361125 | -0.3817338 | 4.6359221 | 0.6120347 | Santé |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| HSIC | -0.0005295 | 0.0220903 | -0.2045003 | 3.9075621 | 0.7263449 | Santé |
| HUM | -0.0009297 | 0.0398773 | -1.3448758 | 8.0922088 | 0.4785440 | Santé |
| IDXX | -0.0004741 | 0.0273776 | -0.2189546 | 4.1142931 | 0.6895631 | Santé |
| ILMN | 0.0016179 | 0.0359105 | 0.3215102 | 7.1948557 | 0.5287211 | Santé |
| INCY | -0.0005623 | 0.0515832 | 0.0802684 | 1.7759721 | 0.6238926 | Santé |
| ISRG | -0.0003629 | 0.0417561 | 0.3845085 | 4.9863049 | 0.6336113 | Santé |
| JNJ | -0.0001484 | 0.0161745 | 1.0500858 | 11.6129203 | 0.7539223 | Santé |
| LH | -0.0003468 | 0.0176398 | -0.1190215 | 5.7989419 | 0.6297537 | Santé |
| LLY | -0.0008124 | 0.0238454 | 0.1837360 | 5.7332874 | 0.7898023 | Santé |
| MCK | -0.0006734 | 0.0271806 | 0.1000970 | 9.0917145 | 0.6258570 | Santé |
| MDT | -0.0009110 | 0.0226049 | -0.4325031 | 6.3640574 | 0.6201280 | Santé |
| MRK | -0.0009527 | 0.0281950 | -0.1460361 | 4.8395831 | 0.6682664 | Santé |
| MTD | -0.0009156 | 0.0252086 | 0.0318359 | 2.7155536 | 0.6535872 | Santé |
| MYL | 0.0004583 | 0.0330189 | 0.3697493 | 7.6583533 | 0.6471174 | Santé |
| PDCO | -0.0010601 | 0.0277503 | -1.1349768 | 12.3714347 | 0.6591223 | Santé |
| PFE | -0.0007839 | 0.0223587 | 0.1546967 | 3.8726582 | 0.7764811 | Santé |
| PKI | -0.0011657 | 0.0298688 | -0.0703139 | 8.6373160 | 0.6464501 | Santé |
| PRGO | 0.0006151 | 0.0284545 | -0.9599842 | 10.7475196 | 0.4433711 | Santé |
| REGN | 0.0004069 | 0.0435747 | 0.1935950 | 2.6643016 | 0.5702841 | Santé |
| RMD | 0.0000763 | 0.0262938 | 0.5450441 | 3.8450069 | 0.6289603 | Santé |
| SYK | -0.0010469 | 0.0230452 | 0.1536196 | 5.0517067 | 0.6890032 | Santé |
| UHS | -0.0001994 | 0.0245833 | -0.0922170 | 4.0219959 | 0.5734024 | Santé |
| UNH | -0.0007786 | 0.0400606 | 1.4274501 | 16.5846774 | 0.6328898 | Santé |
| VAR | -0.0001051 | 0.0270069 | 0.1871225 | 4.0926995 | 0.6456536 | Santé |
| VRTX | 0.0001776 | 0.0402457 | 0.7656695 | 7.0301150 | 0.5089277 | Santé |
| WAT | -0.0007424 | 0.0288771 | -0.7125902 | 7.3451094 | 0.5684993 | Santé |
| XRAY | -0.0005759 | 0.0230951 | -0.2762162 | 1.8882699 | 0.6680290 | Santé |
| ZBH | -0.0011612 | 0.0266301 | -0.5611790 | 7.0447593 | 0.6102681 | Santé |
| IDU | -0.0006894 | 0.0194371 | 0.4091710 | 5.3626810 | 0.8469915 | Index |
| IYC | -0.0007490 | 0.0213856 | 0.2705204 | 2.5963723 | 0.9211218 | Index |
| IYE | -0.0002859 | 0.0333710 | 0.2546233 | 10.9158345 | 0.8297244 | Index |
| IYF | -0.0013779 | 0.0395201 | 0.3467886 | 2.3710796 | 0.8614734 | Index |
| IYH | -0.0005237 | 0.0165386 | 0.2141337 | 6.2119477 | 0.8874666 | Index |
| IYJ | -0.0011122 | 0.0233631 | -0.0586159 | 2.0903138 | 0.9395786 | Index |
| IYK | -0.0005947 | 0.0169055 | 0.2765716 | 5.0243643 | 0.9159352 | Index |
| IYM | -0.0006339 | 0.0317373 | -0.2960896 | 2.3289591 | 0.8649783 | Index |
| IYR | -0.0007641 | 0.0429680 | 0.1097558 | 2.7604057 | 0.8186727 | Index |
| IYW | -0.0006541 | 0.0227049 | 0.2670109 | 2.6207920 | 0.9132211 | Index |
| IYZ | -0.0010327 | 0.0259667 | 0.3372160 | 3.5493856 | 0.9082393 | Index |
| SPY | -0.0008630 | 0.0233447 | 0.4936280 | 6.3234264 | 1.0000000 | Index |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| AAL | -0.0012985 | 0.0859177 | 0.9660753 | 5.4997444 | 0.5112254 | Industriel |
| ALK | 0.0010742 | 0.0541482 | 0.8019131 | 4.5373517 | 0.5088155 | Industriel |
| AME | 0.0000776 | 0.0271347 | 0.2258750 | 3.7819027 | 0.8091566 | Industriel |
| AOS | -0.0001672 | 0.0341748 | 0.2600486 | 1.1137356 | 0.6943626 | Industriel |
| ARNC | -0.0018618 | 0.0494022 | 0.3702364 | 3.7680192 | 0.7643992 | Industriel |
| AYI | -0.0008503 | 0.0343284 | -0.0319675 | 1.3665215 | 0.7117868 | Industriel |
| BA | -0.0017979 | 0.0279063 | 0.5783989 | 3.5965084 | 0.7509475 | Industriel |
| CAT | -0.0013979 | 0.0320570 | 0.4287868 | 3.2450489 | 0.7919742 | Industriel |
| CHRW | 0.0005904 | 0.0304925 | -0.3246648 | 2.4710131 | 0.7093047 | Industriel |
| CMI | -0.0003438 | 0.0485130 | 0.1268278 | 1.8903519 | 0.7651633 | Industriel |
| COL | -0.0011315 | 0.0267739 | 0.3270349 | 2.1552807 | 0.7950012 | Industriel |
| CSX | -0.0001390 | 0.0337657 | 0.2122789 | 1.4766981 | 0.7474304 | Industriel |
| CTAS | -0.0004121 | 0.0260238 | 0.0561431 | 2.1255946 | 0.7660603 | Industriel |
| DAL | 0.0001675 | 0.0663312 | 0.3354214 | 1.5065402 | 0.4684721 | Industriel |
| DE | -0.0001293 | 0.0384217 | -0.1574640 | 1.6783860 | 0.7293406 | Industriel |
| DOV | -0.0005984 | 0.0294154 | 0.0988664 | 1.6876094 | 0.7977487 | Industriel |
| EFX | -0.0004632 | 0.0259887 | -0.0908874 | 2.6992457 | 0.8452094 | Industriel |
| EMR | -0.0003422 | 0.0305701 | 0.3860074 | 4.3327181 | 0.8286299 | Industriel |
| ETN | -0.0011227 | 0.0296824 | 0.1562270 | 1.4779964 | 0.7587525 | Industriel |
| EXPD | -0.0002938 | 0.0340789 | 0.5088333 | 2.3353345 | 0.7362923 | Industriel |
| FAST | 0.0000617 | 0.0333506 | 0.0083603 | 2.0731907 | 0.7188319 | Industriel |
| FDX | -0.0013512 | 0.0297771 | -0.0898951 | 1.9509346 | 0.7397877 | Industriel |
| FLR | 0.0000423 | 0.0464695 | 0.4286727 | 2.5257398 | 0.7343096 | Industriel |
| FLS | 0.0010292 | 0.0475924 | 0.0380970 | 3.2591285 | 0.7301967 | Industriel |
| GD | -0.0009150 | 0.0233430 | 0.2329529 | 2.9022368 | 0.7083567 | Industriel |
| GE | -0.0018863 | 0.0358918 | 0.5183147 | 4.5128918 | 0.6991684 | Industriel |
| GWW | 0.0002368 | 0.0237590 | -0.0699991 | 1.8504832 | 0.7735568 | Industriel |
| HON | -0.0009677 | 0.0274510 | 0.1954427 | 1.8754337 | 0.8199367 | Industriel |
| IR | -0.0018056 | 0.0360799 | 0.1208806 | 2.4331318 | 0.8058313 | Industriel |
| ITW | -0.0008502 | 0.0258945 | 0.2764148 | 3.2403301 | 0.8432480 | Industriel |
| JBHT | 0.0006124 | 0.0343392 | -0.0317837 | 0.9138002 | 0.6684753 | Industriel |
| JCI | -0.0010406 | 0.0311449 | 0.5110520 | 5.6288469 | 0.7482783 | Industriel |
| JEC | 0.0001830 | 0.0478114 | 0.2318607 | 2.0331202 | 0.8196669 | Industriel |
| KSU | -0.0009095 | 0.0399172 | 0.1416009 | 3.0057269 | 0.6843051 | Industriel |
| LLL | -0.0004287 | 0.0208964 | -0.0528141 | 2.7570709 | 0.7573964 | Industriel |
| LMT | -0.0002484 | 0.0236180 | -0.1026115 | 3.1034812 | 0.6596220 | Industriel |
| LUV | -0.0011375 | 0.0339640 | -0.1368009 | 3.3268959 | 0.5777774 | Industriel |
| MAS | -0.0017708 | 0.0401030 | 0.4533881 | 2.2756171 | 0.6888001 | Industriel |
| MMM | -0.0007507 | 0.0220858 | 0.2130688 | 2.9473758 | 0.8020259 | Industriel |
| NSC | -0.0001756 | 0.0304029 | -0.1011281 | 1.5718727 | 0.7627974 | Industriel |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| PCAR | -0.0003853 | 0.0398600 | 0.3454344 | 1.6620988 | 0.7975541 | Industriel |
| PH | -0.0007257 | 0.0308112 | 0.1595753 | 1.6940312 | 0.8039567 | Industriel |
| PNR | -0.0004400 | 0.0289410 | -0.3811702 | 1.6628083 | 0.7971789 | Industriel |
| PWR | 0.0008245 | 0.0464197 | 0.2078957 | 3.7377064 | 0.7692665 | Industriel |
| RHI | -0.0005800 | 0.0322969 | 0.3467866 | 1.3589609 | 0.7522973 | Industriel |
| ROK | -0.0014436 | 0.0353707 | 0.2532557 | 2.9984156 | 0.8152995 | Industriel |
| ROP | -0.0003083 | 0.0321972 | 1.0731429 | 10.2534140 | 0.8238687 | Industriel |
| RTN | -0.0003323 | 0.0216348 | 0.3693424 | 4.0419468 | 0.6397906 | Industriel |
| SRCL | 0.0004129 | 0.0233937 | 0.0788911 | 2.2796064 | 0.6276404 | Industriel |
| TXT | -0.0020111 | 0.0575093 | 0.8186061 | 15.4677771 | 0.6271536 | Industriel |
| UAL | -0.0003212 | 0.0902264 | 1.2583336 | 9.8642324 | 0.4477712 | Industriel |
| UNP | 0.0002136 | 0.0311697 | -0.2120901 | 1.4427604 | 0.6994623 | Industriel |
| UPS | -0.0004053 | 0.0231915 | 0.2254393 | 2.4461977 | 0.8010547 | Industriel |
| URI | -0.0029407 | 0.0519803 | 0.1009453 | 6.9382787 | 0.5440139 | Industriel |
| UTX | -0.0006558 | 0.0249205 | 0.8096923 | 4.5749492 | 0.8490267 | Industriel |
| WM | -0.0003225 | 0.0229875 | 1.1024359 | 9.0597769 | 0.7494627 | Industriel |
| AAPL | 0.0004440 | 0.0336987 | -0.1622226 | 2.5675423 | 0.6651861 | Technologies de l'information |
| ACN | -0.0004679 | 0.0257420 | 0.4645560 | 5.4161827 | 0.6809409 | Technologies de l'information |
| ADBE | -0.0007203 | 0.0334139 | 0.2693687 | 2.3880079 | 0.7648886 | Technologies de l'information |
| ADI | -0.0009410 | 0.0272539 | 0.1290461 | 2.7919380 | 0.7218362 | Technologies de l'information |
| ADP | -0.0003253 | 0.0221427 | 0.4619689 | 4.1676035 | 0.7819345 | Technologies de l'information |
| ADS | -0.0003807 | 0.0421923 | -0.8326498 | 14.4125536 | 0.5410881 | Technologies de l'information |
| ADSK | -0.0014216 | 0.0359596 | 0.1239891 | 3.0270111 | 0.7192775 | Technologies de l'information |
| AKAM | -0.0002610 | 0.0427572 | 0.0044517 | 4.0993629 | 0.6560924 | Technologies de l'information |
| AMAT | -0.0008680 | 0.0331620 | 0.1046924 | 2.0846698 | 0.6806092 | Technologies de l'information |
| AMD | -0.0018074 | 0.0504755 | 0.2935944 | 1.9400255 | 0.5755433 | Technologies de l'information |
| ANSS | 0.0002839 | 0.0335381 | 0.1461248 | 1.3974061 | 0.6919568 | Technologies de l'information |
| APH | 0.0001344 | 0.0341917 | 0.2993125 | 3.9146090 | 0.7795001 | Technologies de l'information |
| ATVI | 0.0007615 | 0.0369278 | 0.6840544 | 6.2156026 | 0.6206665 | Technologies de l'information |
| CA | -0.0003398 | 0.0288002 | 0.7583613 | 7.2395088 | 0.6997190 | Technologies de l'information |
| CDNS | -0.0021180 | 0.0499738 | -1.0861117 | 11.9051261 | 0.5787615 | Technologies de l'information |
| CRM | 0.0004257 | 0.0417782 | 0.4571382 | 3.1266928 | 0.6430137 | Technologies de l'information |
| CSCO | -0.0008838 | 0.0287273 | 0.2281030 | 2.5141060 | 0.8455298 | Technologies de l'information |
| CTSH | -0.0005702 | 0.0402488 | 0.0521407 | 3.3568203 | 0.7257433 | Technologies de l'information |
| CTXS | -0.0000848 | 0.0314443 | 0.0914487 | 3.7656990 | 0.7358050 | Technologies de l'information |
| DXC | -0.0005792 | 0.0274041 | 0.0162114 | 2.7238524 | 0.7644238 | Technologies de l'information |
| EA | -0.0016874 | 0.0364665 | 0.0363441 | 3.0401067 | 0.6540844 | Technologies de l'information |
| EBAY | -0.0015770 | 0.0327923 | -0.0838604 | 2.5925292 | 0.7335852 | Technologies de l'information |
| FFIV | 0.0000846 | 0.0385732 | 0.3422303 | 2.7834750 | 0.5434638 | Technologies de l'information |
| FIS | -0.0002365 | 0.0321931 | 1.9257780 | 15.0908863 | 0.7165463 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| FISV | -0.0002961 | 0.0265030 | 0.4272363 | 4.1564412 | 0.7764633 | Technologies de l'information |
| FLIR | 0.0003512 | 0.0355874 | 0.4907149 | 2.3140879 | 0.6868821 | Technologies de l'information |
| GLW | -0.0004460 | 0.0348220 | 0.2478228 | 1.9472819 | 0.7029334 | Technologies de l'information |
| GOOG | -0.0002277 | 0.0308621 | 0.7866773 | 5.8387483 | 0.6834046 | Technologies de l'information |
| GOOGL | -0.0002277 | 0.0308621 | 0.7866780 | 5.8387509 | 0.6834045 | Technologies de l'information |
| GPN | 0.0001106 | 0.0269061 | 0.0963310 | 8.6737844 | 0.6414667 | Technologies de l'information |
| HPQ | -0.0002862 | 0.0273519 | 0.7700829 | 3.8258936 | 0.7380765 | Technologies de l'information |
| HRS | -0.0010828 | 0.0302175 | -0.3917176 | 3.2572826 | 0.7038150 | Technologies de l'information |
| IBM | 0.0000048 | 0.0220109 | 0.3934632 | 2.5972281 | 0.7788085 | Technologies de l'information |
| INTC | -0.0004334 | 0.0307035 | 0.0922695 | 1.7361021 | 0.7978235 | Technologies de l'information |
| INTU | 0.0001189 | 0.0260769 | 0.1944601 | 2.3702598 | 0.7099912 | Technologies de l'information |
| IPGP | -0.0010235 | 0.0317584 | 0.4516060 | 3.0696418 | 0.6076585 | Technologies de l'information |
| IT | -0.0008227 | 0.0373487 | -0.2762486 | 7.2299719 | 0.6467724 | Technologies de l'information |
| JNPR | -0.0005887 | 0.0375788 | 0.2672493 | 2.9407221 | 0.6808063 | Technologies de l'information |
| KLAC | -0.0015157 | 0.0328588 | 0.0152547 | 1.1270161 | 0.6888261 | Technologies de l'information |
| LRCX | -0.0010510 | 0.0369169 | 0.1672814 | 0.7441614 | 0.6810569 | Technologies de l'information |
| MA | 0.0013513 | 0.0378723 | 0.7775473 | 3.9997247 | 0.6454083 | Technologies de l'information |
| MCHP | -0.0006552 | 0.0281955 | -0.4684694 | 2.3487096 | 0.7303257 | Technologies de l'information |
| MSFT | -0.0004916 | 0.0287291 | 0.6810003 | 5.5842712 | 0.7674630 | Technologies de l'information |
| MSI | -0.0020490 | 0.0408800 | 0.2600988 | 3.2586067 | 0.7109283 | Technologies de l'information |
| MU | -0.0007112 | 0.0552827 | 0.1830912 | 1.4608846 | 0.6157709 | Technologies de l'information |
| NFLX | 0.0031065 | 0.0390976 | -0.0919253 | 5.4055594 | 0.5102232 | Technologies de l'information |
| NTAP | -0.0000529 | 0.0360971 | 0.1315627 | 2.0795307 | 0.6868909 | Technologies de l'information |
| NVDA | -0.0011058 | 0.0485411 | -0.5416507 | 3.9286949 | 0.6476057 | Technologies de l'information |
| ORCL | 0.0003160 | 0.0285800 | 0.3632000 | 2.2533427 | 0.7804511 | Technologies de l'information |
| PAYX | -0.0007997 | 0.0233285 | 0.5413300 | 2.0267826 | 0.7796976 | Technologies de l'information |
| QCOM | 0.0007153 | 0.0306226 | 0.5083884 | 4.1549531 | 0.7142464 | Technologies de l'information |
| RHT | 0.0002191 | 0.0354277 | 0.8464946 | 3.7001511 | 0.6796271 | Technologies de l'information |
| SNPS | -0.0001395 | 0.0240373 | 0.1677381 | 3.8222000 | 0.6004004 | Technologies de l'information |
| STX | -0.0022618 | 0.0447244 | -0.1788848 | 3.5770358 | 0.4760092 | Technologies de l'information |
| SWKS | 0.0013956 | 0.0453589 | 1.1600438 | 8.6189038 | 0.5049718 | Technologies de l'information |
| SYMC | 0.0003002 | 0.0311482 | -0.0935471 | 4.3300607 | 0.6767503 | Technologies de l'information |
| TEL | -0.0014561 | 0.0350702 | 0.4290022 | 3.2243055 | 0.7249485 | Technologies de l'information |
| TSS | -0.0010723 | 0.0287421 | -0.3663732 | 4.1883137 | 0.7617386 | Technologies de l'information |
| TXN | -0.0011311 | 0.0273673 | -0.5654854 | 2.6101540 | 0.6828989 | Technologies de l'information |
| V | 0.0009810 | 0.0385029 | 0.2889131 | 1.2082061 | 0.6615464 | Technologies de l'information |
| VRSN | -0.0001701 | 0.0365294 | 0.2903289 | 2.3893131 | 0.7449192 | Technologies de l'information |
| WDC | 0.0010869 | 0.0426229 | 0.2445072 | 1.1924616 | 0.6349751 | Technologies de l'information |
| WU | -0.0000084 | 0.0339630 | 0.2073144 | 5.6596510 | 0.7008380 | Technologies de l'information |
| XLNX | 0.0000672 | 0.0285771 | 0.4324979 | 1.5461233 | 0.7175116 | Technologies de l'information |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ALB | -0.0001509 | 0.0367157 | -0.0553627 | 1.9178687 | 0.7775661 | Matériaux |
| APD | -0.0003258 | 0.0301657 | -0.1230848 | 2.7045225 | 0.8155707 | Matériaux |
| AVY | -0.0012352 | 0.0287430 | 0.1431777 | 3.1477621 | 0.8191704 | Matériaux |
| BLL | 0.0000974 | 0.0258682 | 0.3213201 | 2.8504960 | 0.8020653 | Matériaux |
| CF | 0.0021912 | 0.0538338 | -0.7018298 | 4.5394326 | 0.5961445 | Matériaux |
| DWDP | -0.0022465 | 0.0347790 | -0.2563664 | 4.0683199 | 0.7469868 | Matériaux |
| ECL | 0.0001376 | 0.0250095 | 0.0452771 | 3.5353488 | 0.8018496 | Matériaux |
| EMN | -0.0008988 | 0.0316062 | -0.0924877 | 2.7475824 | 0.7758049 | Matériaux |
| FCX | 0.0001063 | 0.0536928 | -0.0041249 | 2.1566715 | 0.7008961 | Matériaux |
| FMC | 0.0010539 | 0.0419179 | 0.0369769 | 6.6360007 | 0.7826965 | Matériaux |
| IFF | -0.0005992 | 0.0246845 | 0.8585013 | 6.6722228 | 0.7257166 | Matériaux |
| IP | -0.0019980 | 0.0430711 | 0.4522947 | 4.4563540 | 0.6888881 | Matériaux |
| MLM | -0.0001884 | 0.0367164 | 0.4153417 | 2.7433480 | 0.6698489 | Matériaux |
| MON | 0.0013241 | 0.0386910 | 0.2729099 | 3.6139545 | 0.6413383 | Matériaux |
| MOS | 0.0020402 | 0.0580324 | -1.0595827 | 6.6062487 | 0.6225250 | Matériaux |
| NEM | 0.0009506 | 0.0406079 | 0.8704152 | 6.2520119 | 0.3941364 | Matériaux |
| NUE | 0.0008859 | 0.0479645 | 0.2597560 | 3.8437161 | 0.7618304 | Matériaux |
| PKG | -0.0005405 | 0.0325868 | 0.1157778 | 5.0990657 | 0.6905068 | Matériaux |
| PX | 0.0003748 | 0.0312025 | 0.4366584 | 3.3878514 | 0.8093805 | Matériaux |
| SEE | -0.0008468 | 0.0313451 | -0.3951371 | 8.2417375 | 0.7111718 | Matériaux |
| SHW | -0.0001077 | 0.0277912 | 0.5450994 | 4.0245144 | 0.6430814 | Matériaux |
| VMC | -0.0006819 | 0.0368095 | 0.6458430 | 2.0791546 | 0.6747005 | Matériaux |
| AIV | -0.0020865 | 0.0603023 | 0.0752021 | 3.2996629 | 0.7092803 | Immobilier |
| AMT | 0.0000306 | 0.0318539 | 0.8676097 | 5.3890503 | 0.7472075 | Immobilier |
| ARE | -0.0007570 | 0.0446405 | -0.0877714 | 3.7025144 | 0.7412643 | Immobilier |
| AVB | -0.0003112 | 0.0466492 | 0.3277917 | 1.6629688 | 0.7692975 | Immobilier |
| BXP | -0.0005427 | 0.0487561 | 0.4443777 | 3.2732130 | 0.7705563 | Immobilier |
| CCI | -0.0002584 | 0.0377590 | 0.1497418 | 4.6292440 | 0.7511248 | Immobilier |
| DLR | 0.0011453 | 0.0442126 | 0.3365404 | 2.6568823 | 0.6588107 | Immobilier |
| DRE | -0.0003182 | 0.0692101 | 0.3956115 | 5.8749563 | 0.7182779 | Immobilier |
| EQIX | -0.0001325 | 0.0397312 | 0.4251280 | 1.6201912 | 0.7053259 | Immobilier |
| EQR | 0.0004512 | 0.0532990 | 0.5167016 | 3.6820250 | 0.6899492 | Immobilier |
| ESS | -0.0000933 | 0.0416496 | 0.0078604 | 2.4206545 | 0.7175059 | Immobilier |
| EXR | -0.0006776 | 0.0431126 | 0.5272853 | 3.9404074 | 0.7227659 | Immobilier |
| FRT | 0.0004623 | 0.0447979 | 0.3798558 | 4.1736758 | 0.7252978 | Immobilier |
| GGP | -0.0001649 | 0.1382666 | 2.9641303 | 31.6254581 | 0.4567399 | Immobilier |
| HCP | 0.0009934 | 0.0506759 | 0.7048784 | 2.8864297 | 0.7291343 | Immobilier |
| HST | -0.0010484 | 0.0611191 | 0.6520538 | 3.7562397 | 0.7775368 | Immobilier |
| IRM | 0.0001378 | 0.0303859 | 0.0985845 | 4.5639339 | 0.6470790 | Immobilier |
| KIM | -0.0010482 | 0.0594375 | 0.8268562 | 5.2332329 | 0.7009618 | Immobilier |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| MAA | 0.0006853 | 0.0474497 | 0.3764836 | 3.8073389 | 0.7320591 | Immobilier |
| MAC | -0.0017585 | 0.0635534 | 0.4192645 | 4.7673480 | 0.6578933 | Immobilier |
| O | 0.0008752 | 0.0449367 | 0.7460140 | 3.9934922 | 0.7103948 | Immobilier |
| PLD | 0.0000523 | 0.0664516 | 0.1807093 | 3.7225100 | 0.7266972 | Immobilier |
| PSA | 0.0009473 | 0.0458074 | 0.4898200 | 2.7726953 | 0.7496535 | Immobilier |
| REG | 0.0001028 | 0.0503761 | 0.3883172 | 3.2939368 | 0.7399524 | Immobilier |
| SBAC | 0.0005276 | 0.0435960 | 0.2845687 | 4.8084605 | 0.7676944 | Immobilier |
| SLG | -0.0020680 | 0.0694048 | 0.6882724 | 5.9803487 | 0.6936396 | Immobilier |
| SPG | -0.0000390 | 0.0539431 | 0.6872838 | 3.2124866 | 0.7453607 | Immobilier |
| VNO | -0.0005452 | 0.0511296 | 0.4092804 | 2.7584952 | 0.7601683 | Immobilier |
| VTR | 0.0007552 | 0.0480641 | 0.2261808 | 2.8935827 | 0.7373139 | Immobilier |
| WY | -0.0009959 | 0.0358040 | -0.0386209 | 2.5785855 | 0.7778788 | Immobilier |
| CTL | -0.0005563 | 0.0286220 | 0.5998719 | 6.0505492 | 0.6439500 | Télécommunication |
| T | -0.0004414 | 0.0256065 | 0.9382929 | 5.6913086 | 0.8192912 | Télécommunication |
| VZ | -0.0000849 | 0.0242796 | 0.6341952 | 4.2114637 | 0.7674047 | Télécommunication |
| AEP | -0.0008434 | 0.0230570 | 0.6924679 | 5.2090139 | 0.7187415 | Services publics |
| AES | -0.0015692 | 0.0427777 | 1.2069413 | 8.7103954 | 0.6834653 | Services publics |
| AWK | -0.0001248 | 0.0267423 | 0.7692262 | 2.8615307 | 0.4880040 | Services publics |
| CMS | -0.0003124 | 0.0229201 | 0.2302197 | 4.6980489 | 0.7592258 | Services publics |
| CNP | -0.0005150 | 0.0252368 | -0.0694483 | 6.3534344 | 0.7257746 | Services publics |
| D | -0.0004984 | 0.0199924 | 0.5833433 | 4.7533708 | 0.7469556 | Services publics |
| DTE | -0.0007253 | 0.0219355 | 0.8771217 | 6.4190854 | 0.7537475 | Services publics |
| DUK | -0.0003868 | 0.0206728 | 0.4910991 | 7.0404158 | 0.6936772 | Services publics |
| ED | -0.0000626 | 0.0165325 | 0.7726727 | 5.4291531 | 0.7088628 | Services publics |
| EIX | -0.0010794 | 0.0247227 | 0.6588258 | 4.5081034 | 0.7753408 | Services publics |
| ES | -0.0002775 | 0.0217816 | 0.7752404 | 4.8294811 | 0.6737692 | Services publics |
| ETR | -0.0005813 | 0.0238273 | 0.7964983 | 5.3045937 | 0.6729924 | Services publics |
| EXC | -0.0004592 | 0.0289260 | 0.7067314 | 5.8338543 | 0.7461593 | Services publics |
| FE | -0.0005894 | 0.0263203 | 0.7492659 | 7.7793004 | 0.7119257 | Services publics |
| LNT | -0.0004801 | 0.0232698 | 0.8503641 | 7.8669427 | 0.7329099 | Services publics |
| NEE | 0.0000798 | 0.0260935 | 0.8667935 | 5.8371106 | 0.7184835 | Services publics |
| NI | -0.0005132 | 0.0244163 | 0.1006237 | 2.9385210 | 0.7581197 | Services publics |
| NRG | -0.0009924 | 0.0404286 | 1.2565113 | 10.9536448 | 0.6691301 | Services publics |
| PCG | 0.0000303 | 0.0219662 | 0.9226221 | 6.8288756 | 0.6548083 | Services publics |
| PEG | -0.0002768 | 0.0276688 | 0.8196536 | 7.1233055 | 0.7331384 | Services publics |
| PNW | -0.0003643 | 0.0207895 | 0.2464142 | 4.0225780 | 0.7075129 | Services publics |
| SCG | -0.0000944 | 0.0195610 | 0.8402230 | 6.9744183 | 0.7466187 | Services publics |
| SO | -0.0000513 | 0.0173887 | 1.0896911 | 6.7321586 | 0.6822931 | Services publics |
| SRE | 0.0000632 | 0.0252125 | -0.0154637 | 9.6408181 | 0.7542017 | Services publics |
| WEC | 0.0001599 | 0.0169642 | 0.6861601 | 4.6087833 | 0.6693349 | Services publics |

| Variable | Moyenne | Écart-type | Skewness | Kurtosis | Corrélation | Secteur |
|---|---|---|---|---|---|---|
| XEL | 0.0000274 | 0.0180136 | 0.3654466 | 3.7700301 | 0.7444851 | Services publics |

### 8.4.2 Distribution des rendements par trimestre

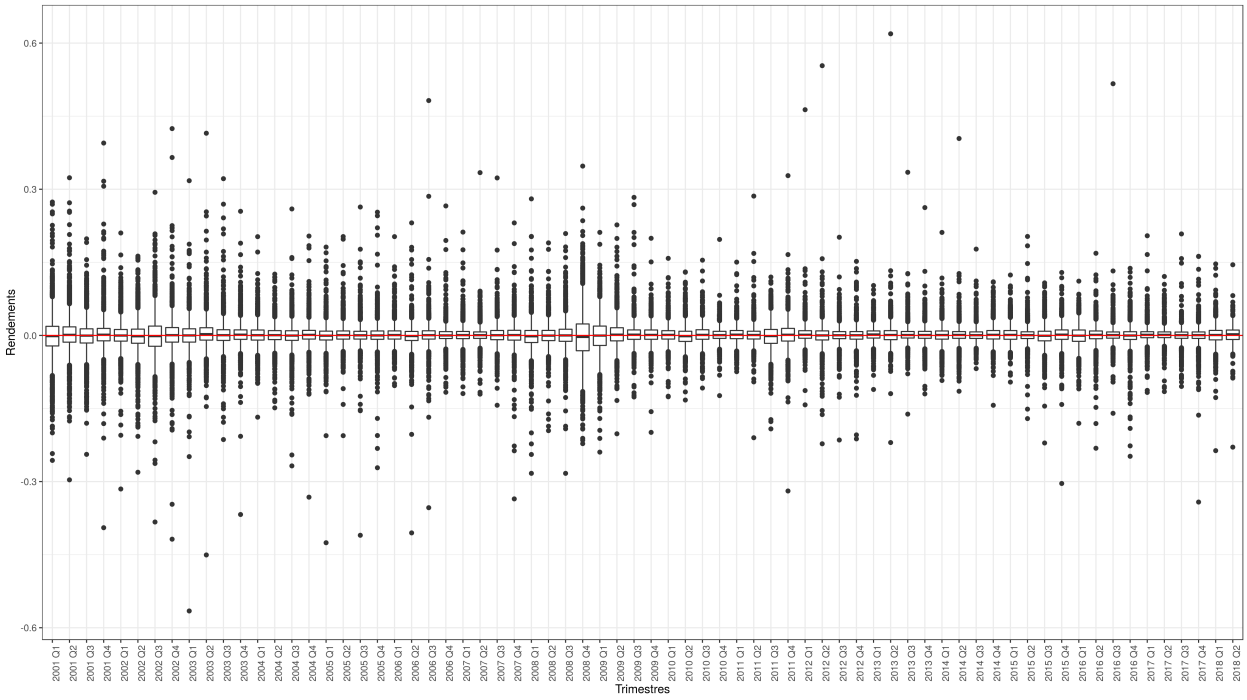



Figure 54: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la santé

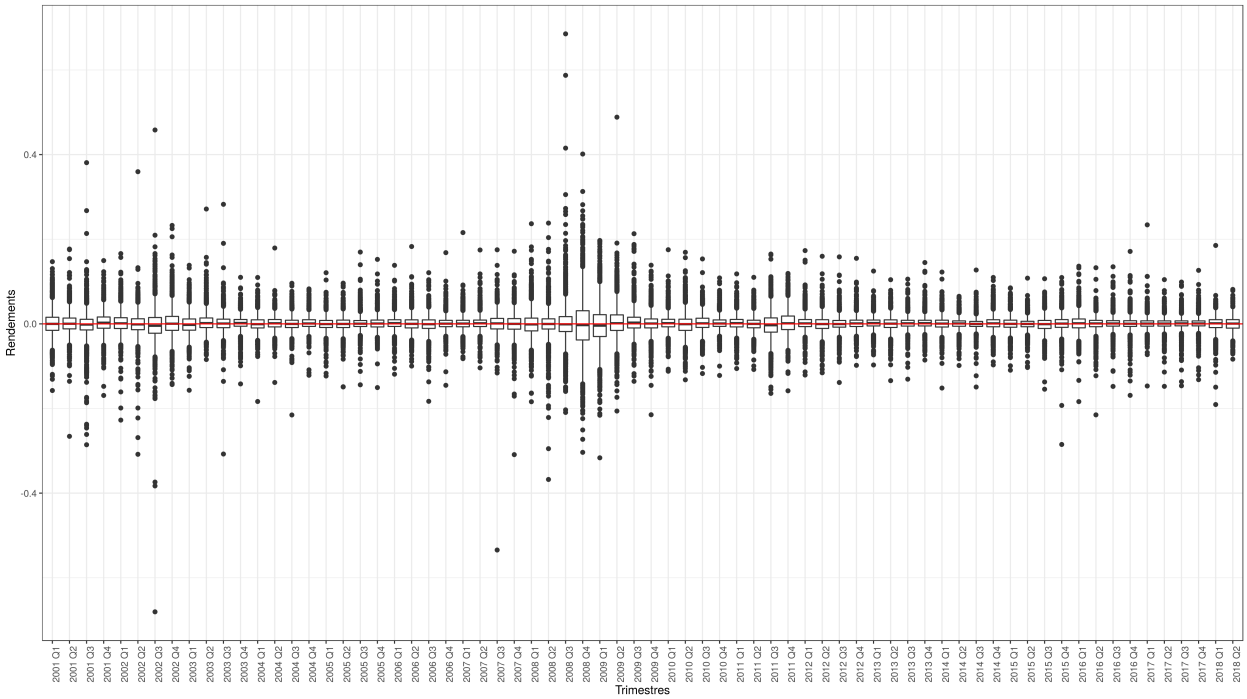



Figure 55: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur industriel

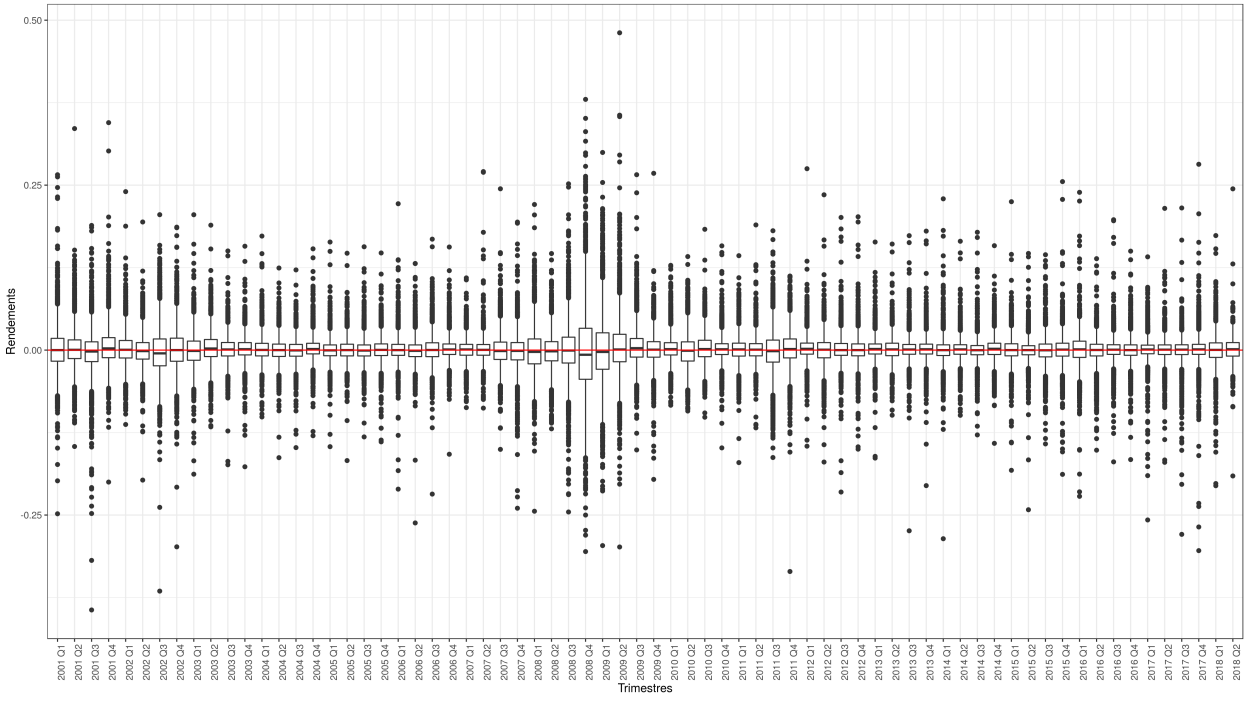



Figure 56: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la consommation discrétionnaire

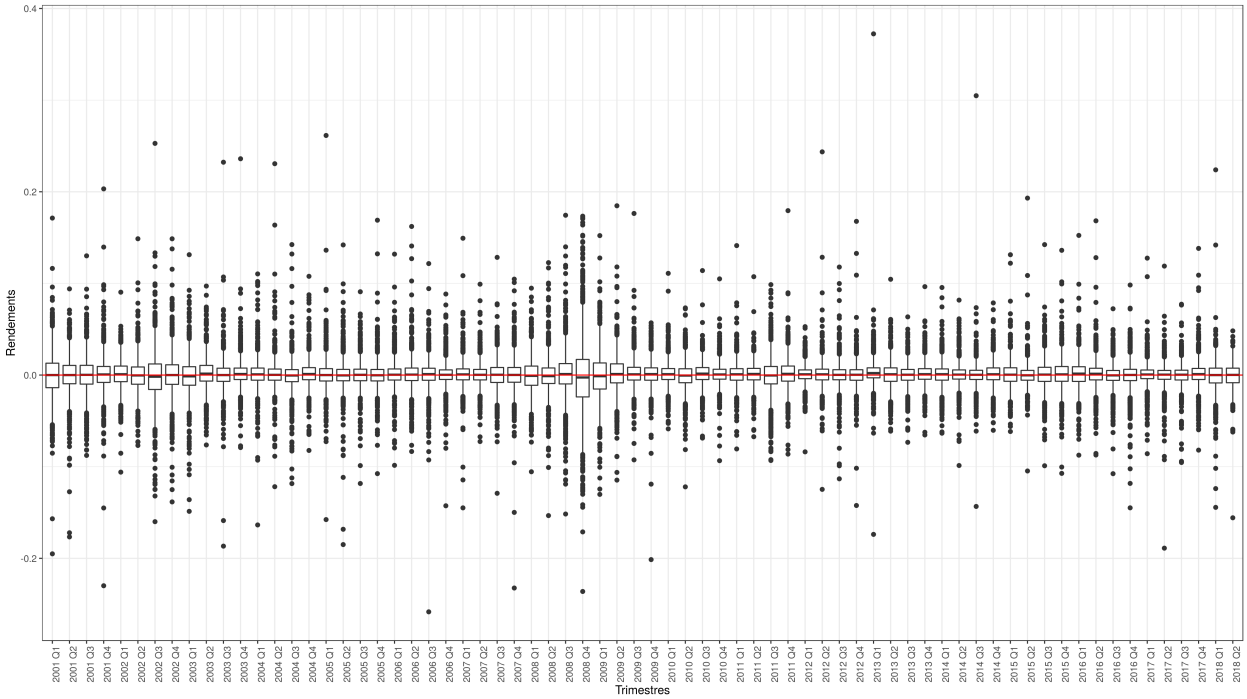



Figure 57: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de la consommation de base

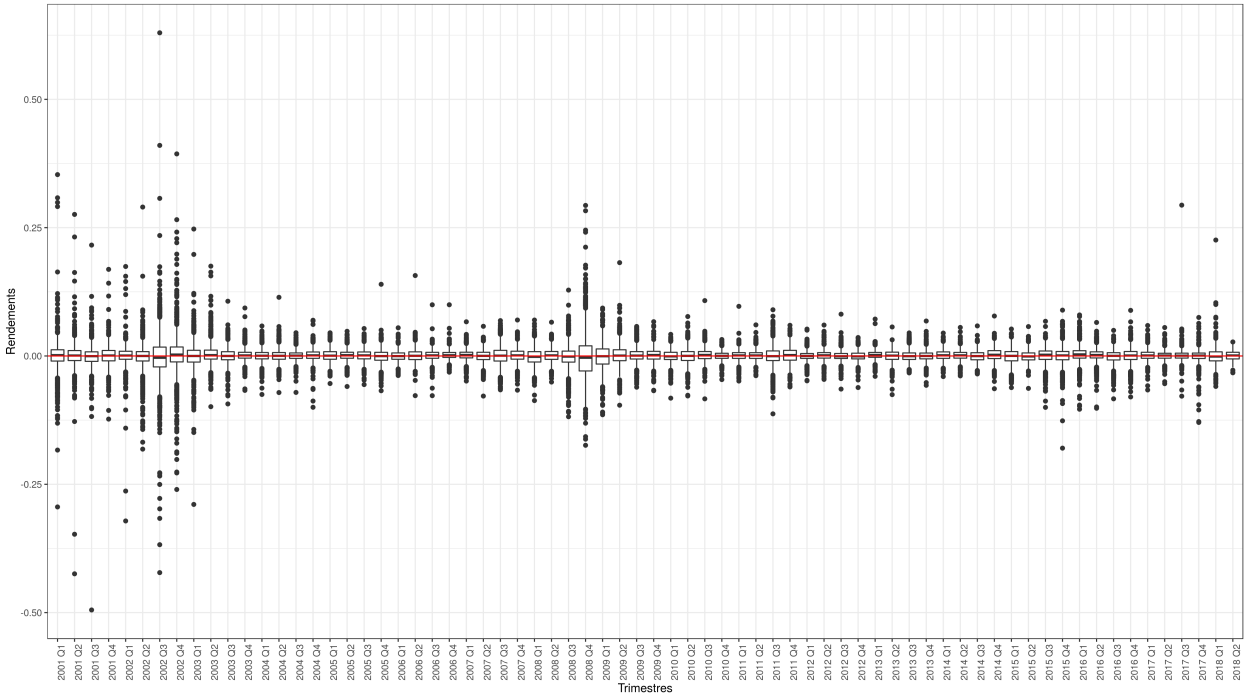



Figure 58: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des services utilitaires

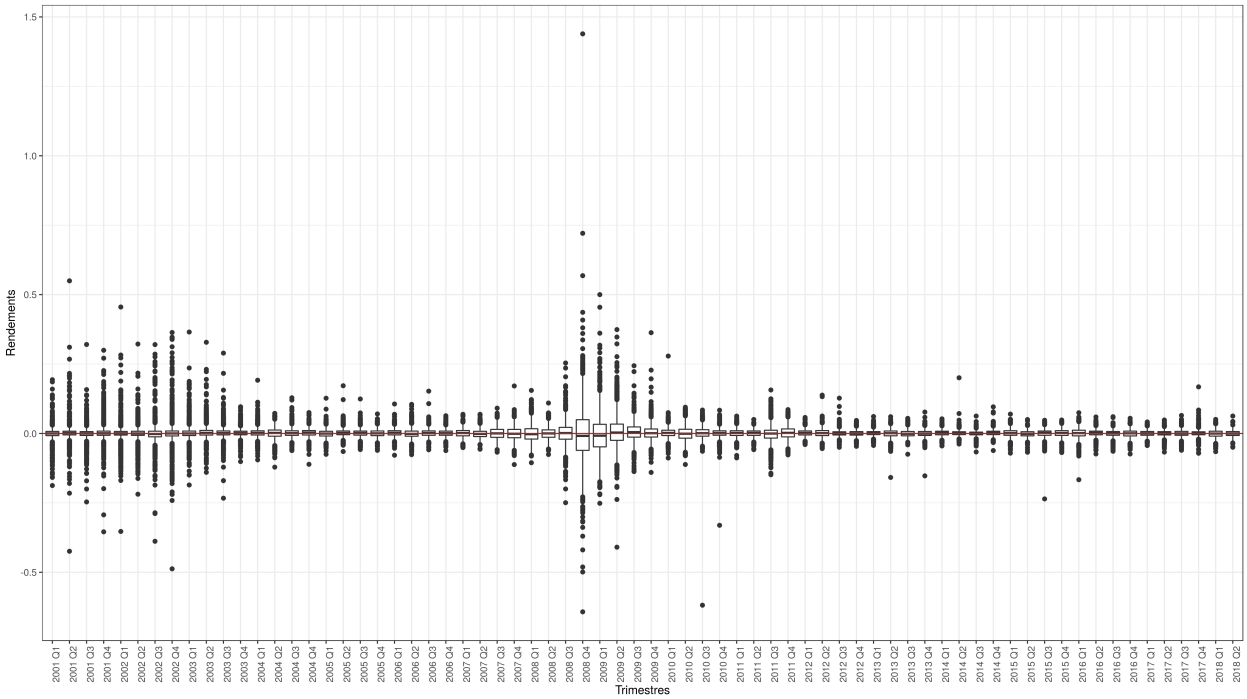



Figure 59: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de l'immobilier

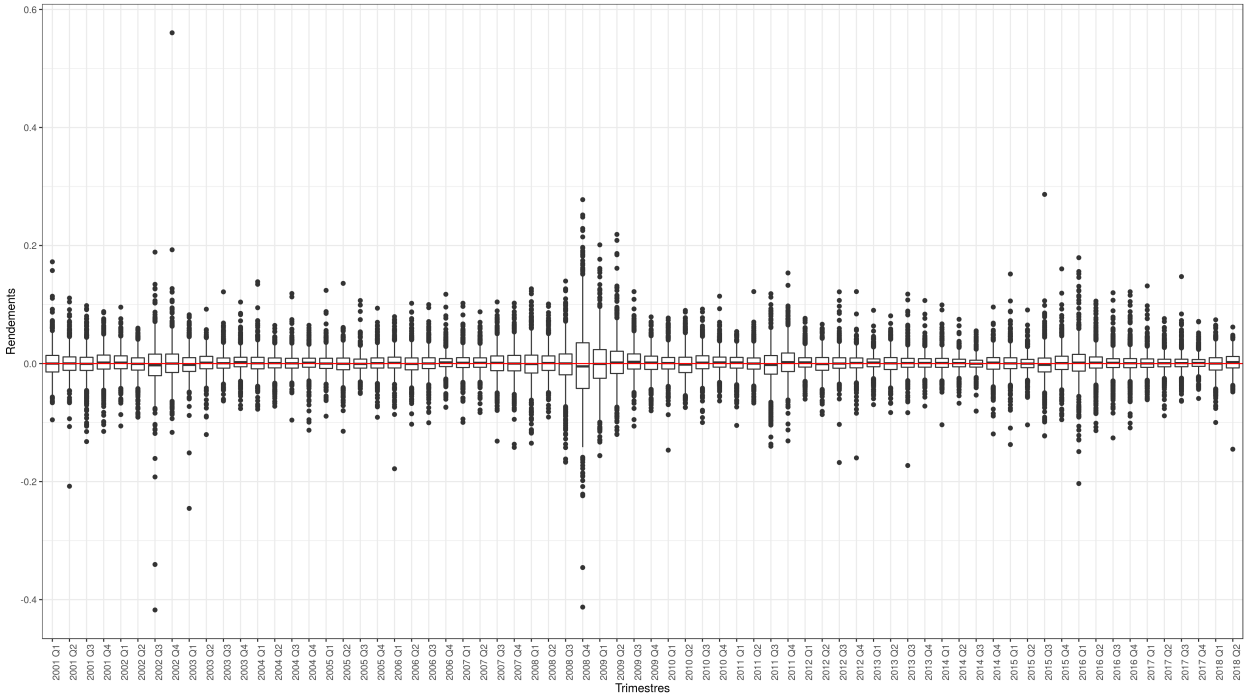



Figure 60: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des matériaux

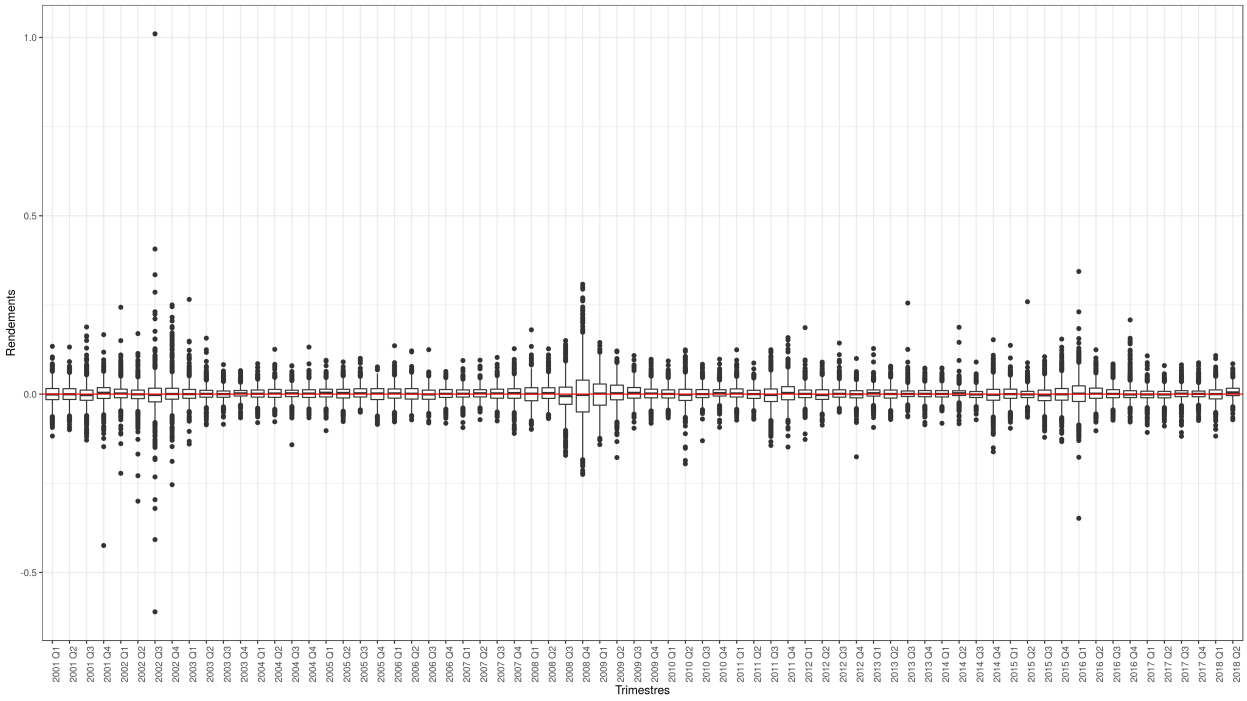



Figure 61: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur de l'énergie

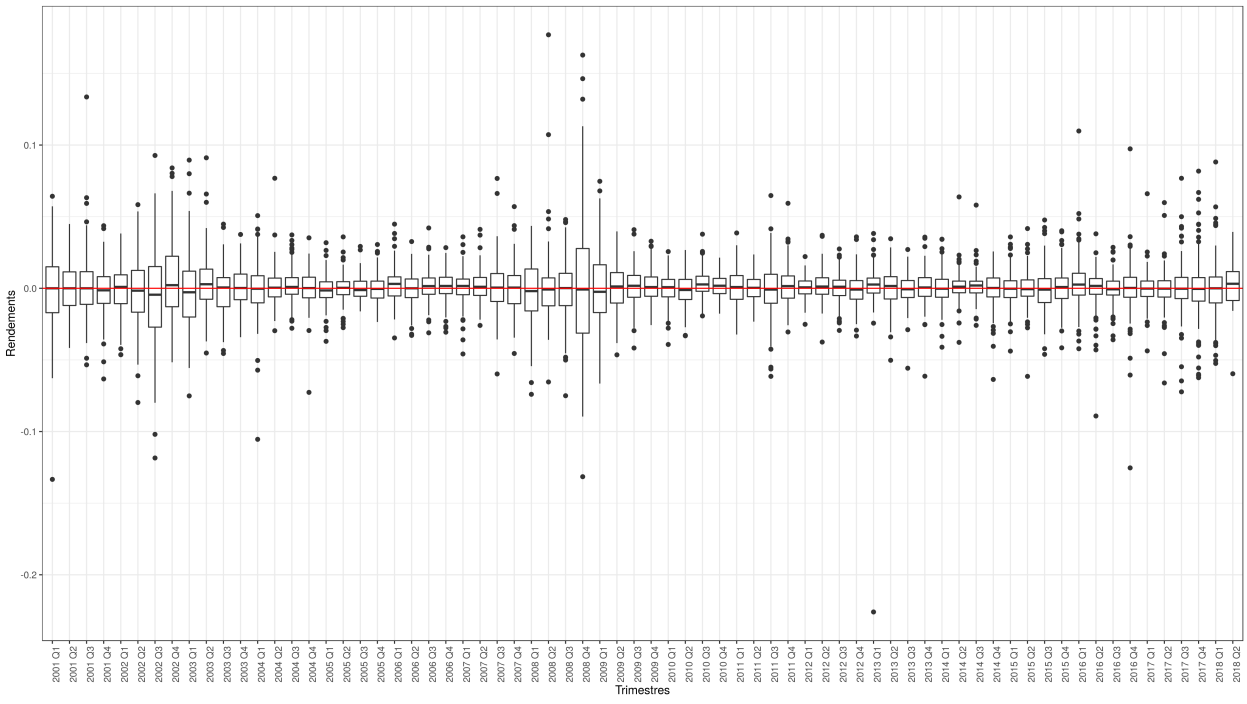



Figure 62: Distribution par trimestre des rendements des compagnies du secteur des services de télécommunication

### 8.4.3 Distribution des rendements par compagnie

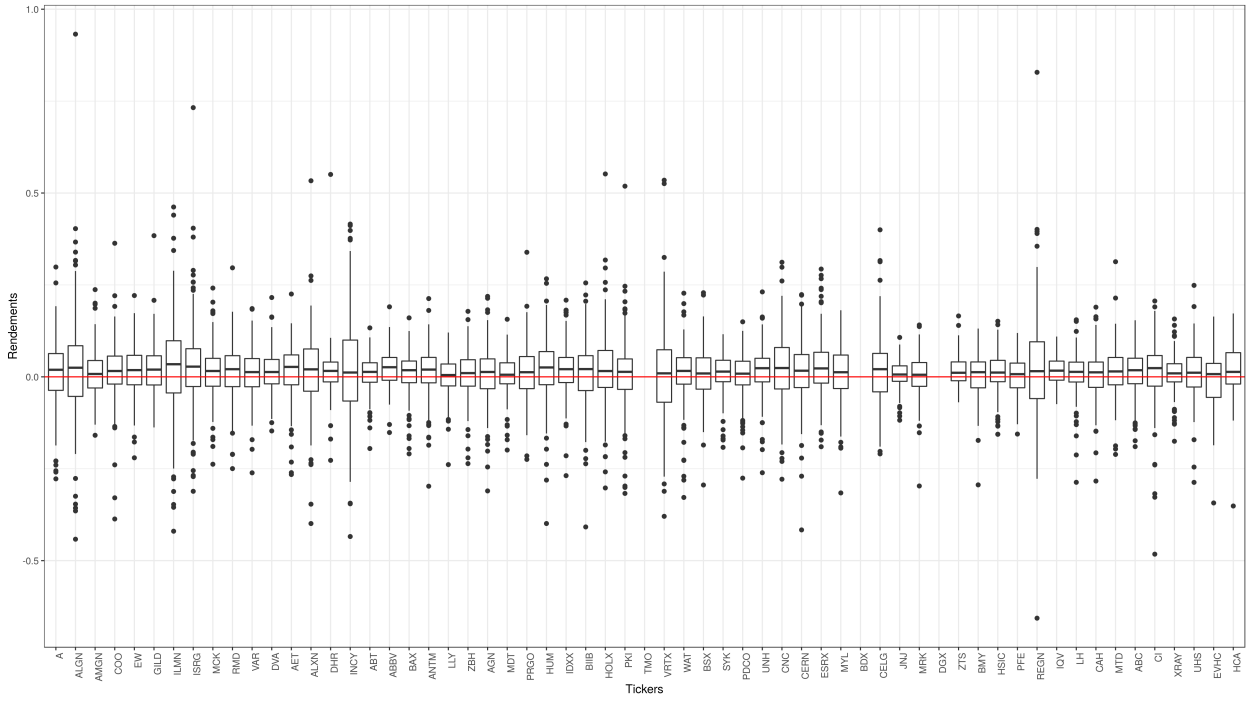



Figure 63: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la santé

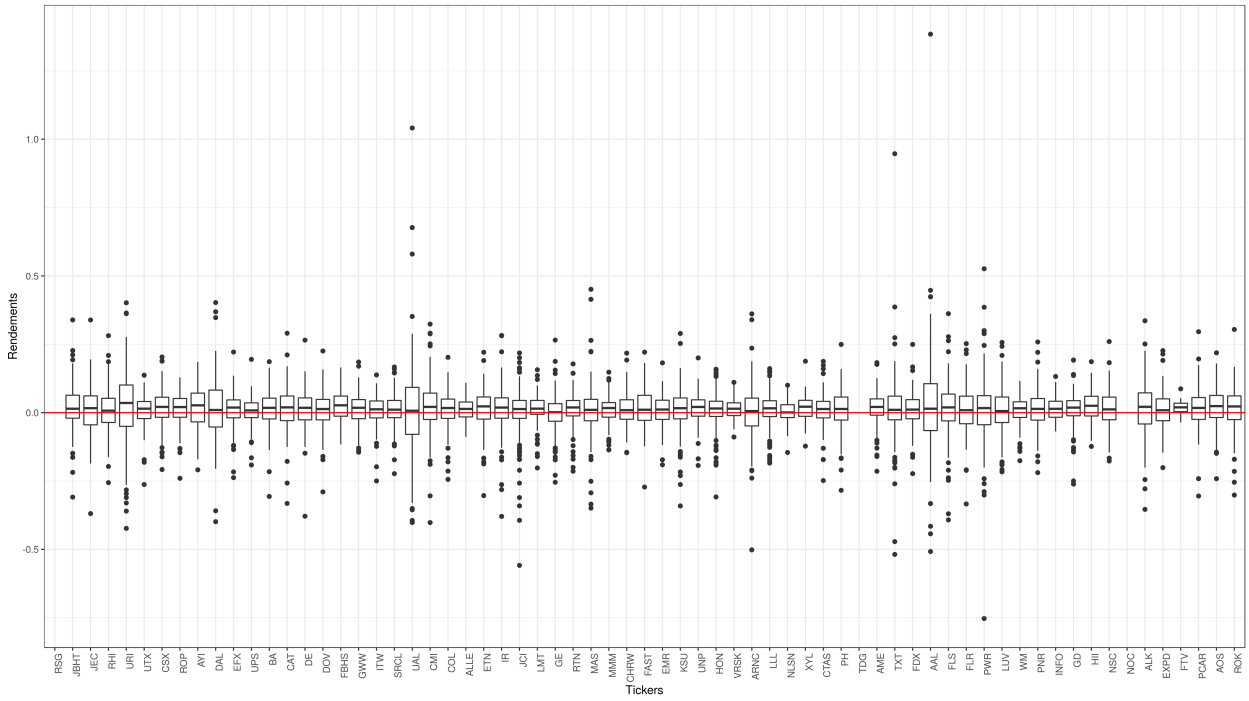



Figure 64: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur industriel

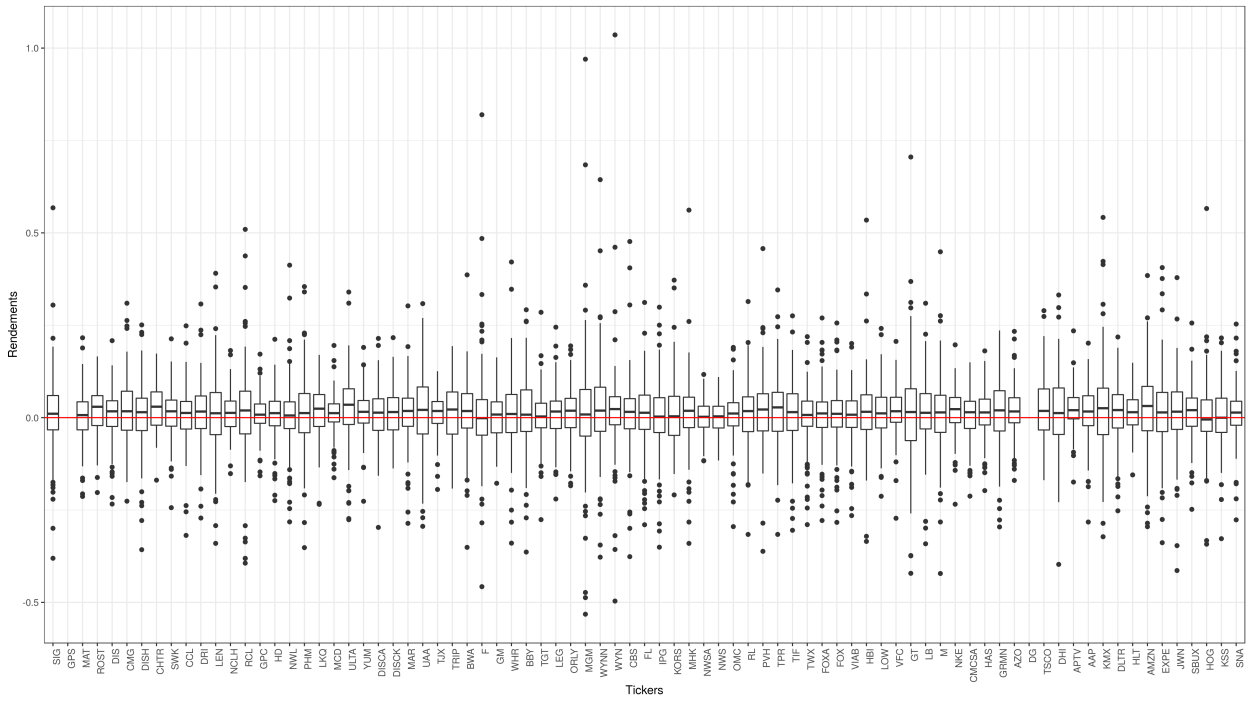



Figure 65: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la consommation discrétionnaire

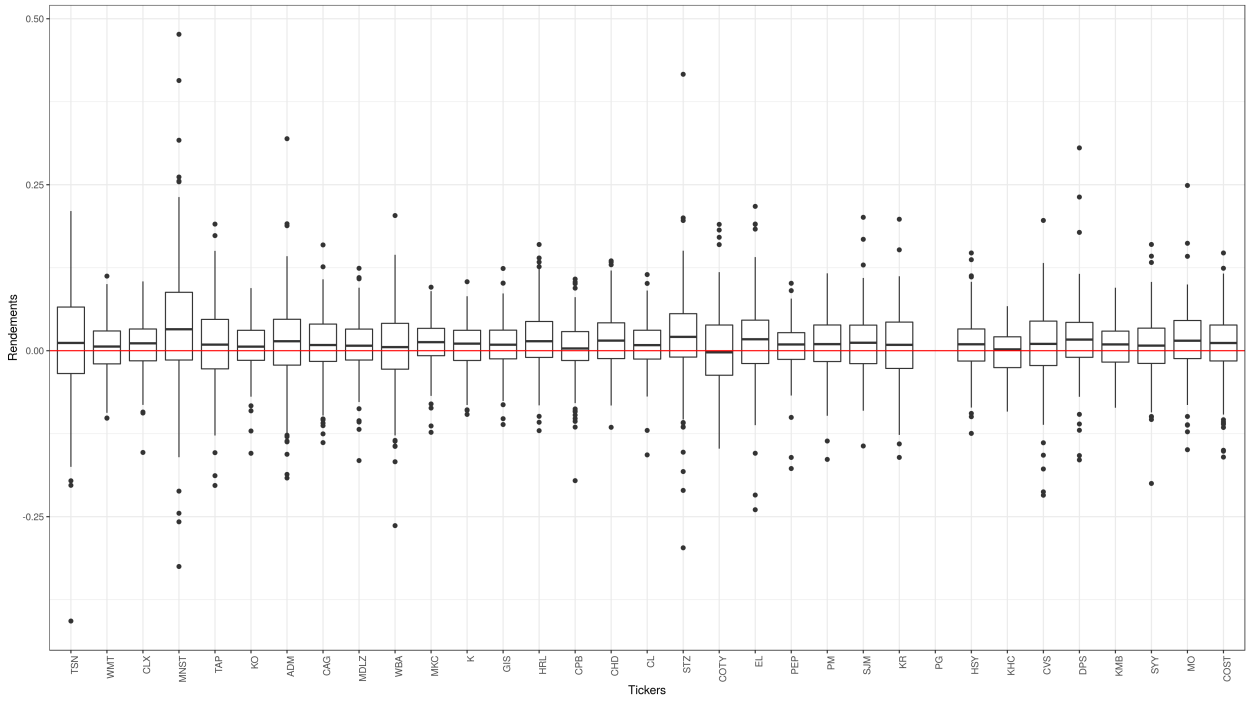



Figure 66: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de la consommation de base

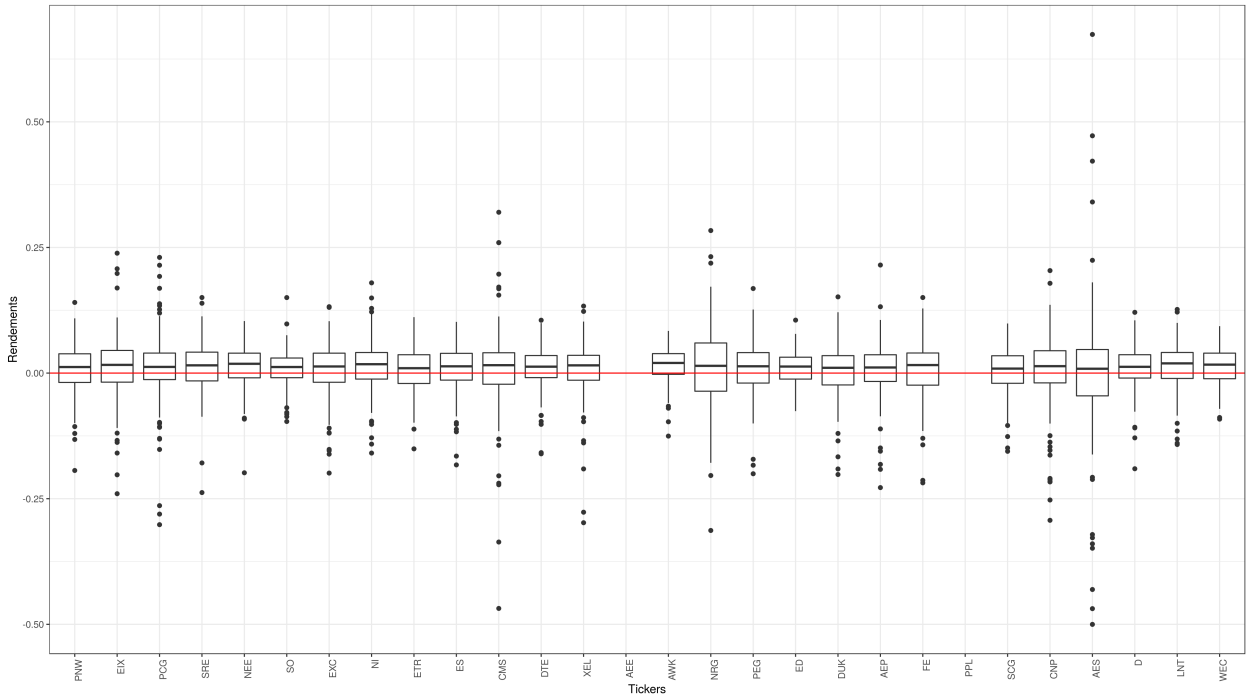



Figure 67: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des services utilitaires

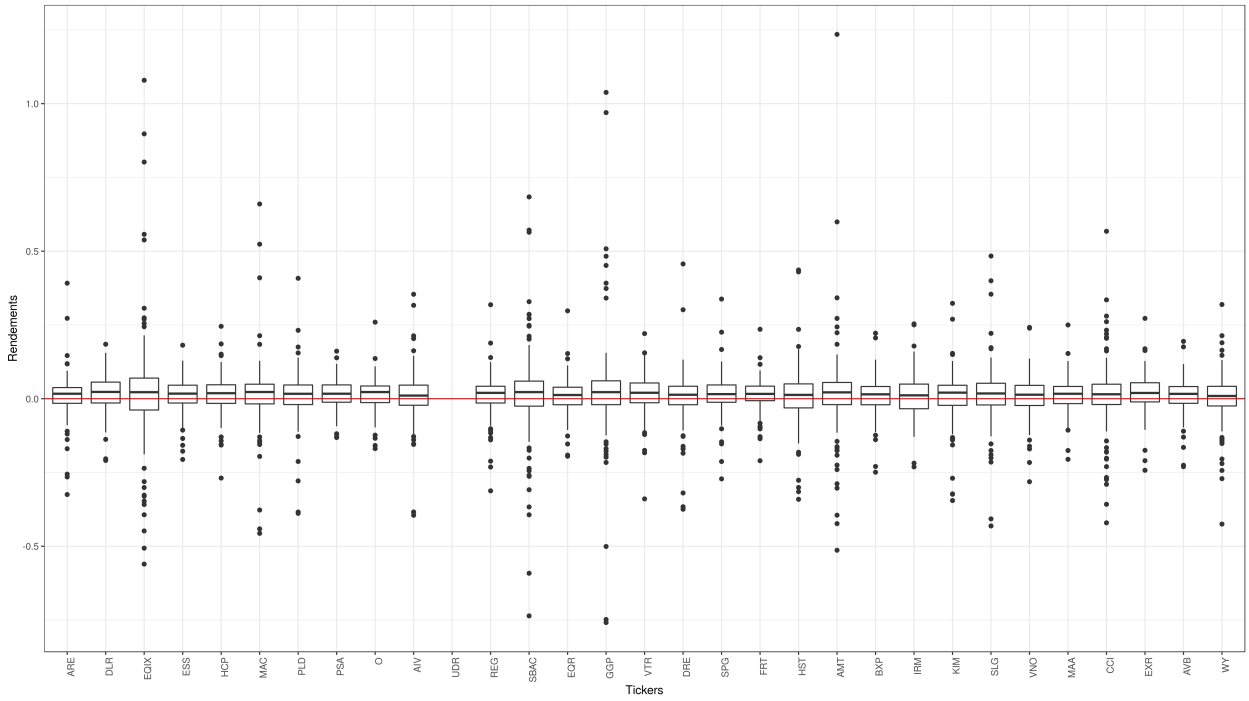



Figure 68: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de l'immobilier

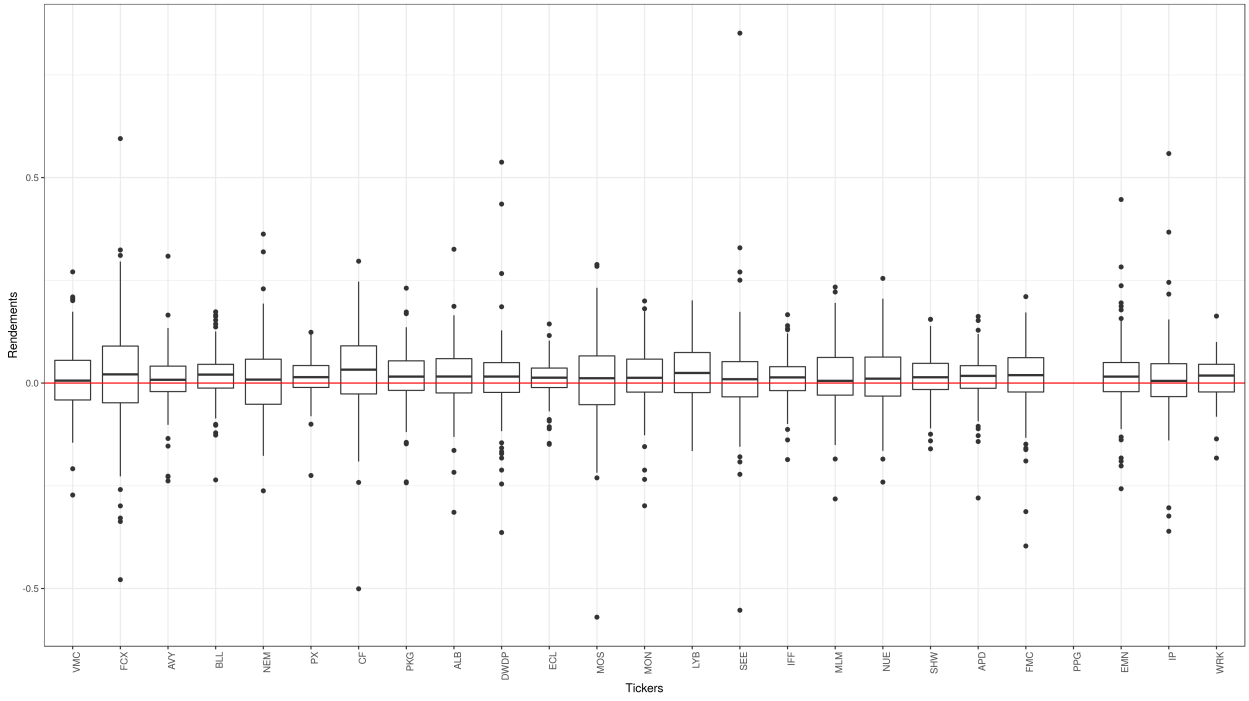



Figure 69: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des matériaux

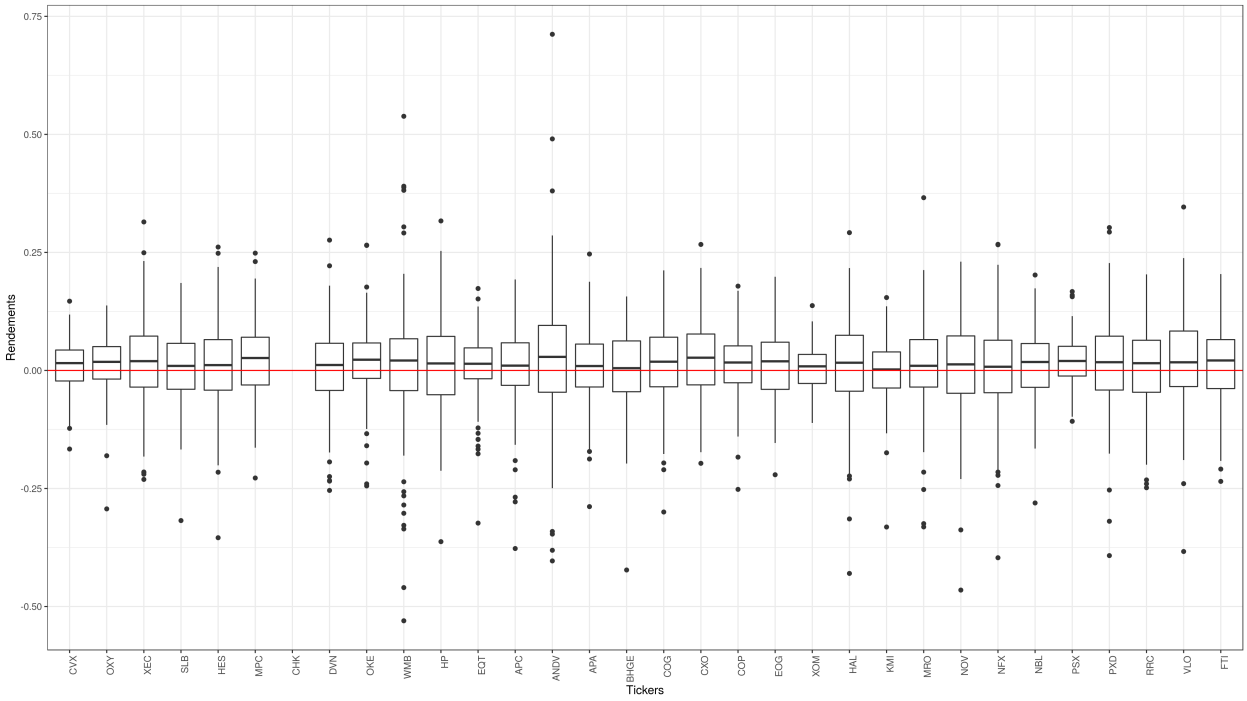



Figure 70: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur de l'énergie

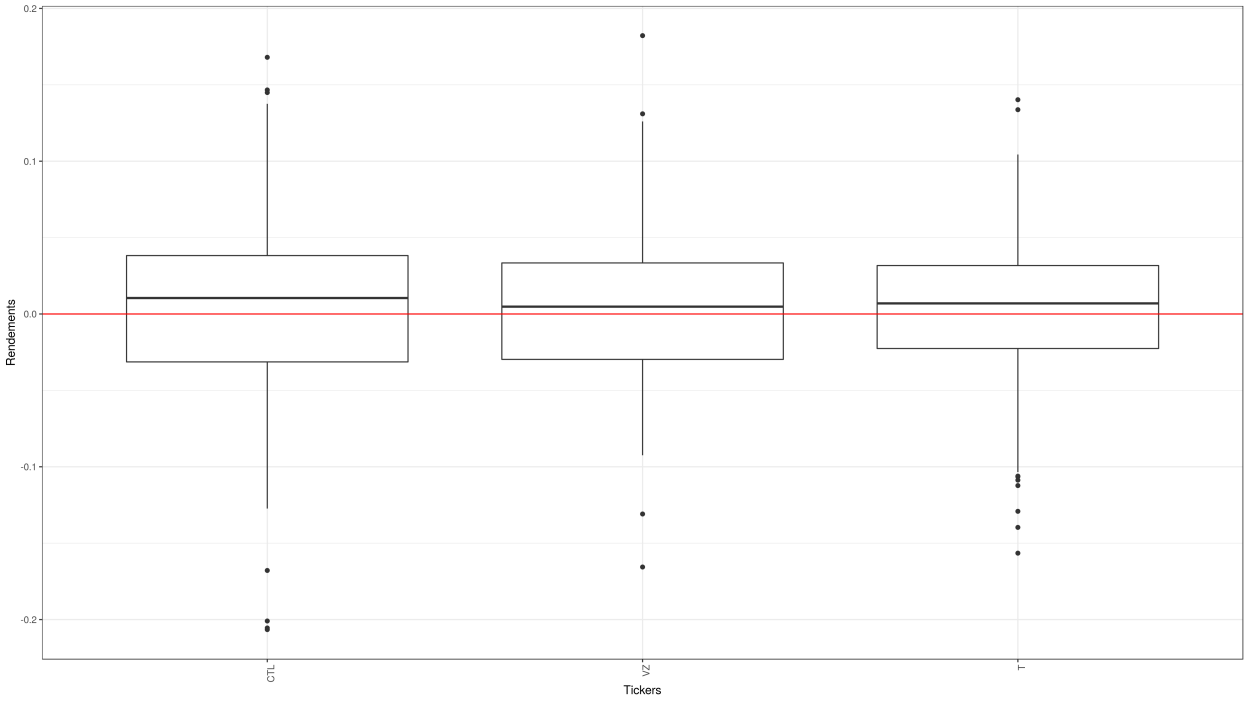



Figure 71: Distribution par compagnie des rendements des compagnies du secteur des services de télécommunication

### 8.4.4 Corrélations

#### 8.4.4.1 Distribution de corrélations par compagnie

##### 8.4.4.1.1 Avec les compagnies au sein du même secteur

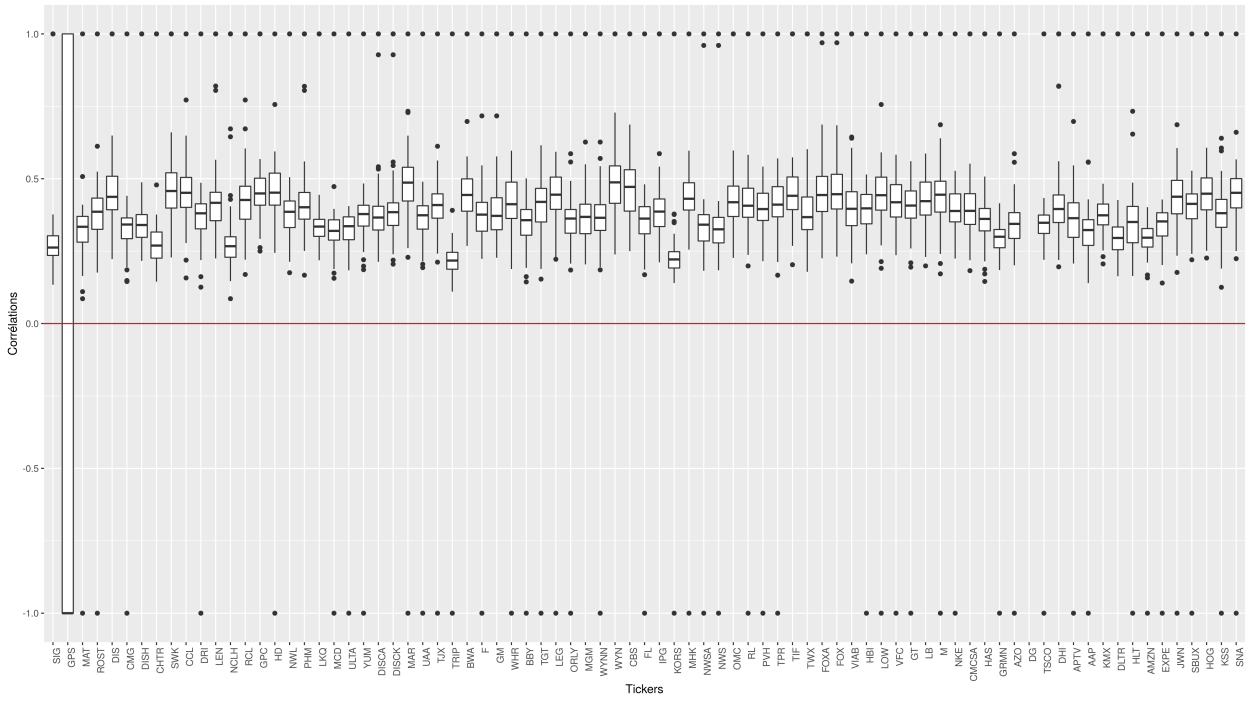



Figure 72: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Consumer Discretionary

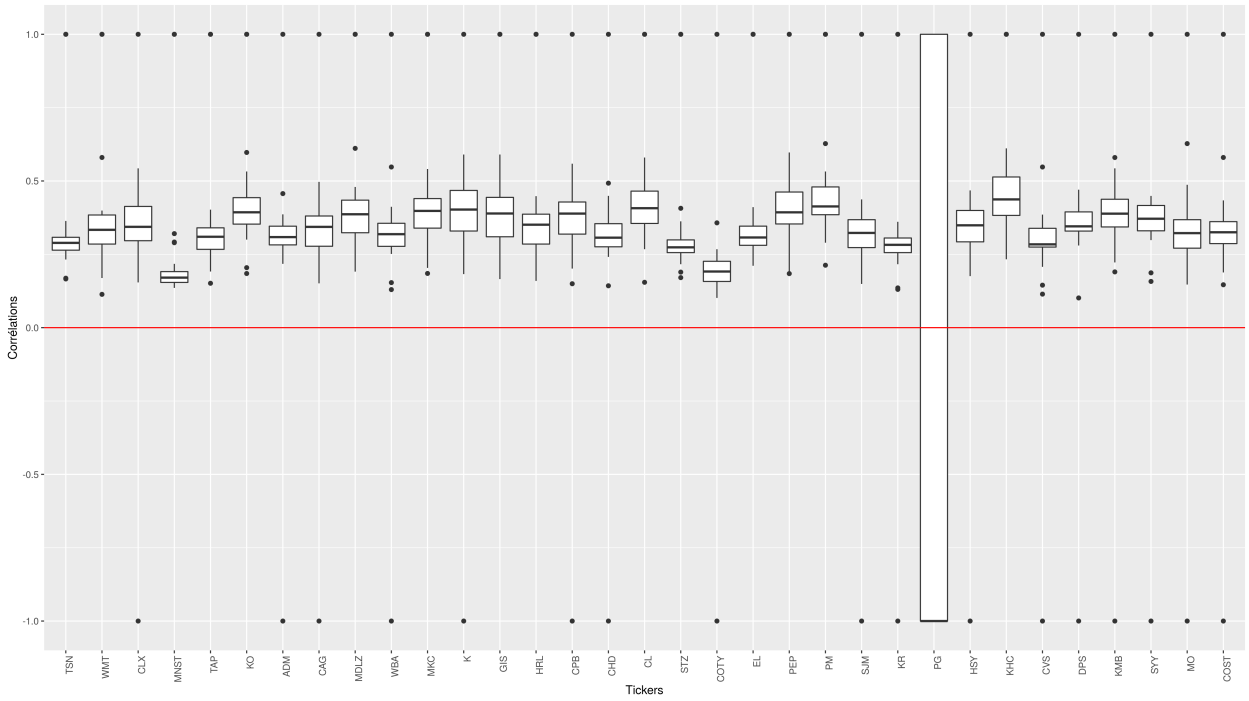



Figure 73: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Consumer Staples

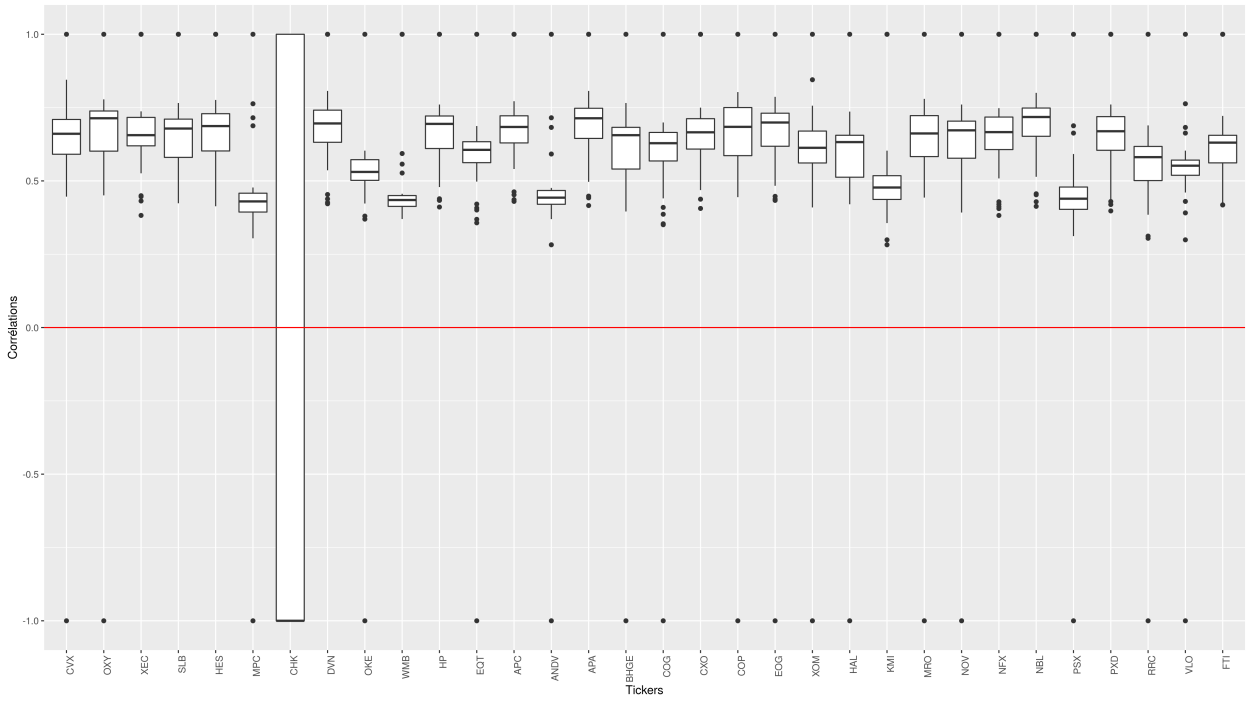



Figure 74: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Energy

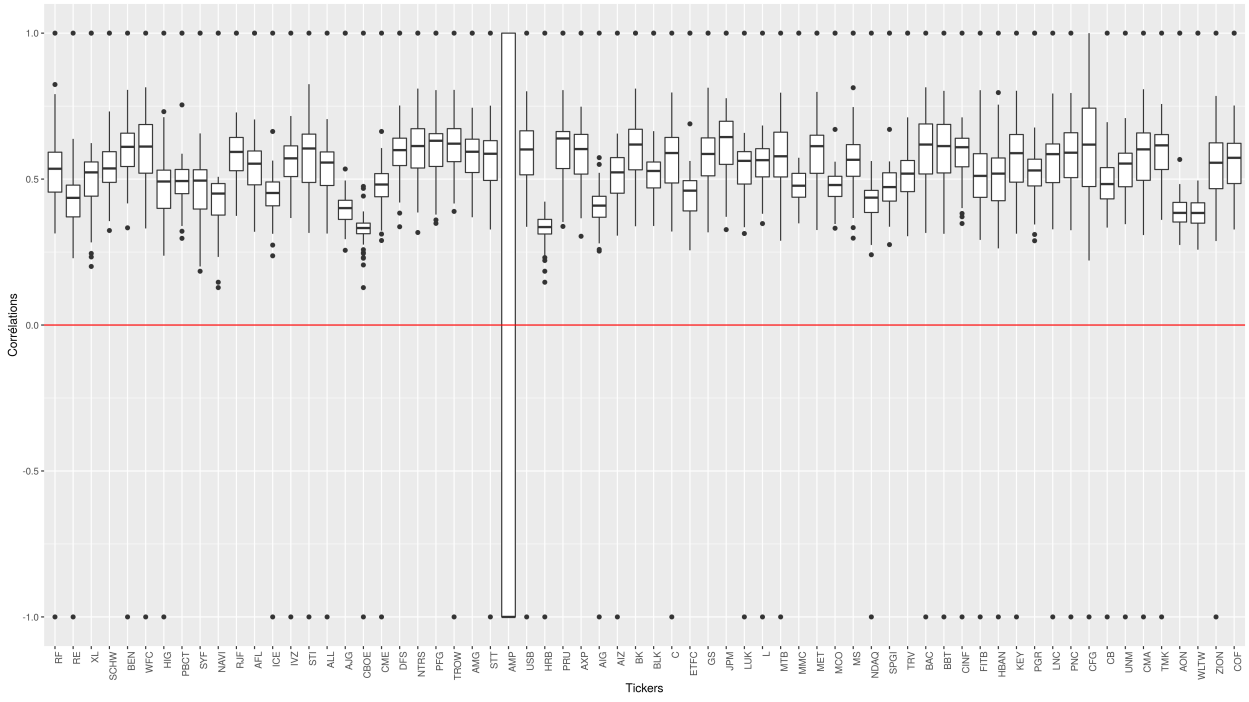



Figure 75: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Financials

Figure 76: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Health Care

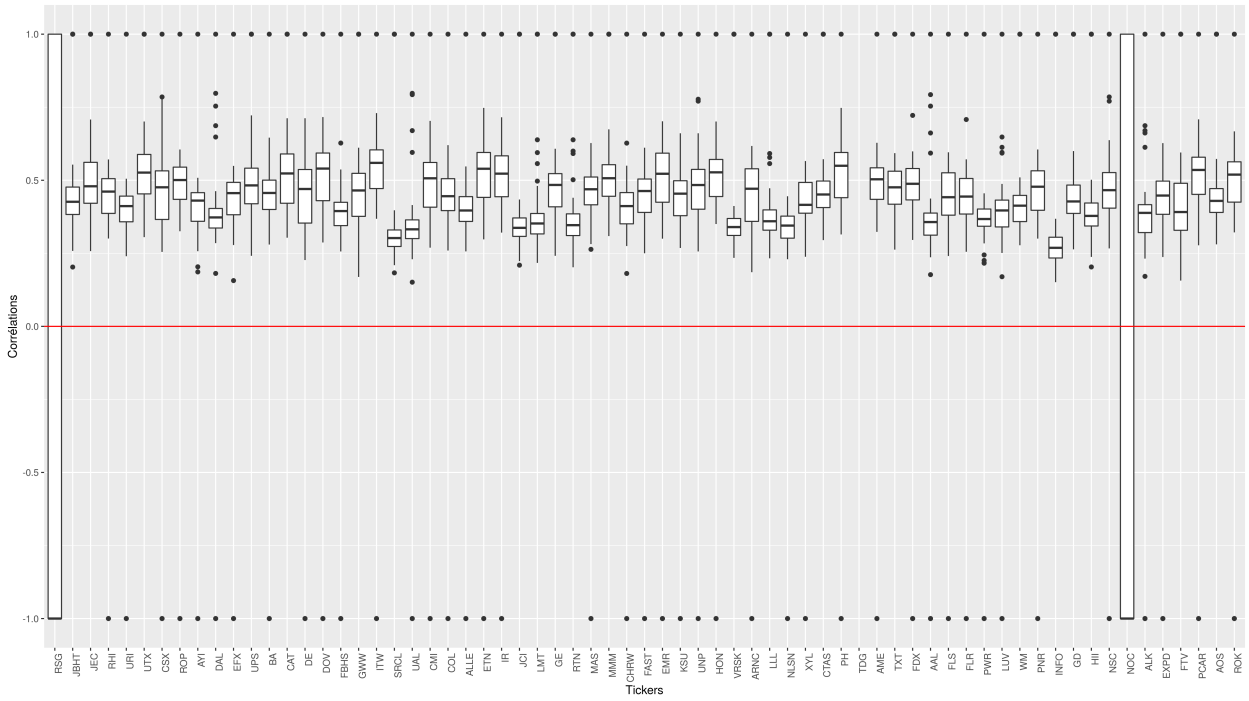



Figure 77: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Industrials

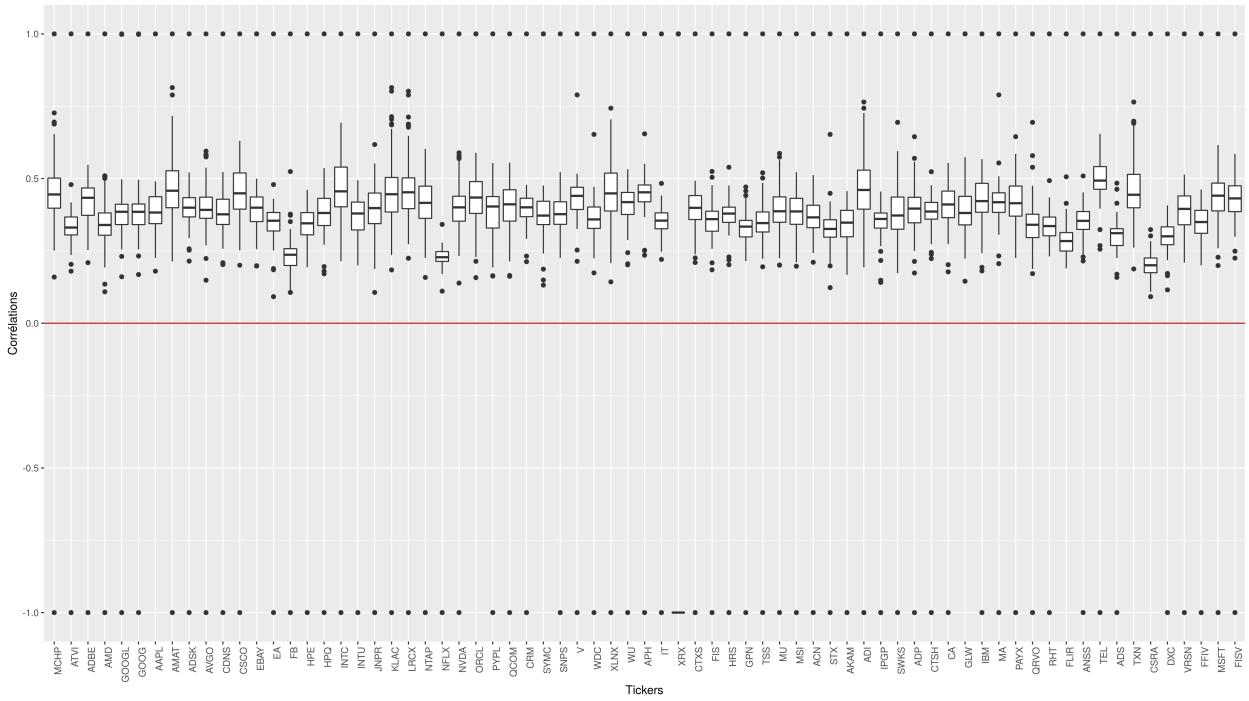



Figure 78: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Information Technology

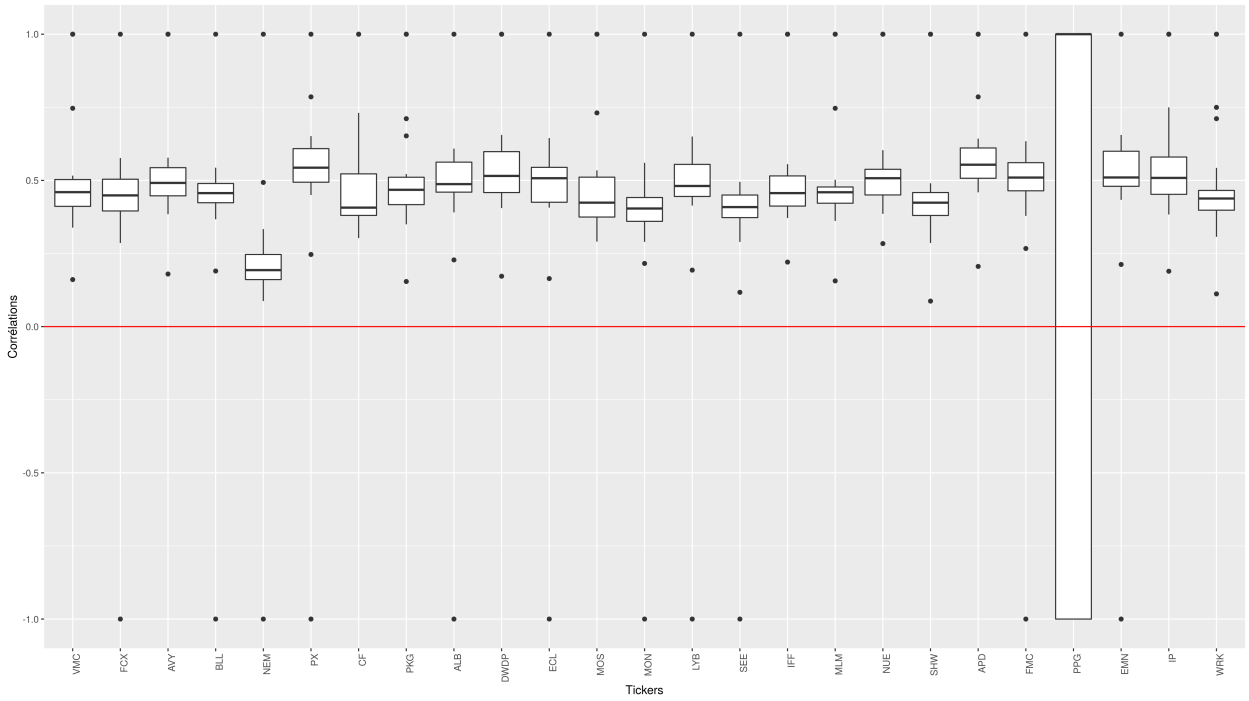



Figure 79: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Materials

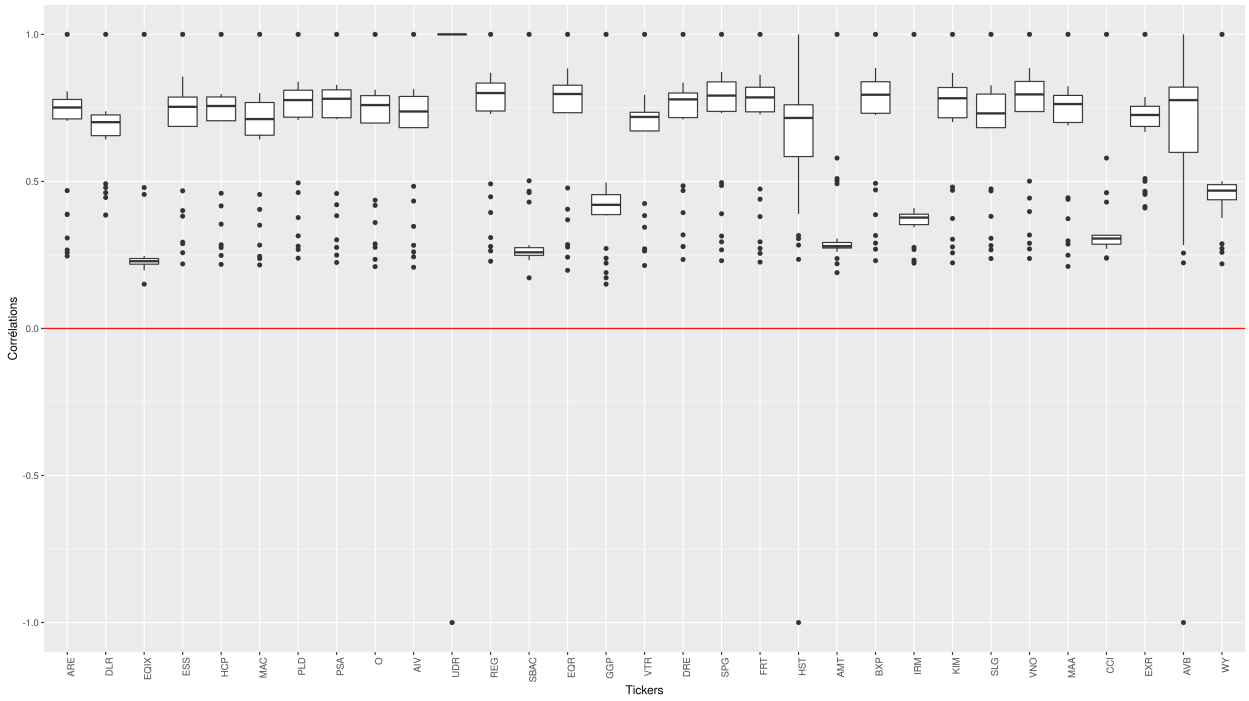



Figure 80: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Real Estate

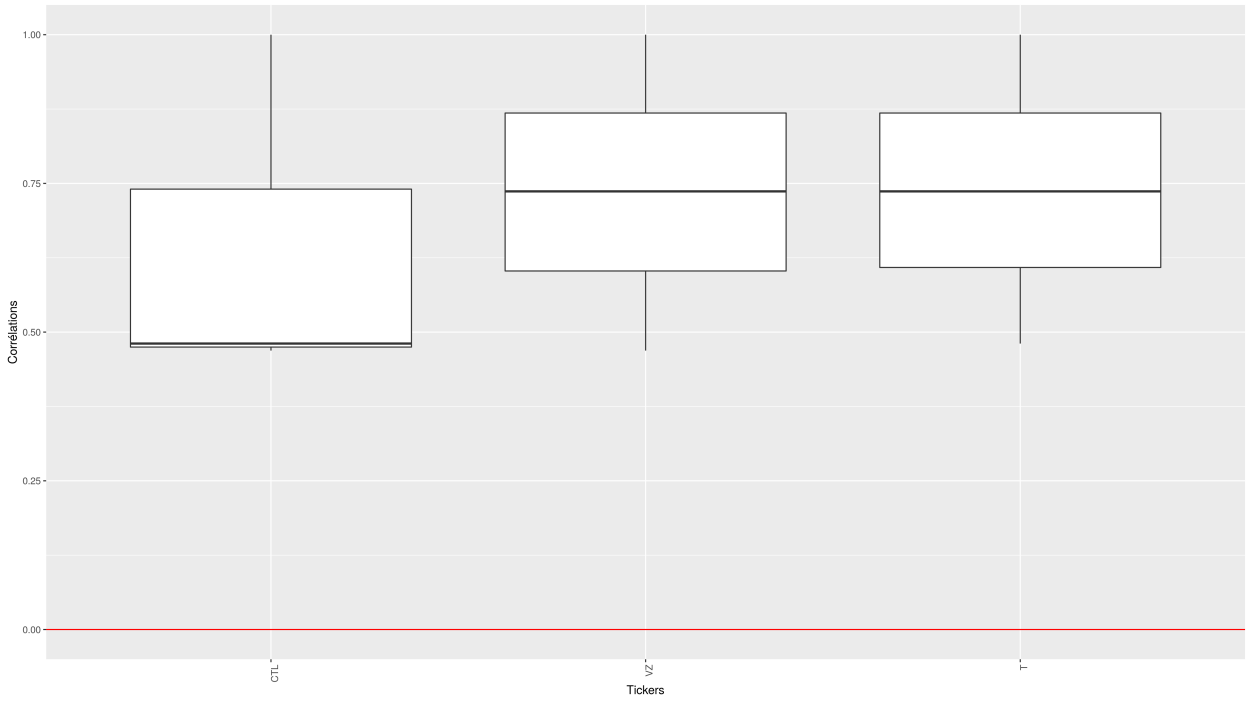



Figure 81: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Telecommunication Services

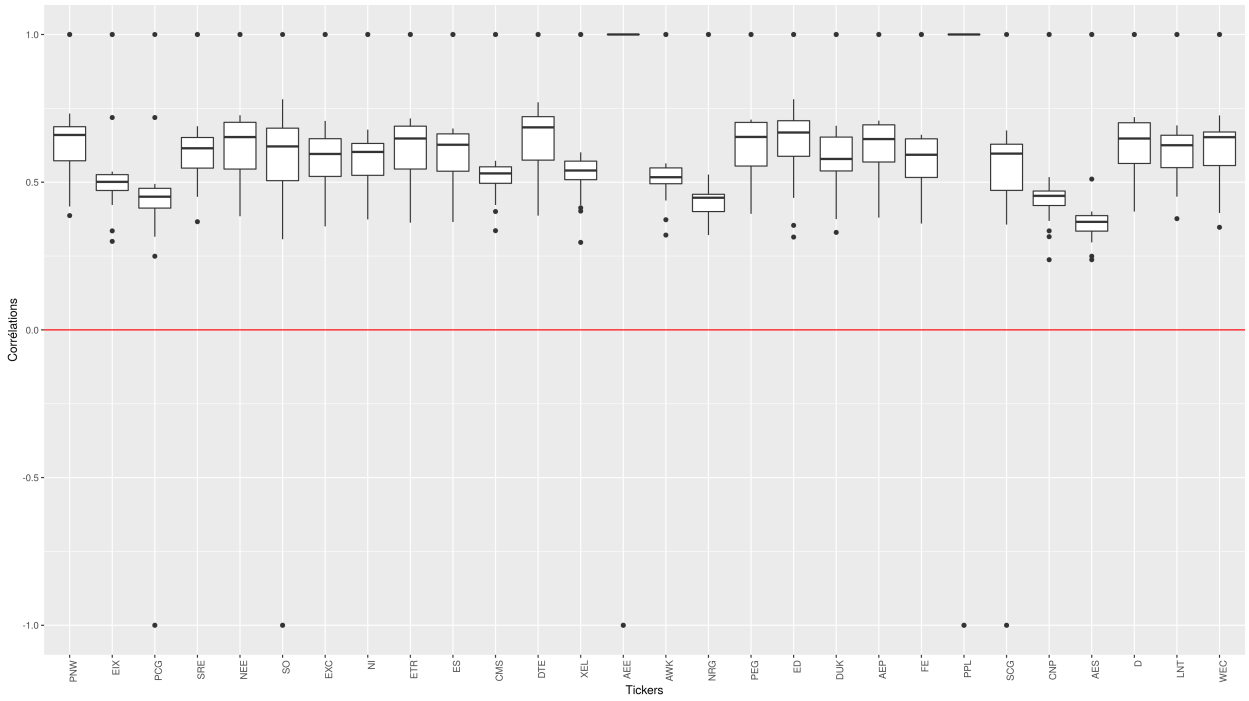



Figure 82: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Utilities

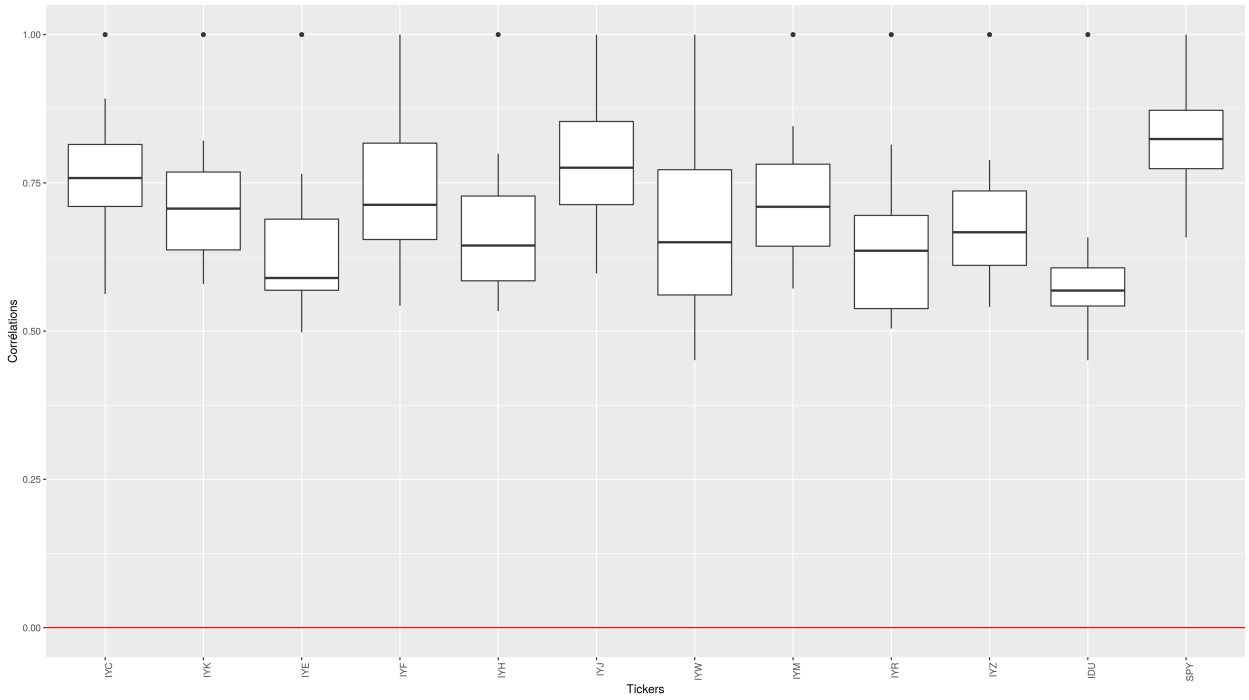



Figure 83: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies au sein du même secteur - Index

#### 8.4.4.1.2 Avec les compagnies des autres secteurs

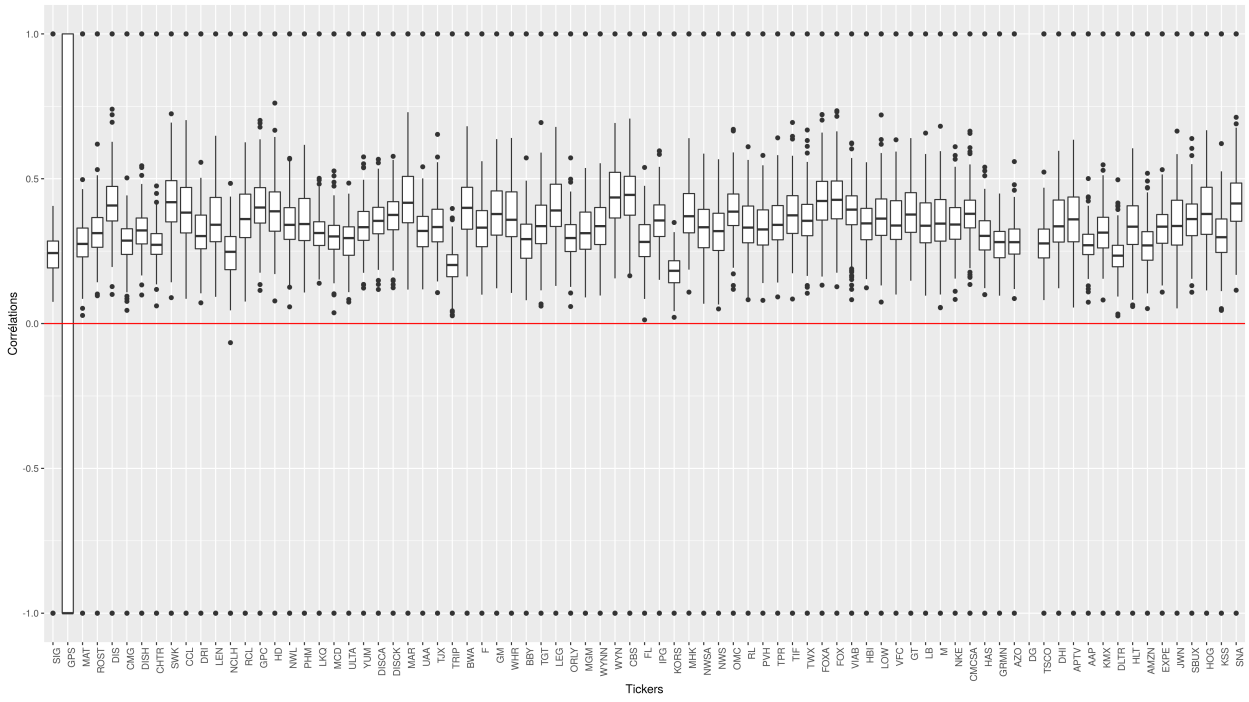



Figure 84: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Consumer Discretionary

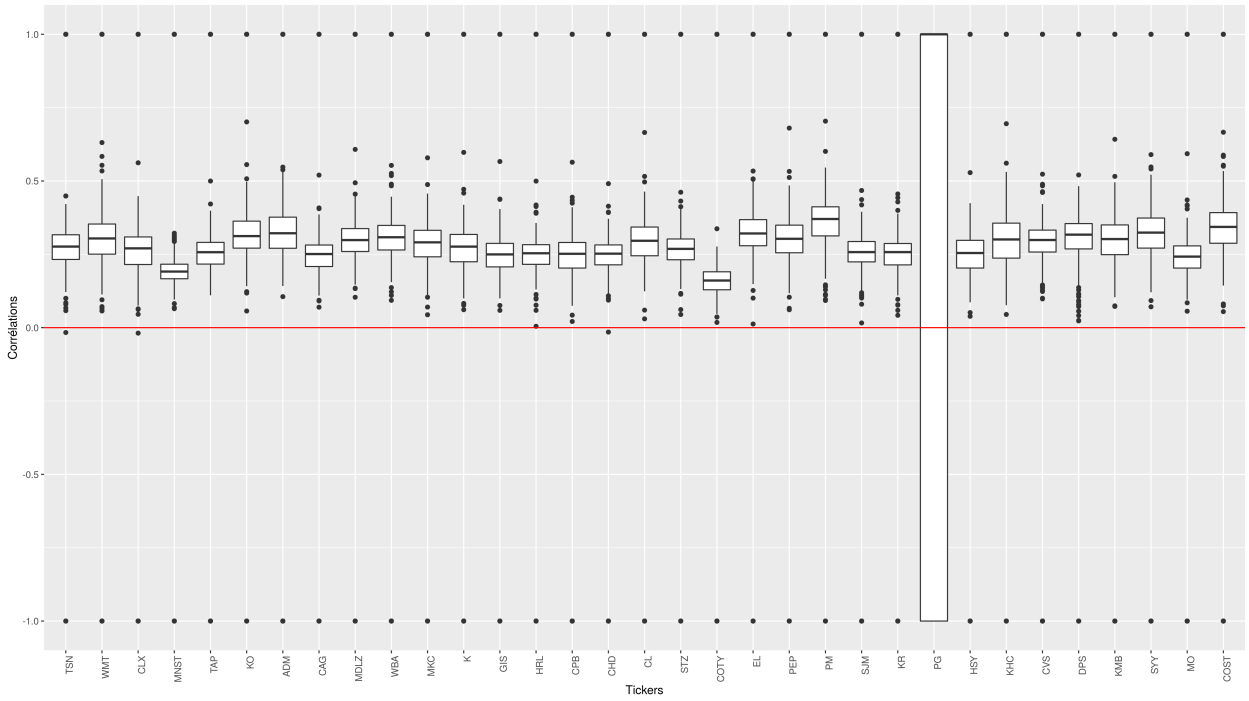



Figure 85: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Consumer Staples

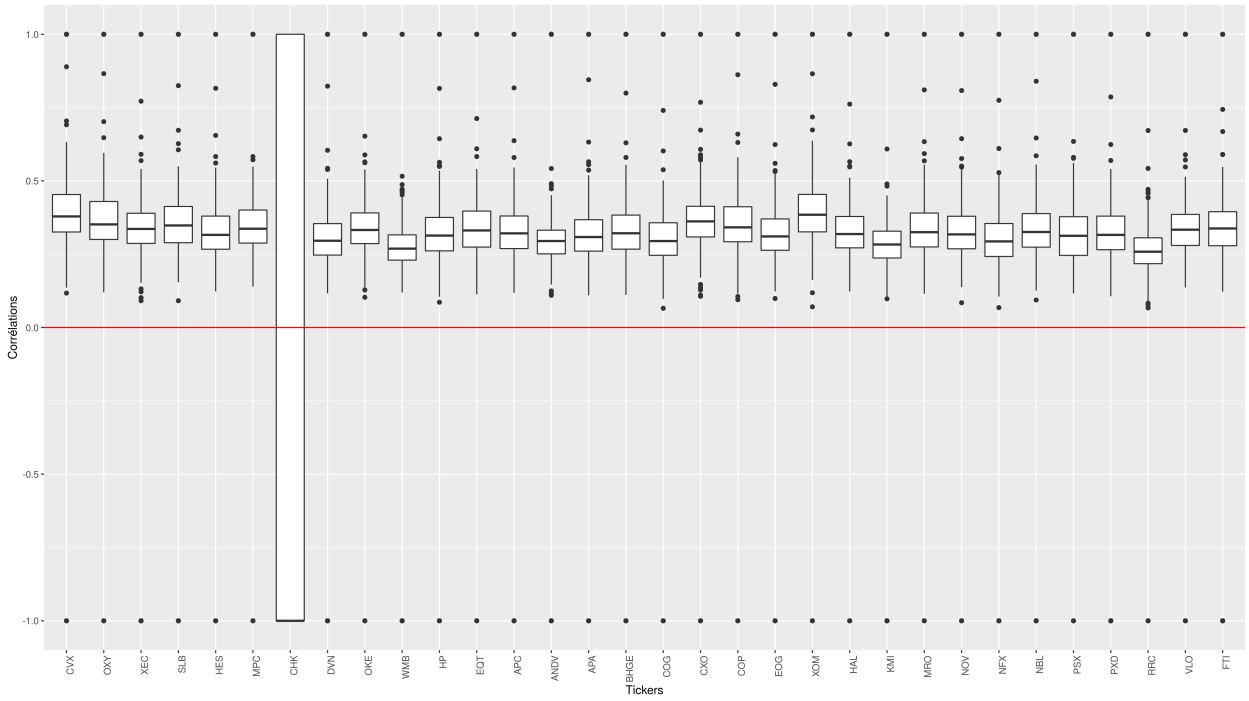



Figure 86: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Energy

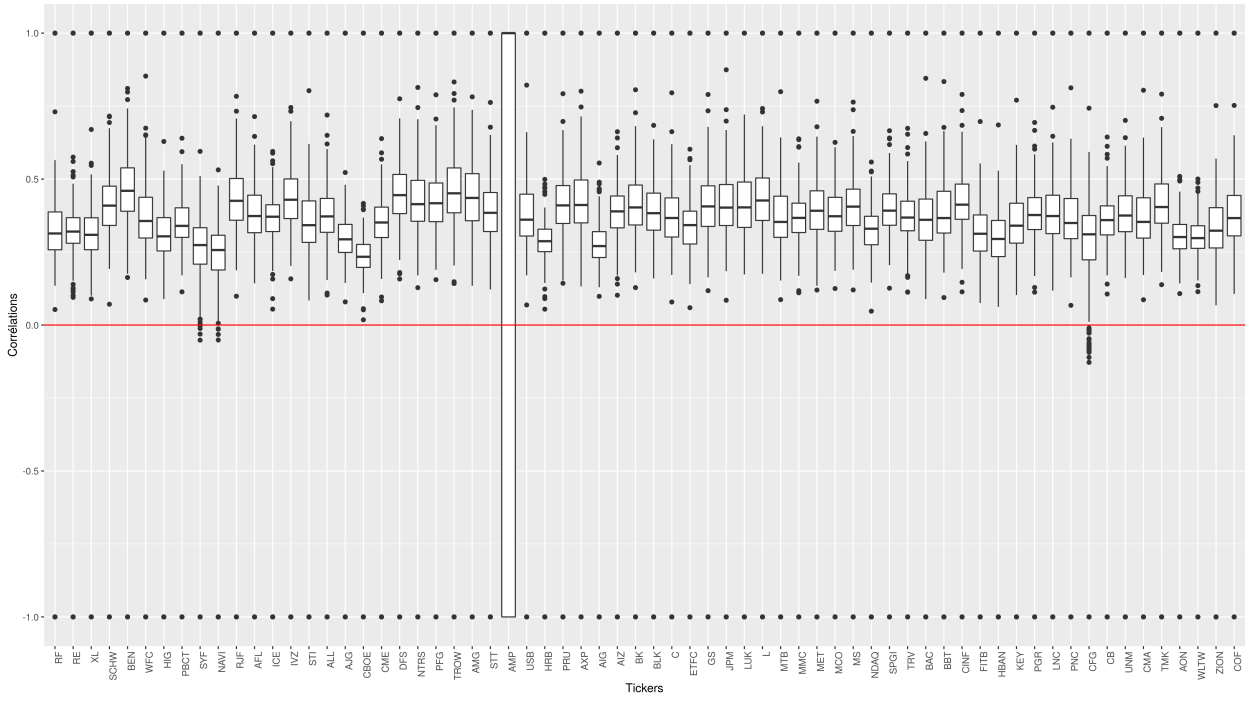



Figure 87: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Financials

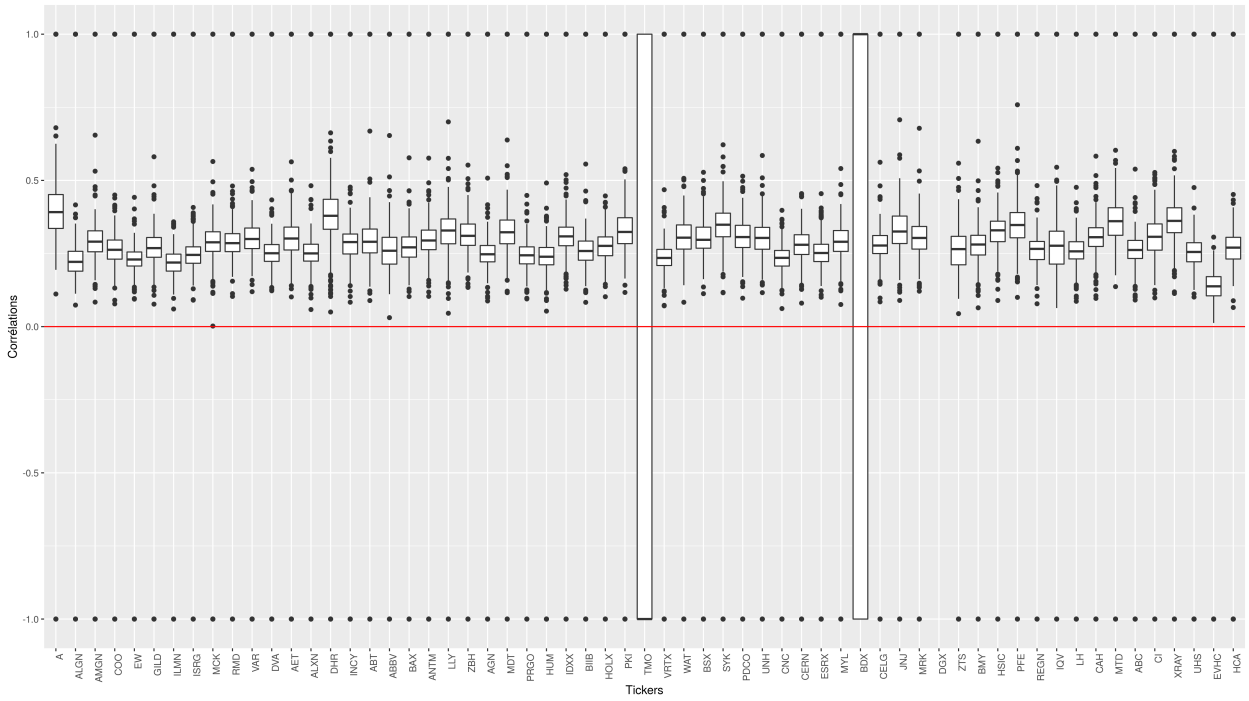



Figure 88: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Health Care

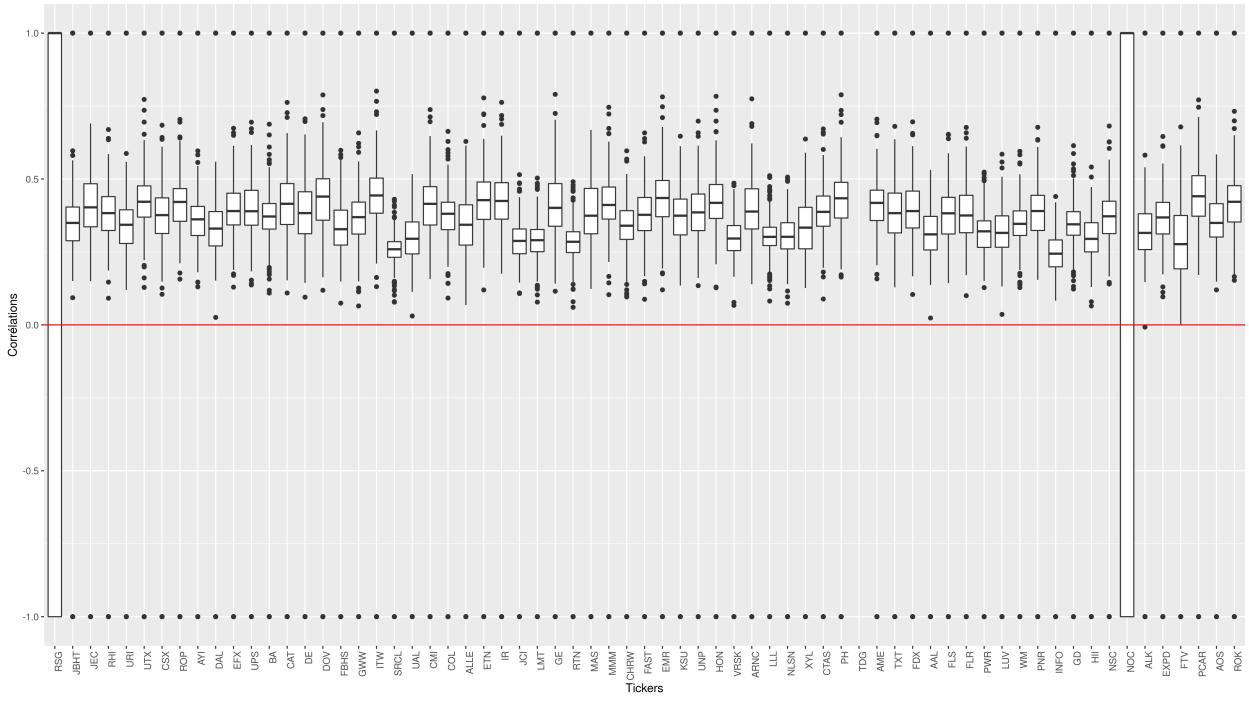



Figure 89: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Industrials

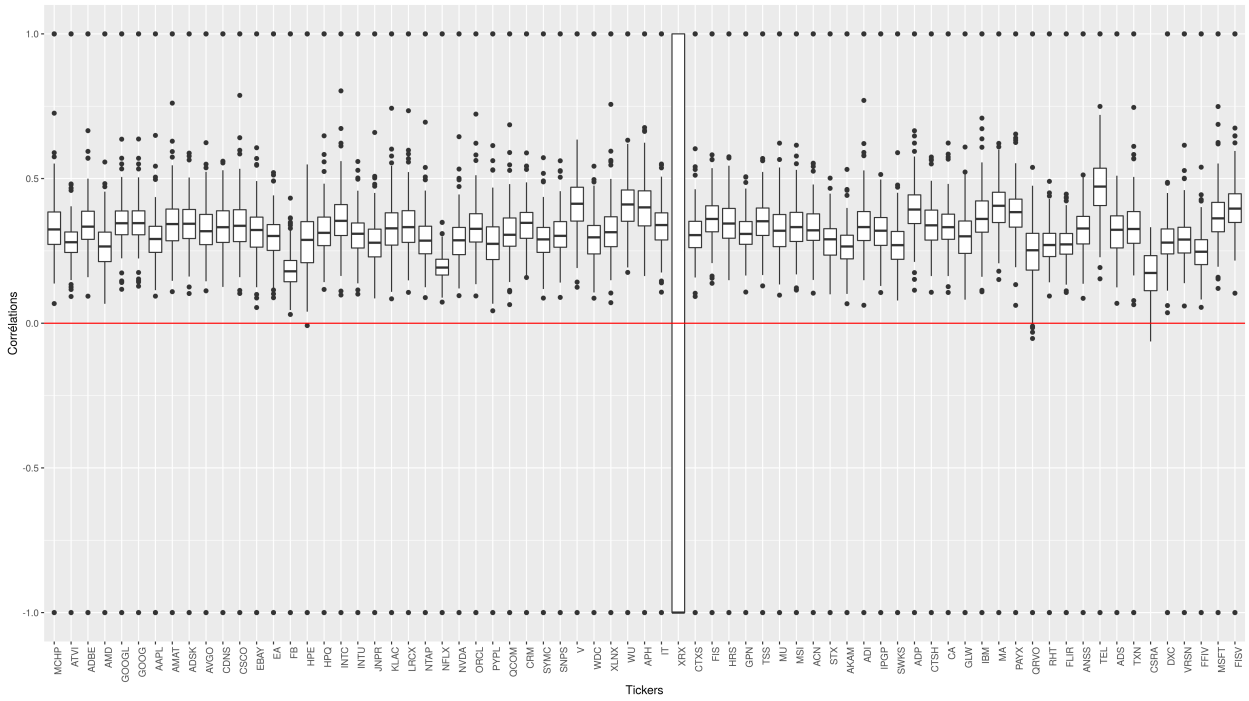



Figure 90: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Information Technology

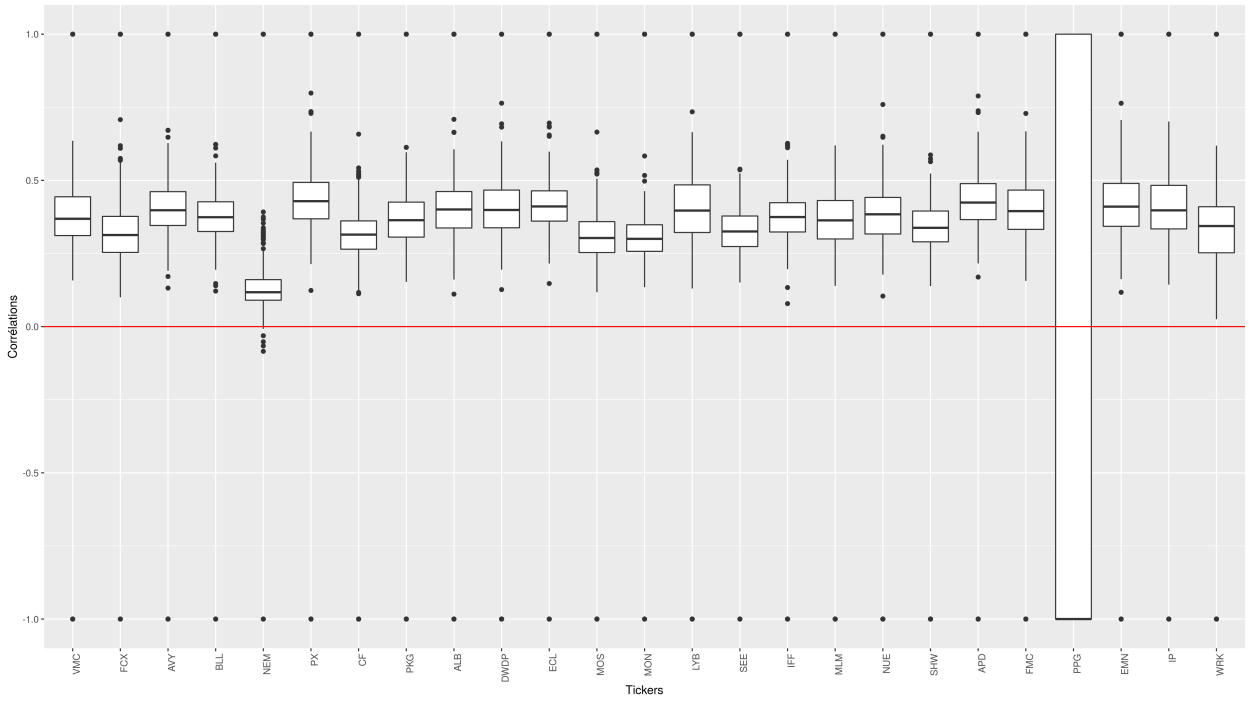



Figure 91: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Materials

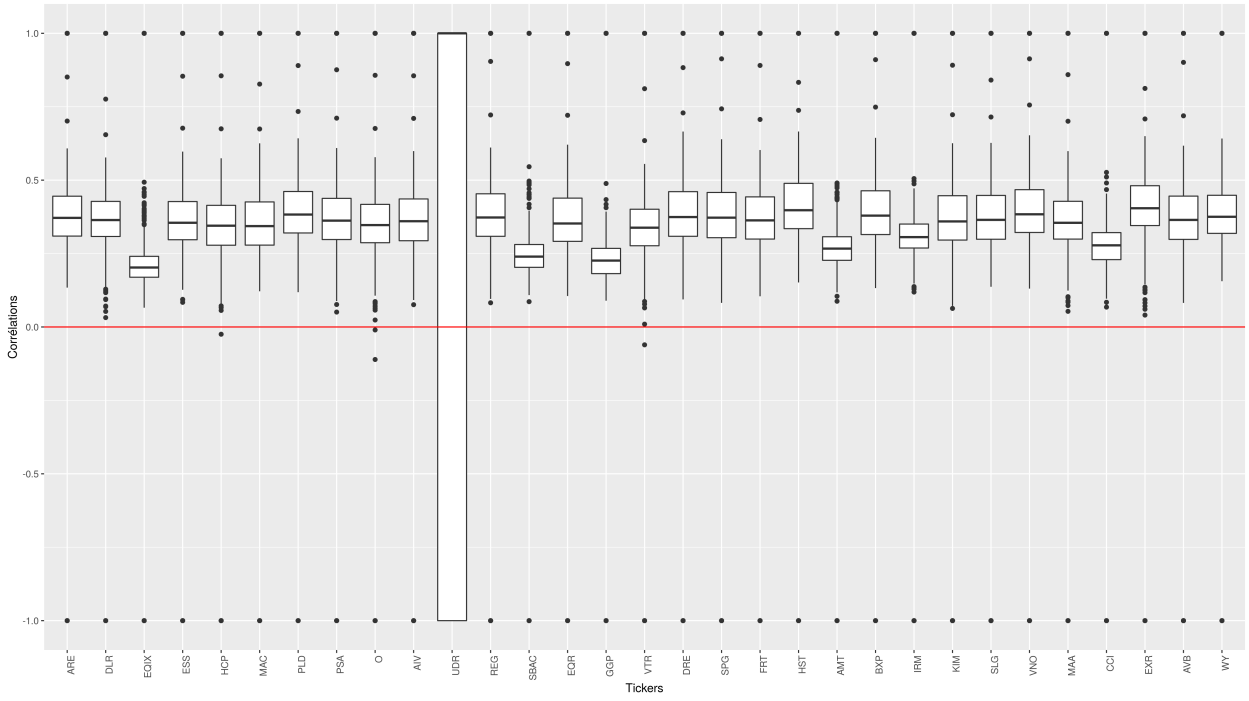



Figure 92: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Real Estate

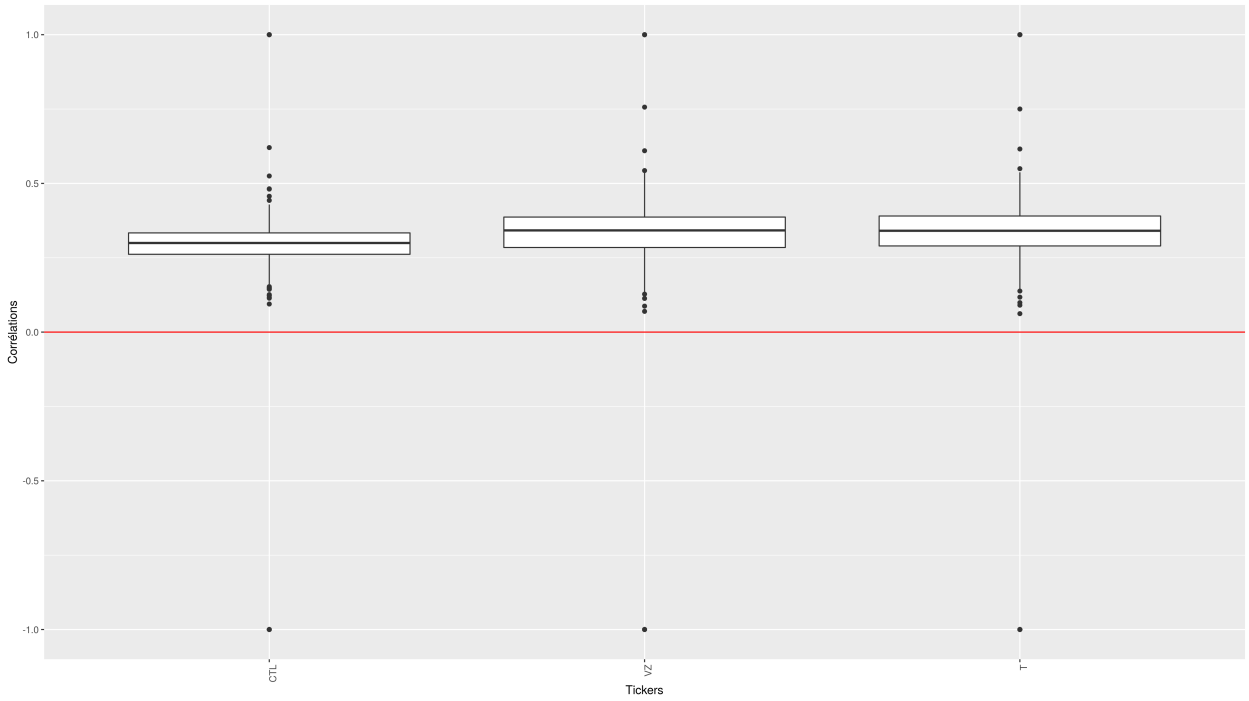



Figure 93: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Telecommunication Services

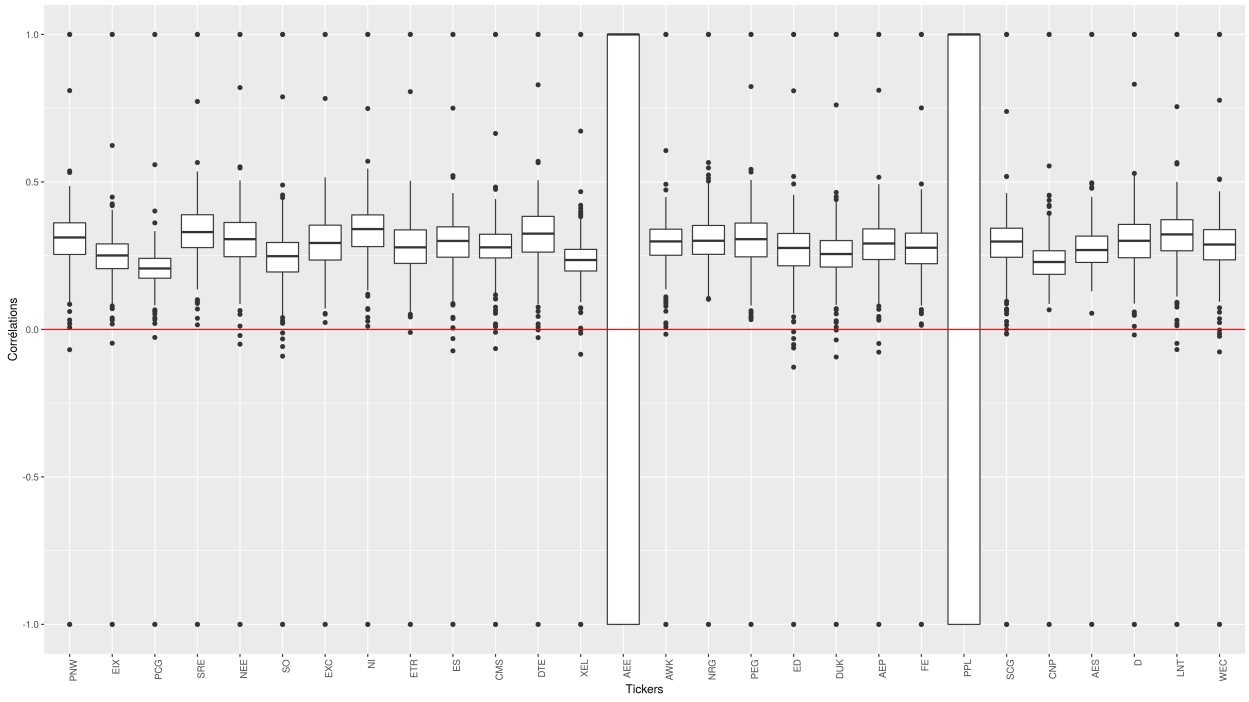



Figure 94: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Utilities

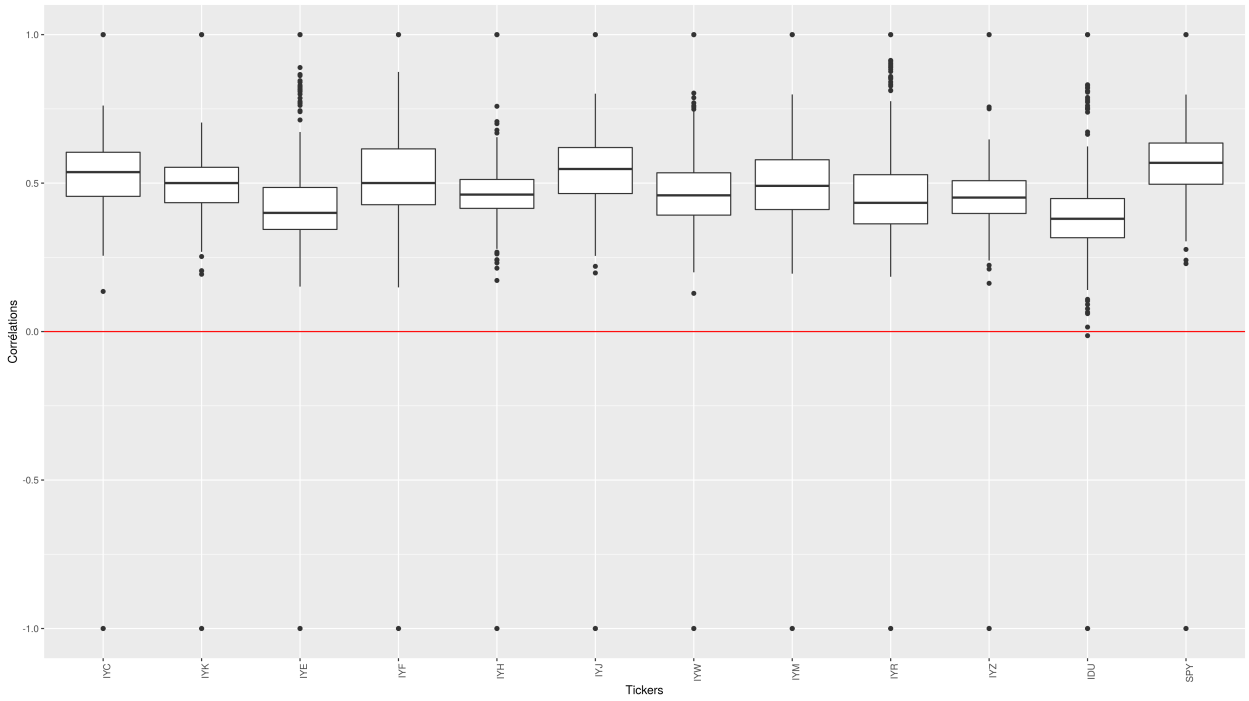



Figure 95: Distribution de corrélations par compagnie, avec les compagnies des autres secteurs - Index

## 8.5 Approche discrète

### 8.5.1 Co-mouvements d'un titre financier et de son index

#### 8.5.1.1 Étude de cas : Distributions conditionnelles de AAPL vs. SPY

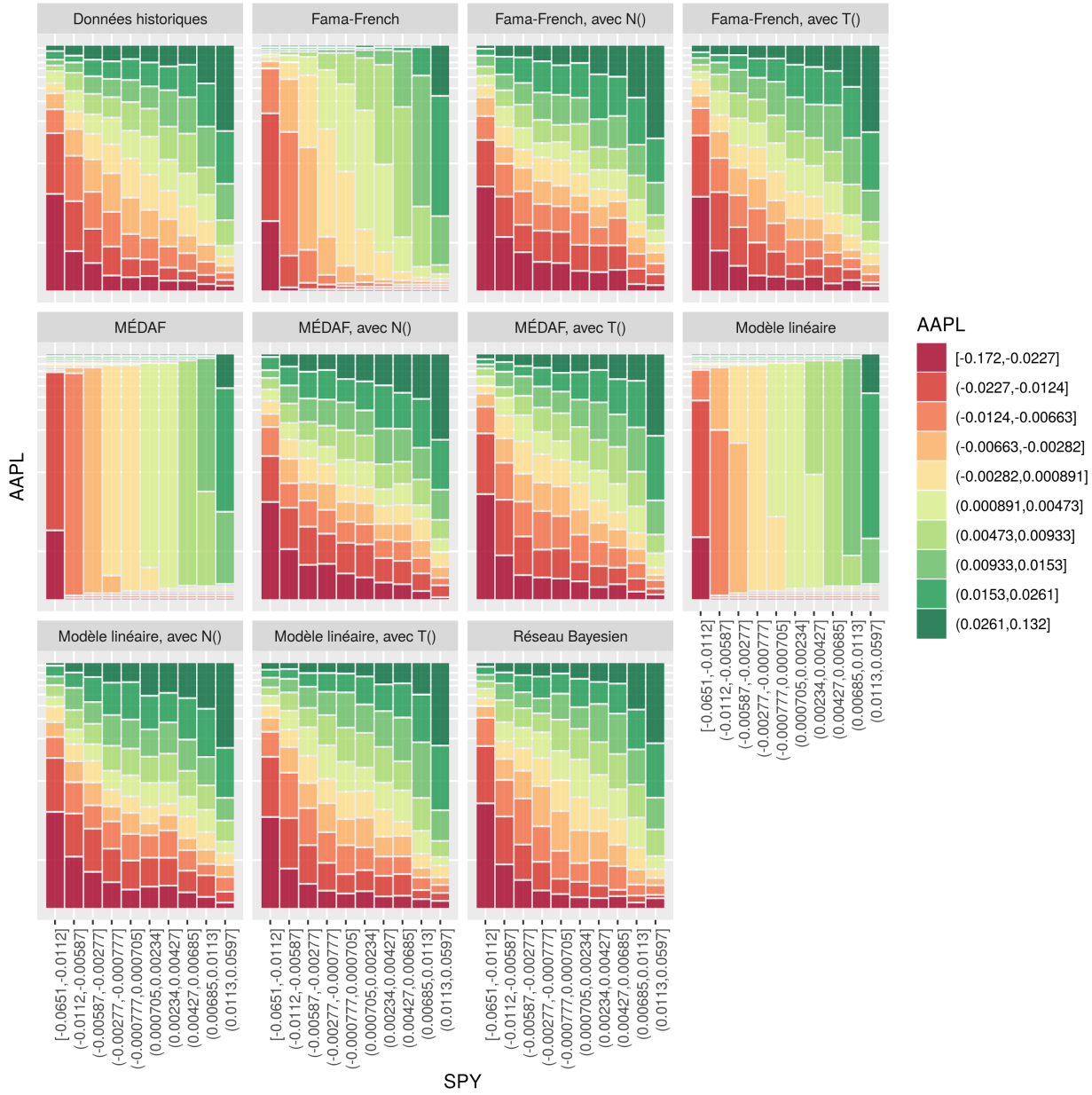



Figure 96: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise

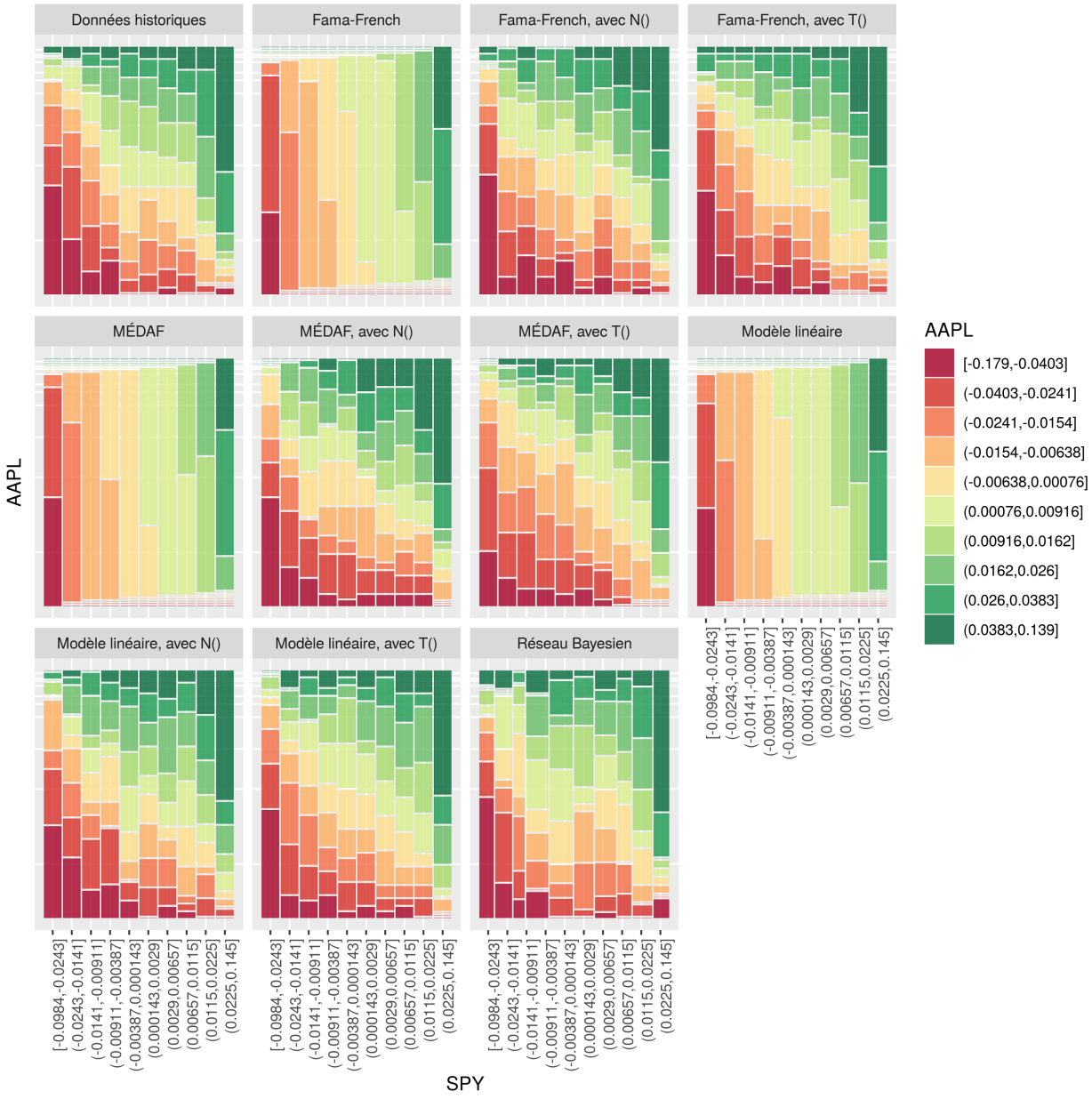



Figure 97: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage pré-calcul, période de crise

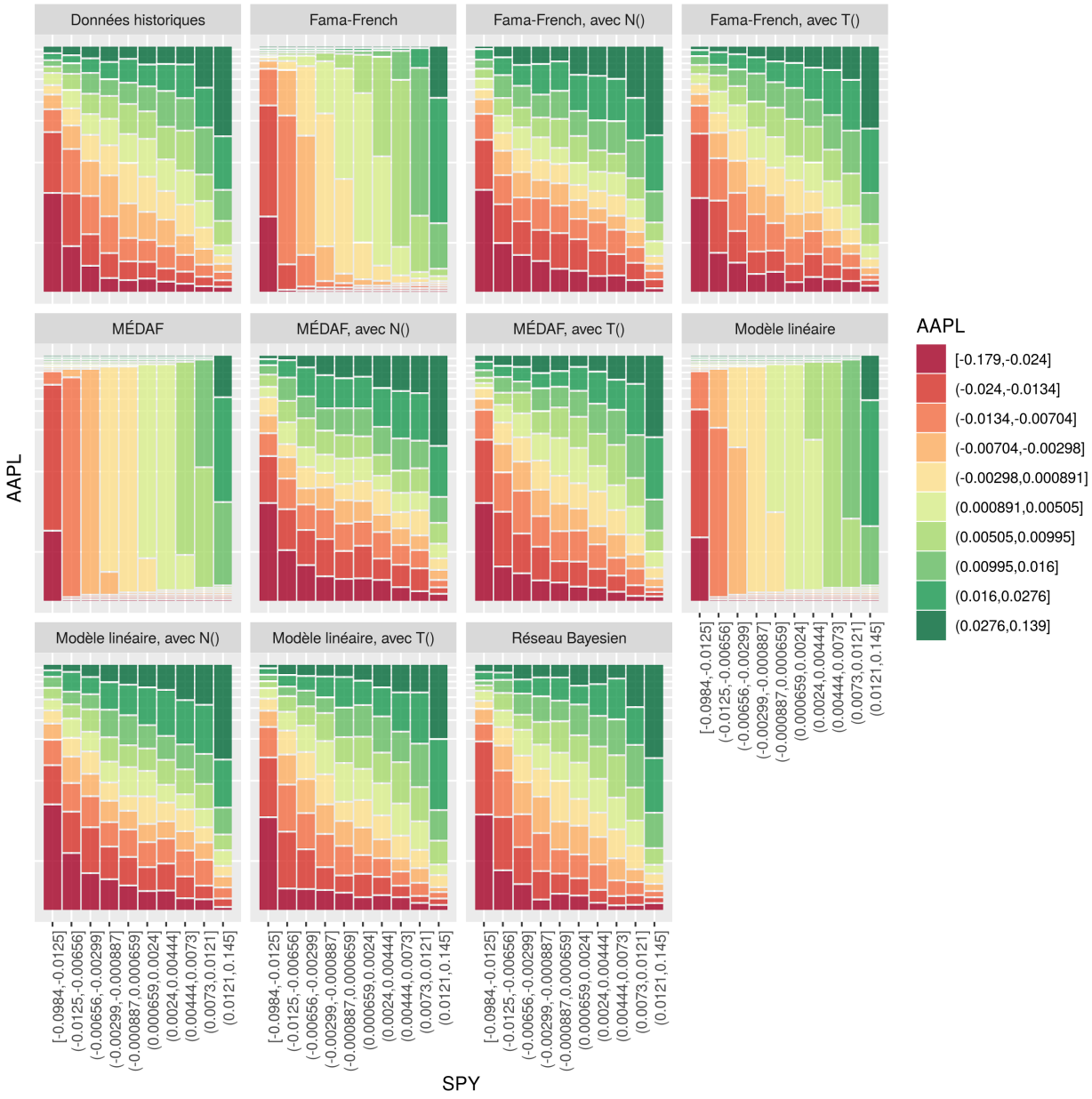



Figure 98: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes

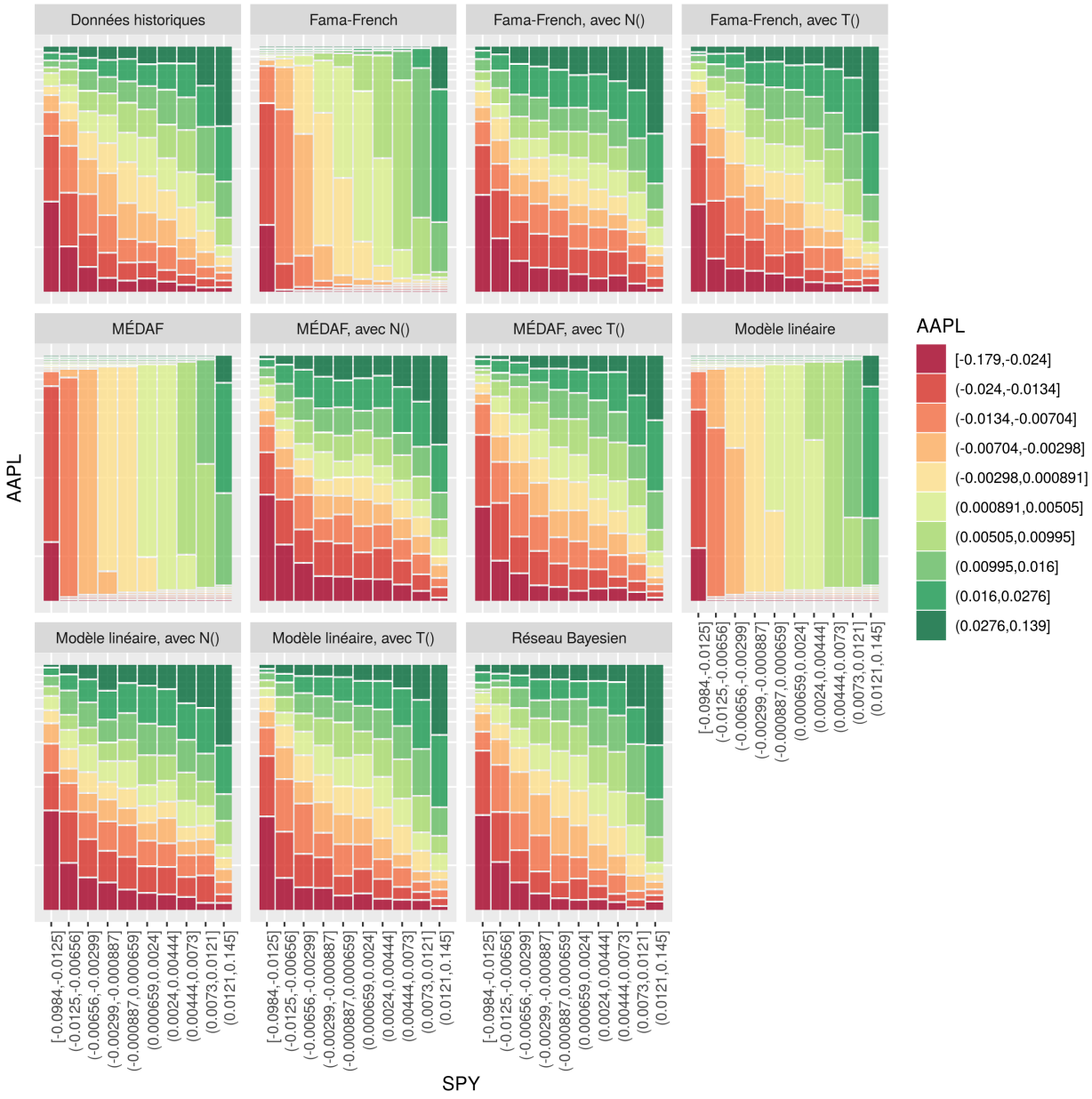



Figure 99: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, sans secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise

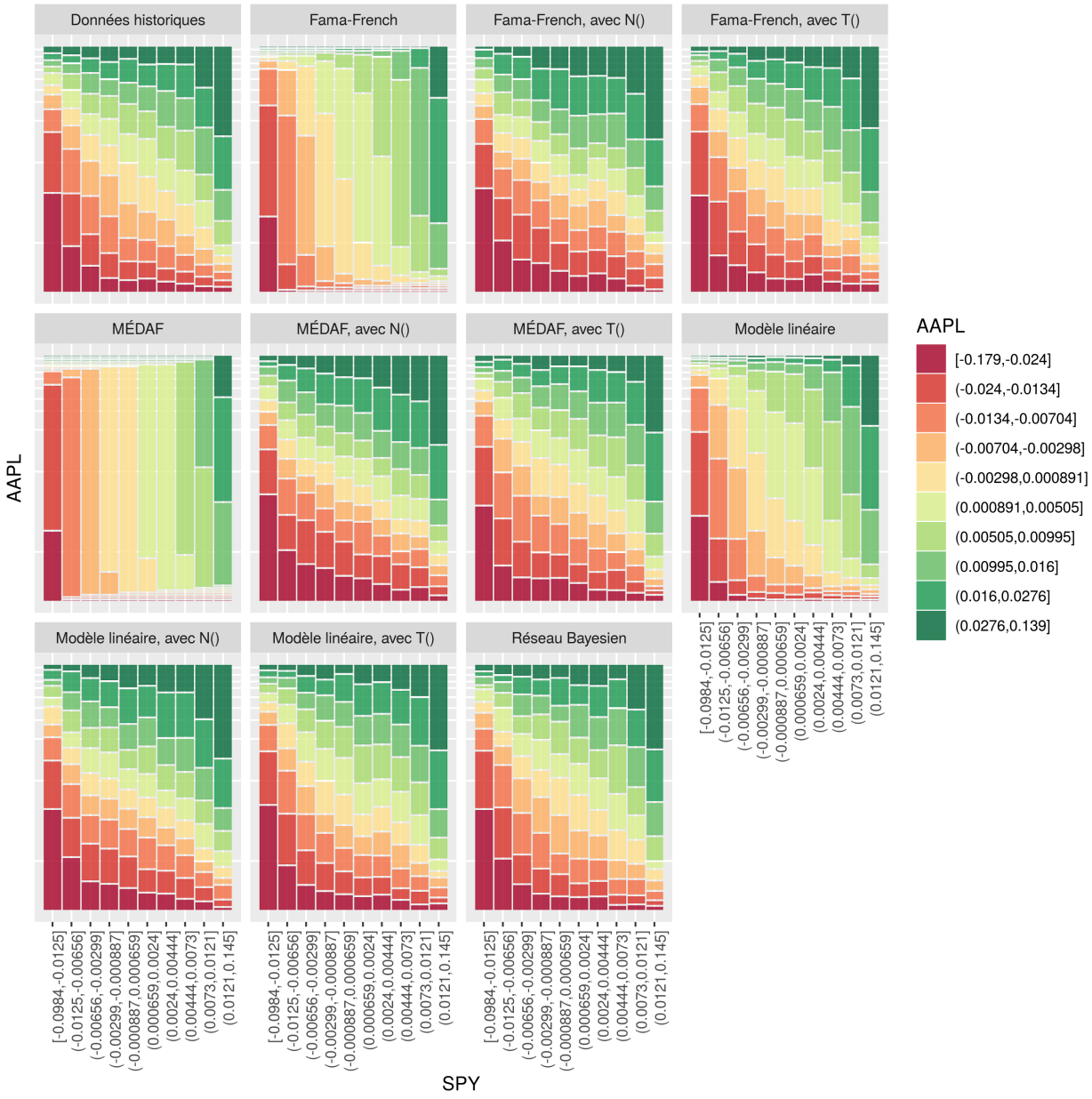



Figure 100: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes

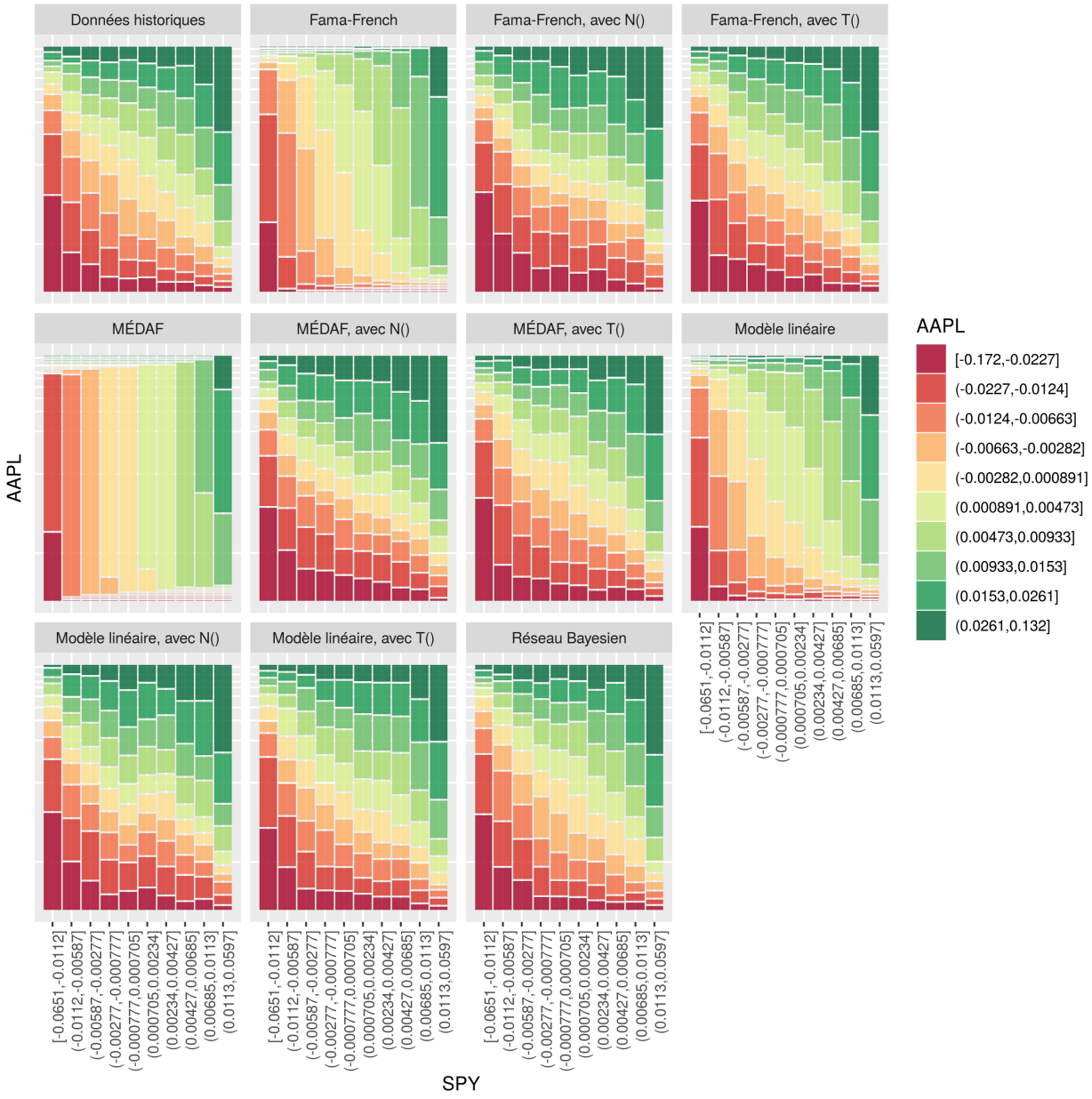



Figure 101: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise

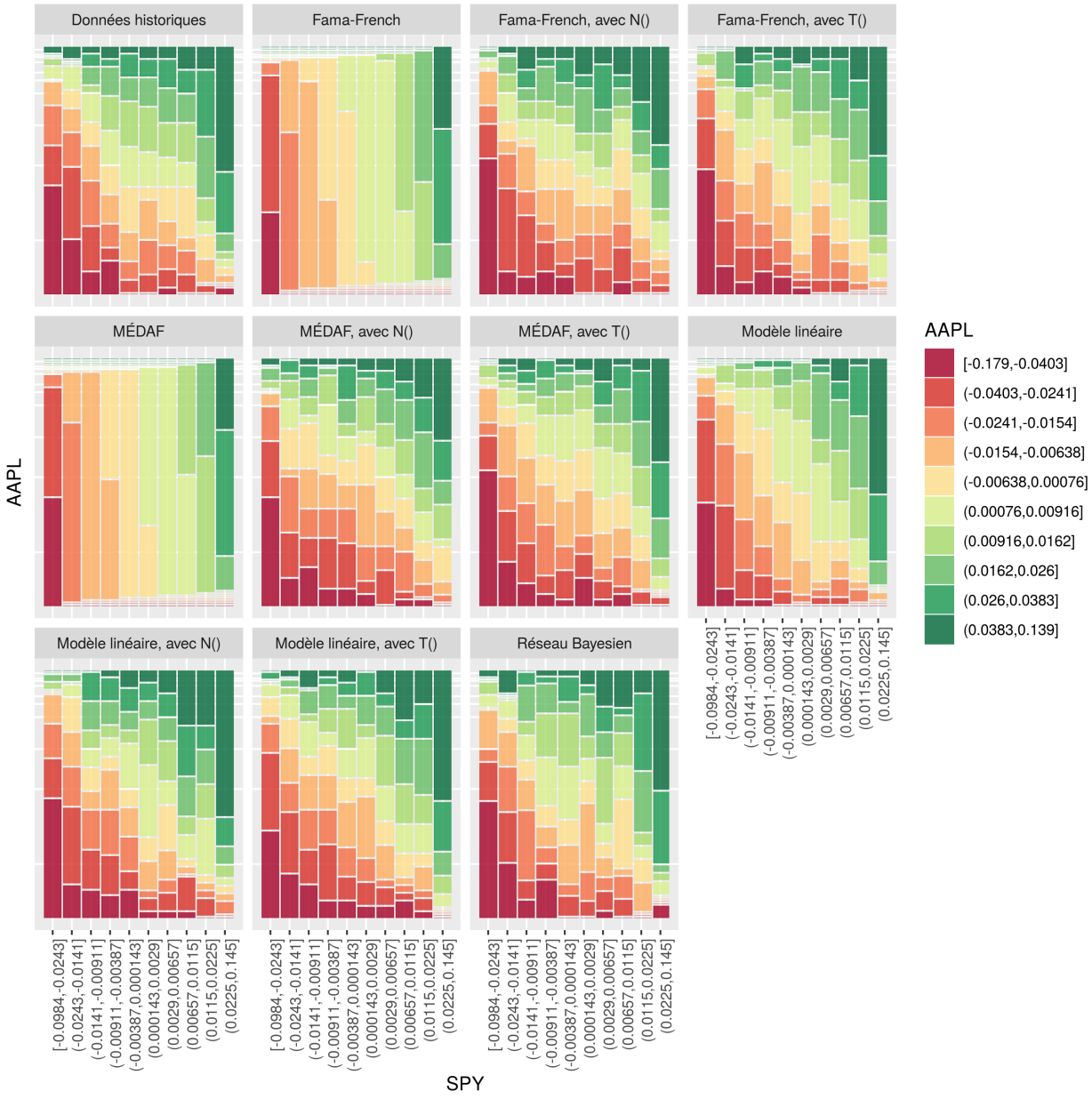



Figure 102: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage pré-calcul, période de crise

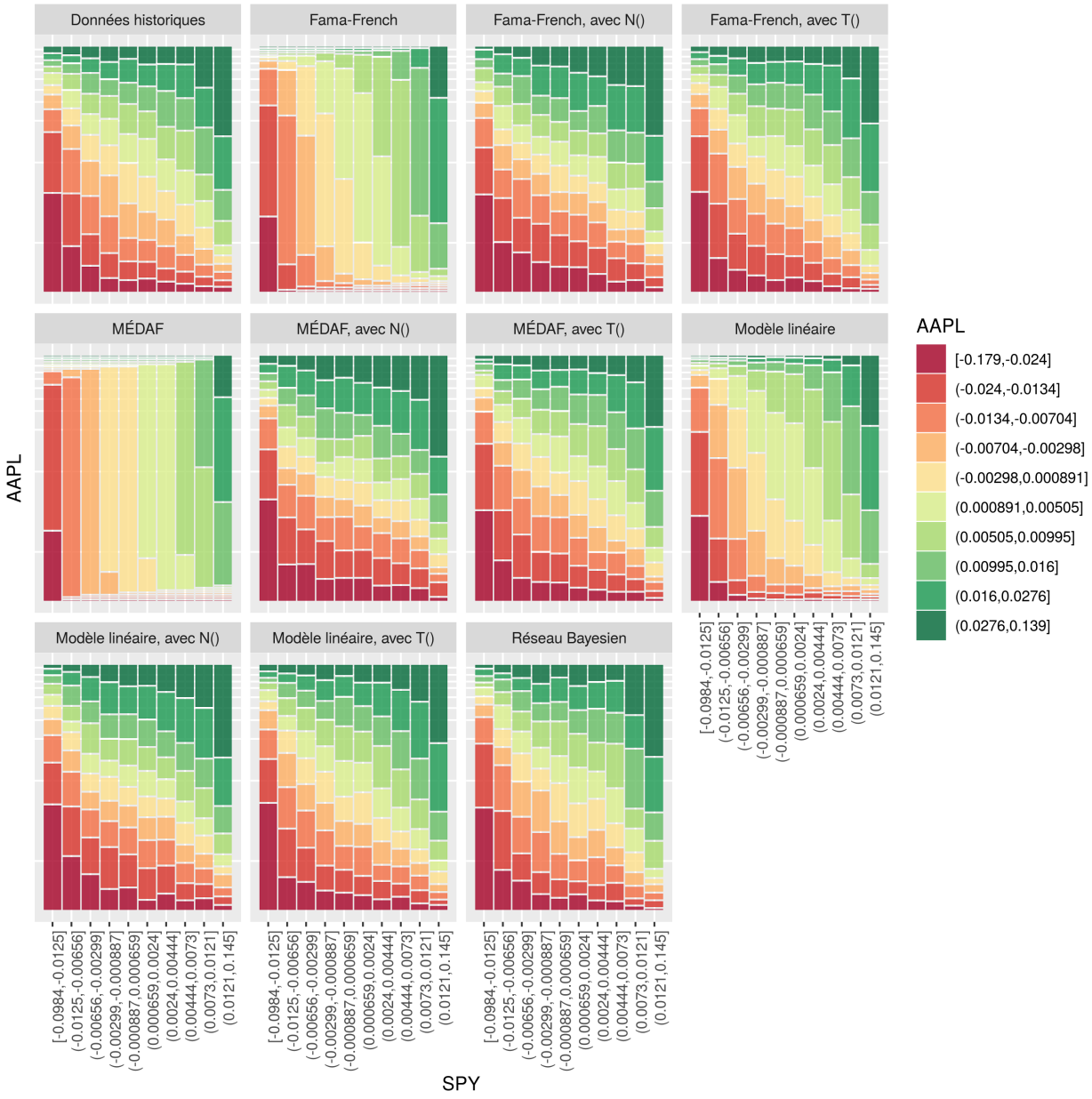



Figure 103: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes

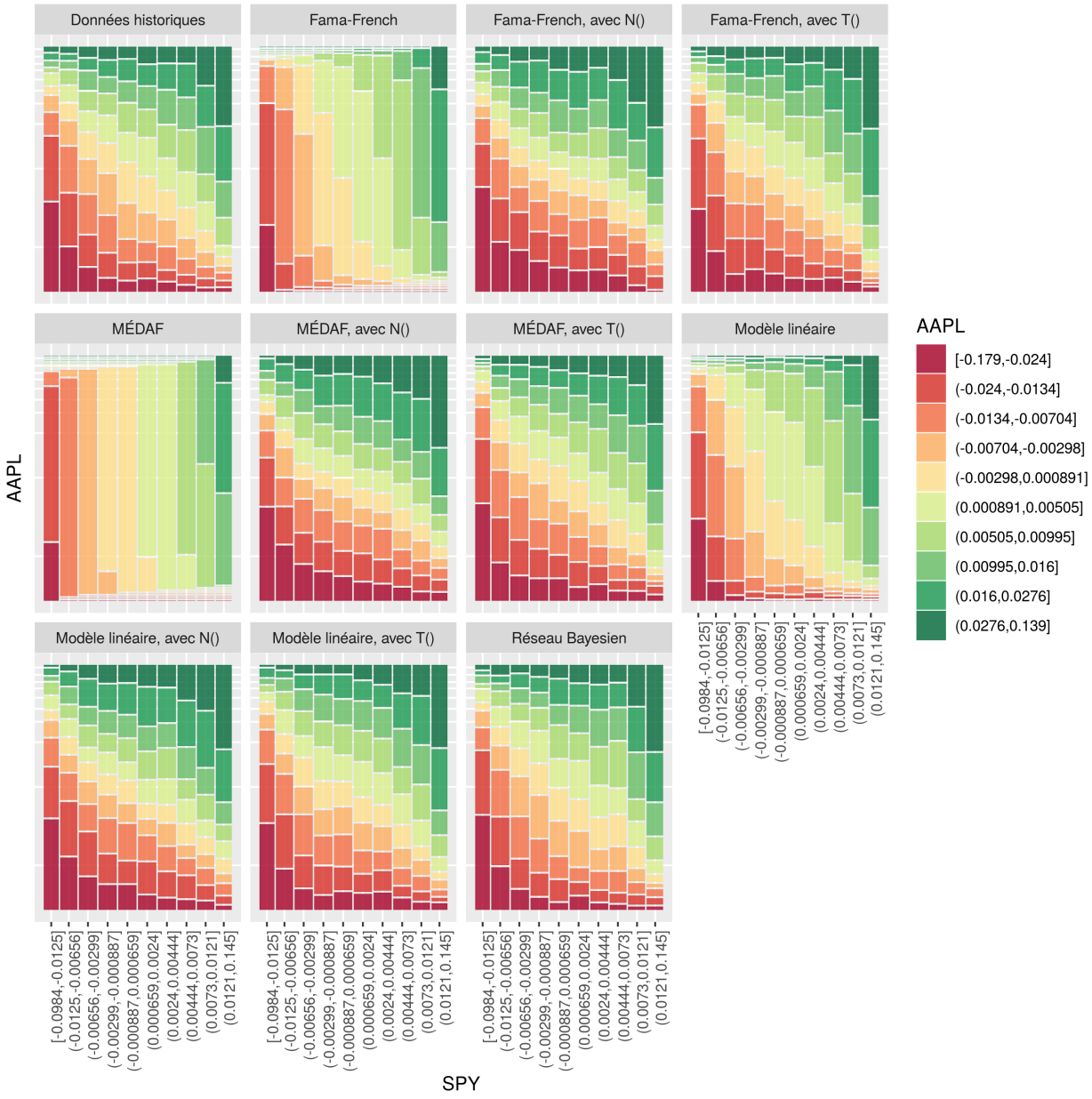



Figure 104: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise

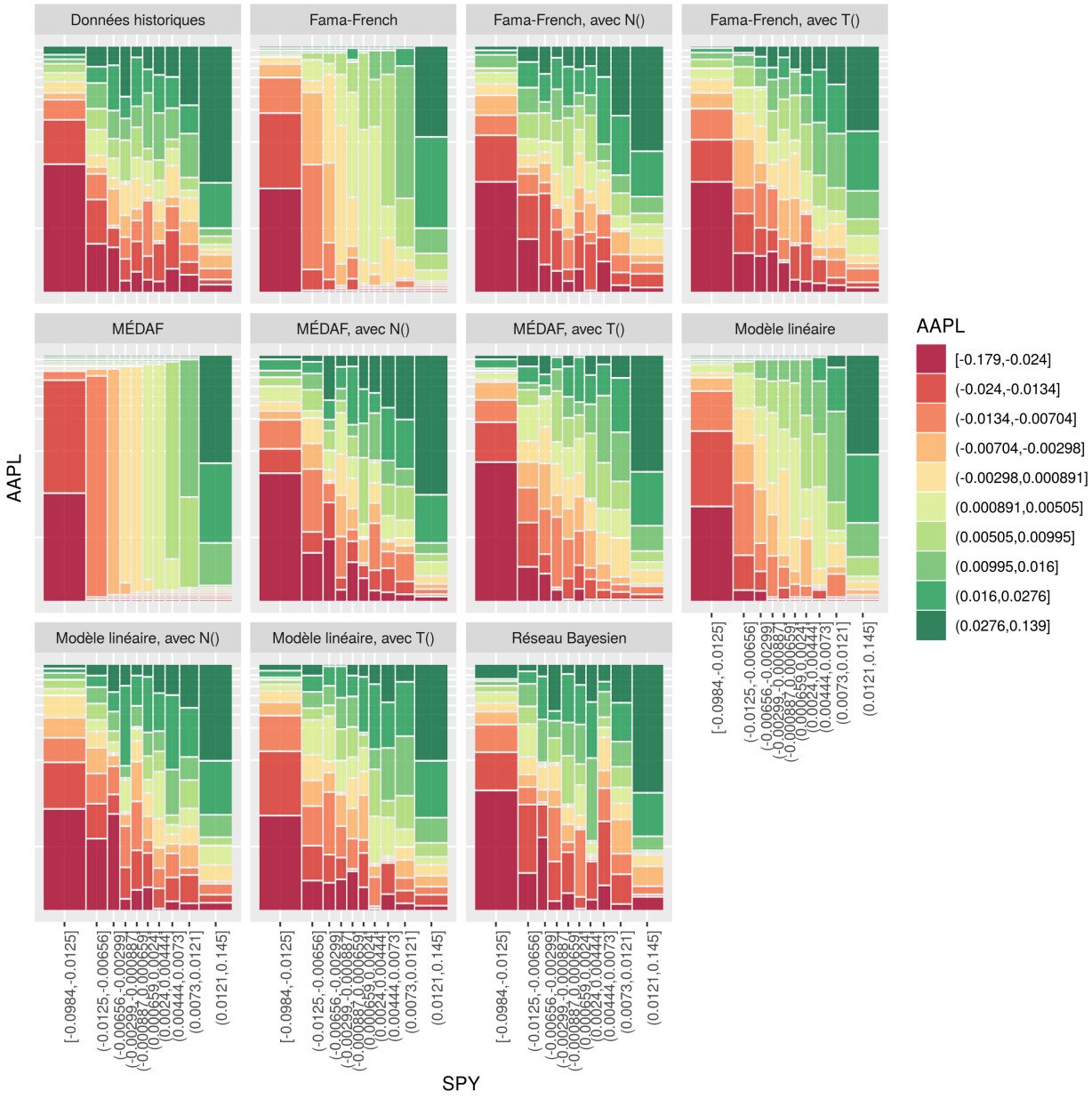



Figure 105: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. SPY, avec secteur, filtrage dans le modèle, période de crise

#### 8.5.1.2 Étude de cas : Distributions conditionnelles de AAPL vs. C

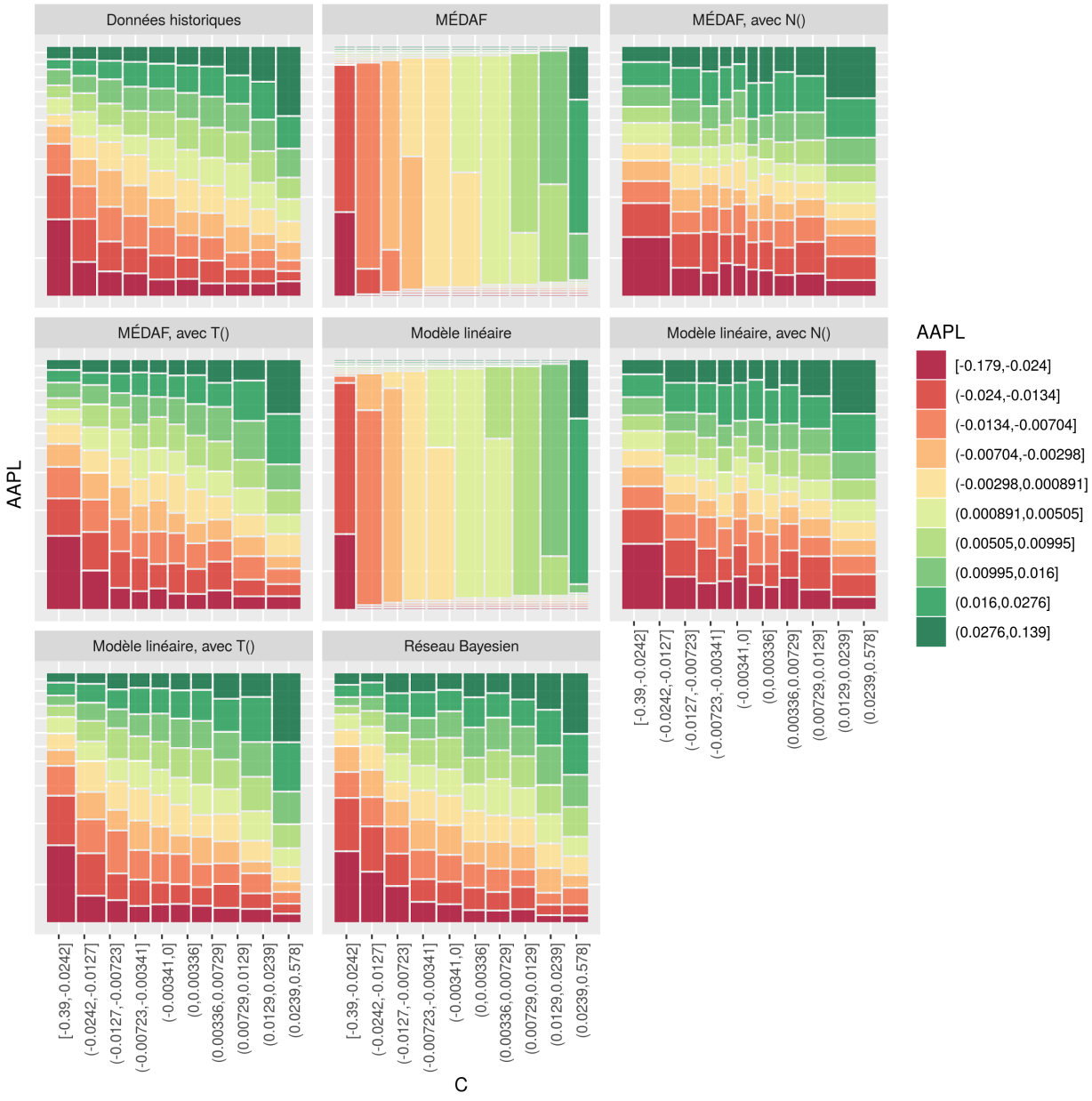



Figure 106: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, toutes périodes

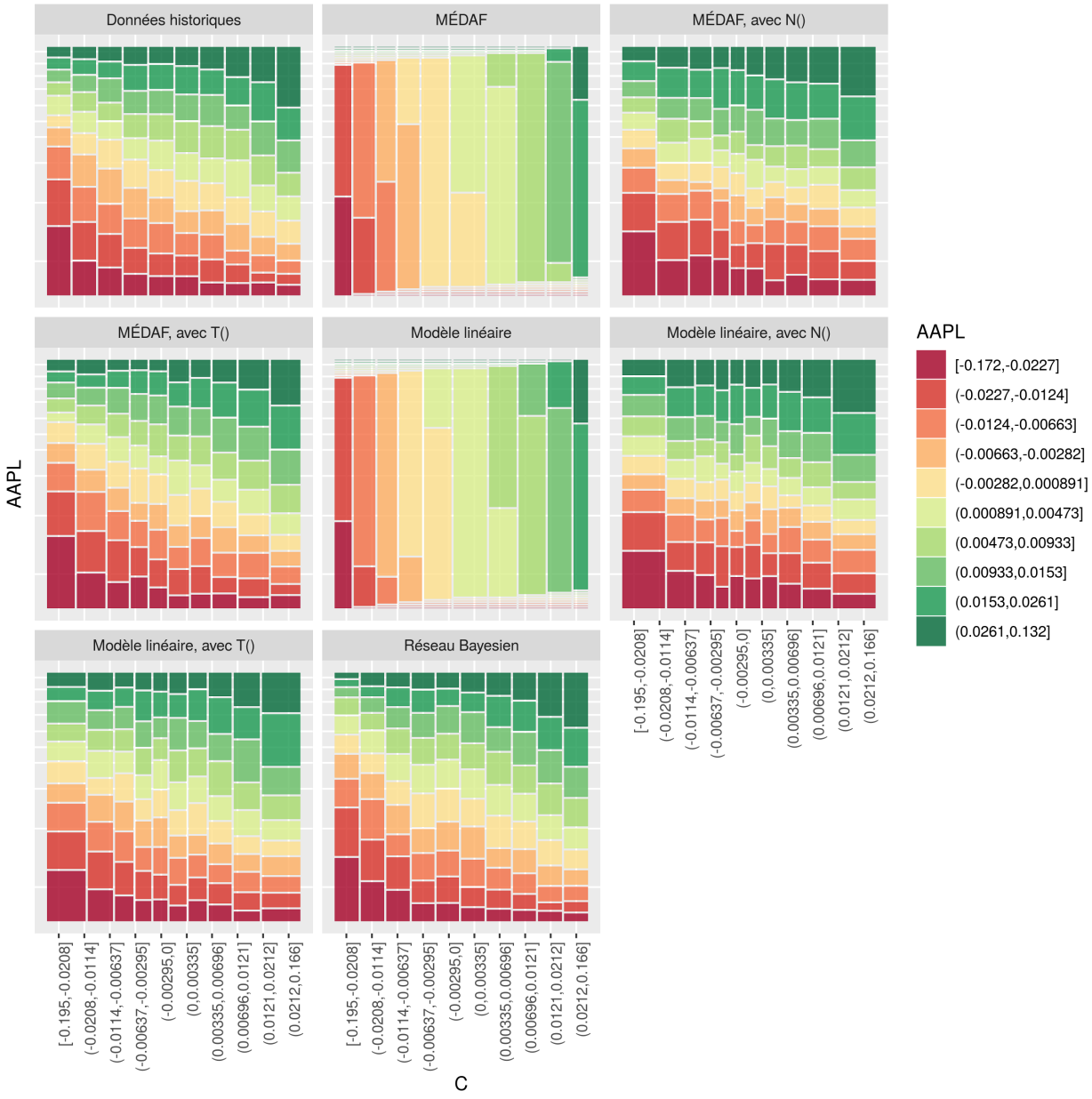



Figure 107: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, période hors-crise

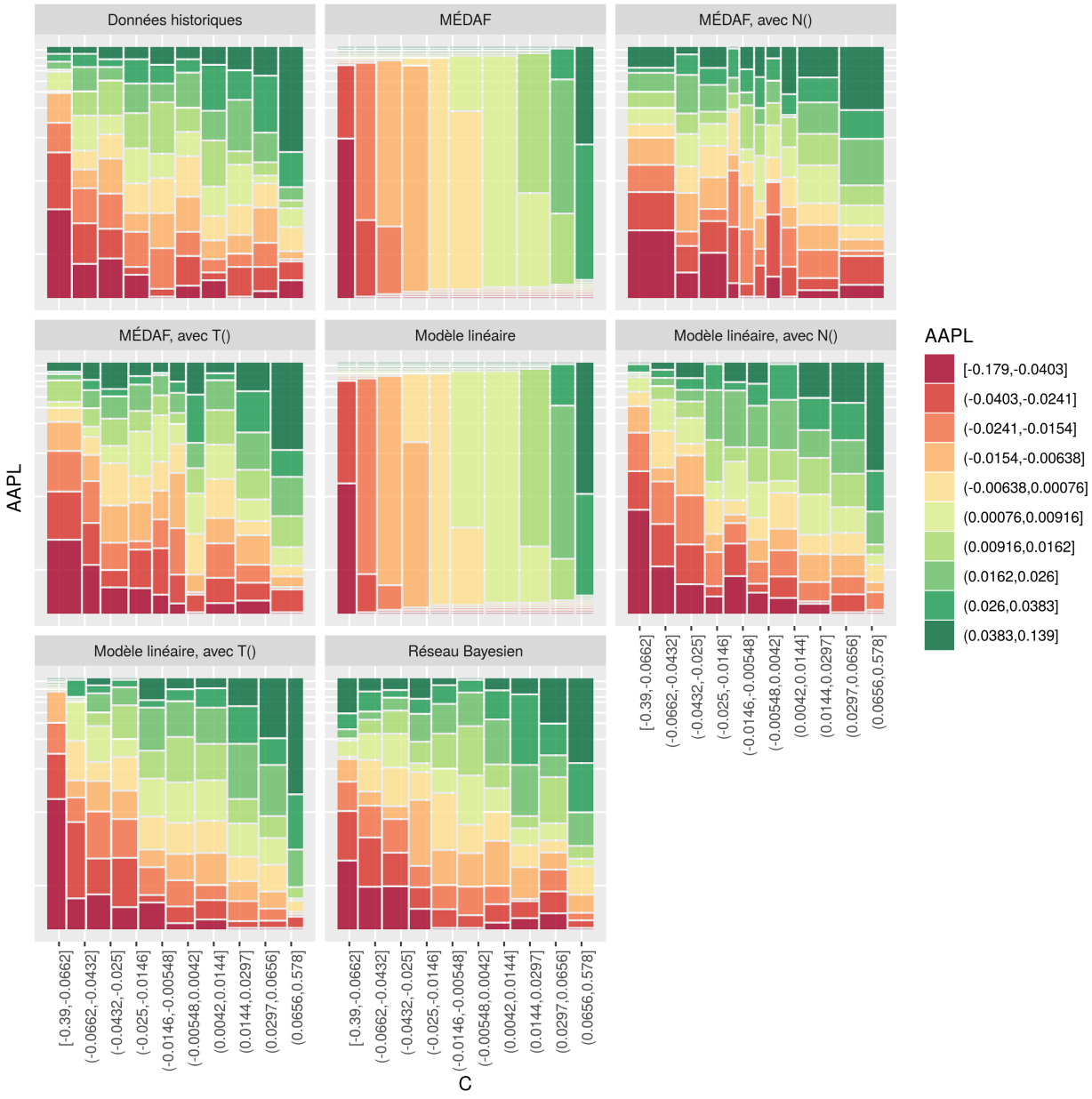



Figure 108: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage pré-calcul, période de crise

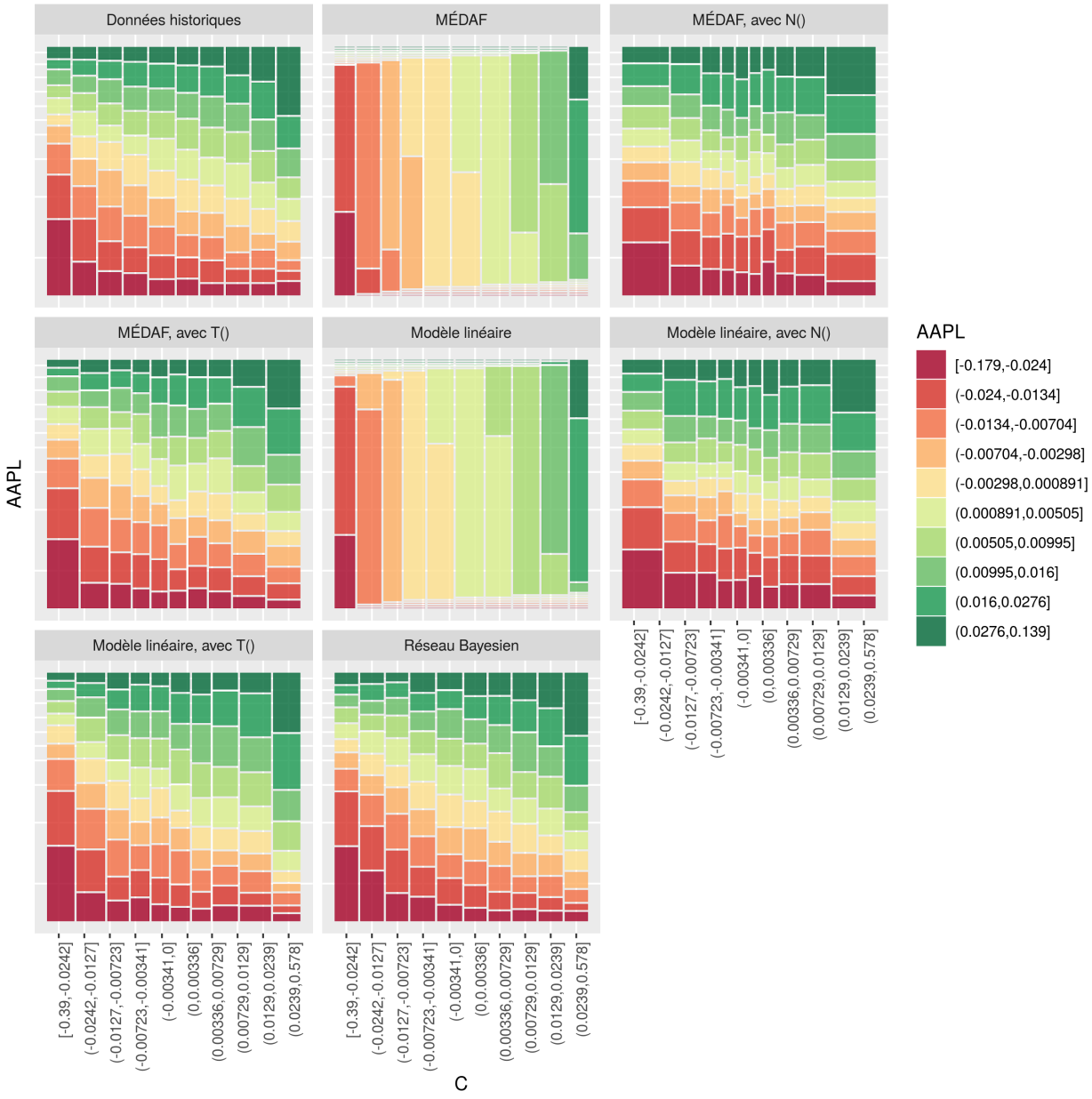



Figure 109: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, toutes périodes

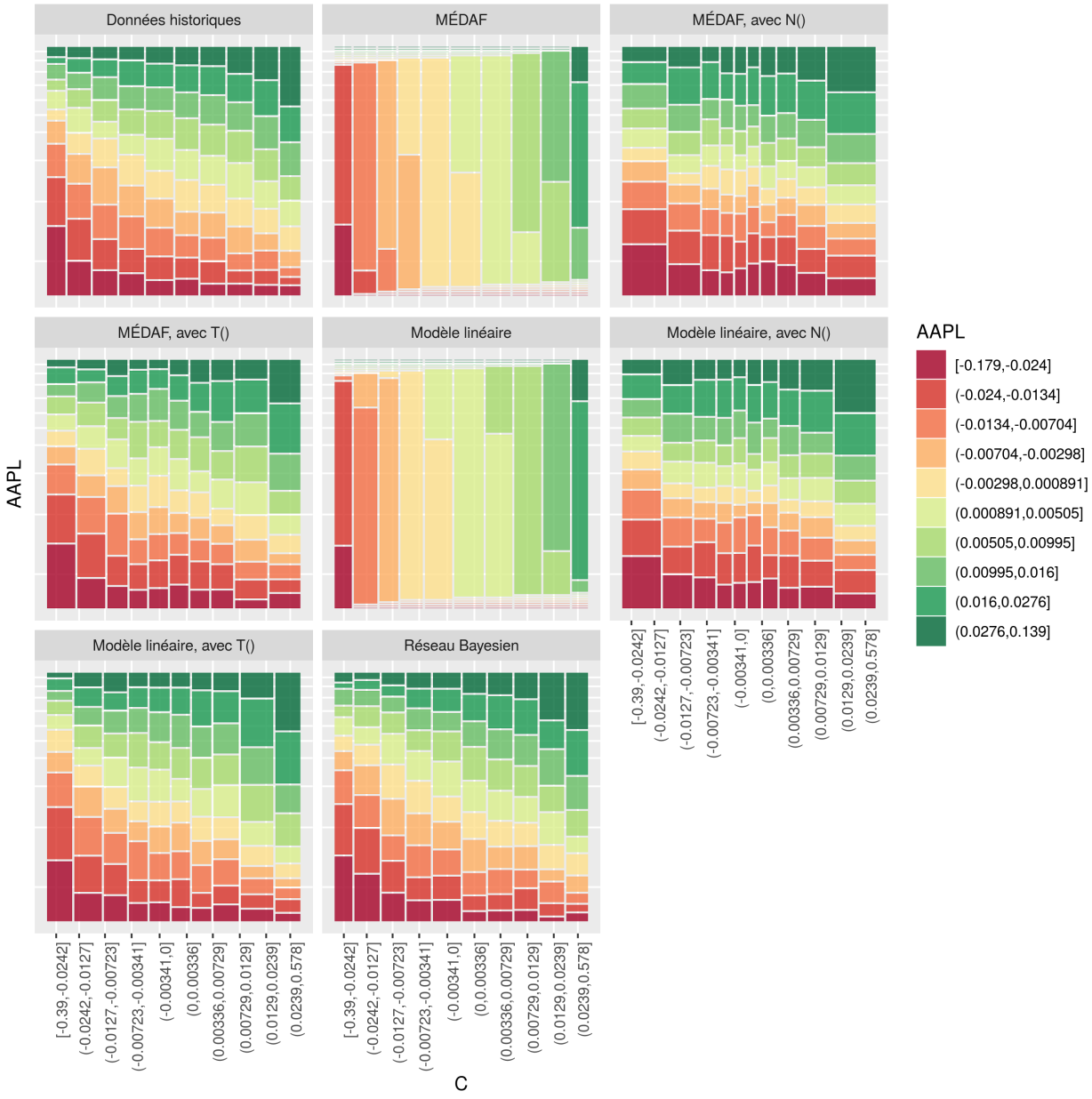



Figure 110: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, période hors-crise

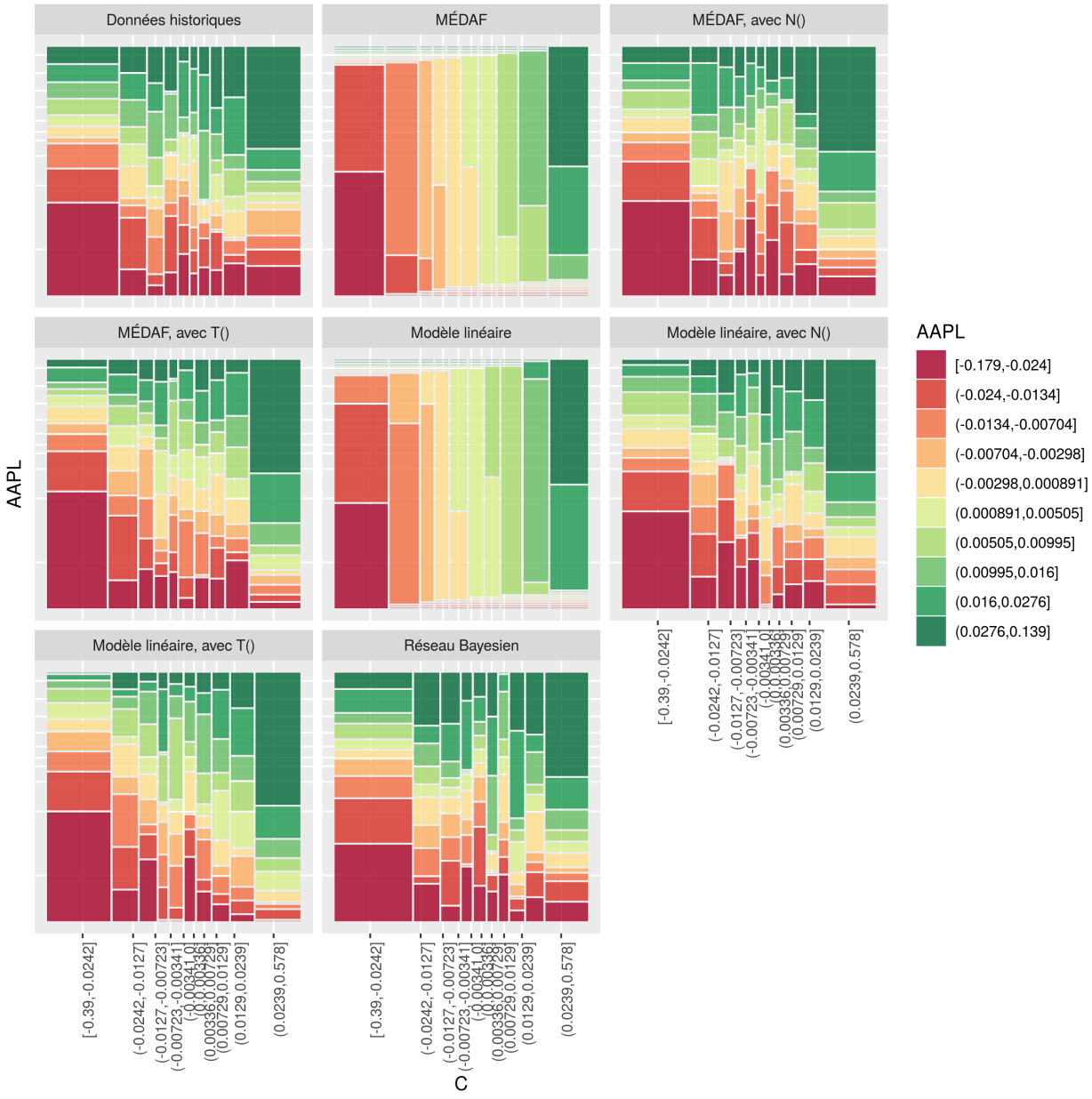



Figure 111: Diagramme de Marimekko, AAPL vs. C, sans secteur, filtrage dans le modèle, période de crise

## 8.6 Approche continue

### 8.6.1 Distributions de vraisemblance

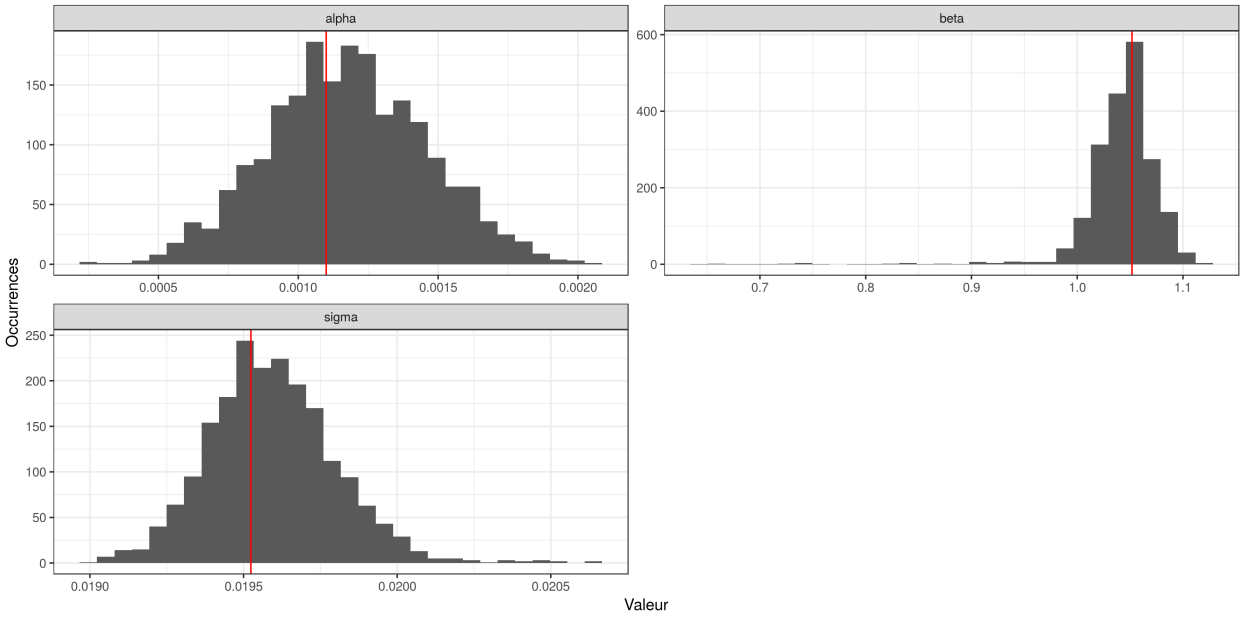



Figure 112: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 2000 simulations

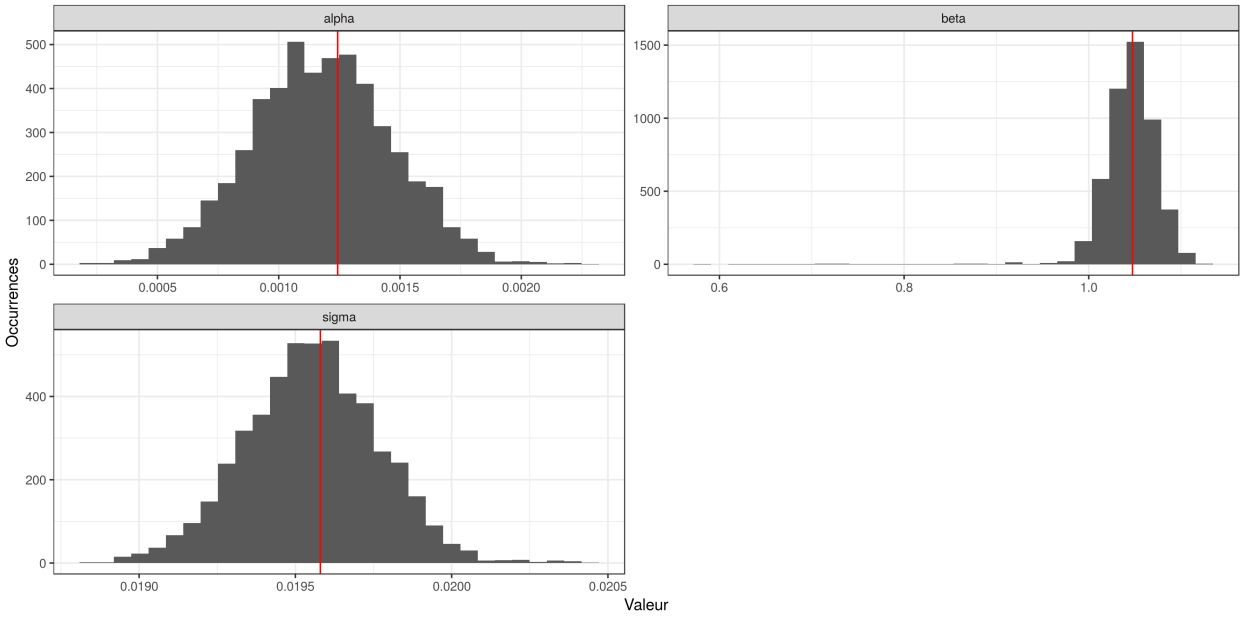



Figure 113: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 2, pour 5000 simulations

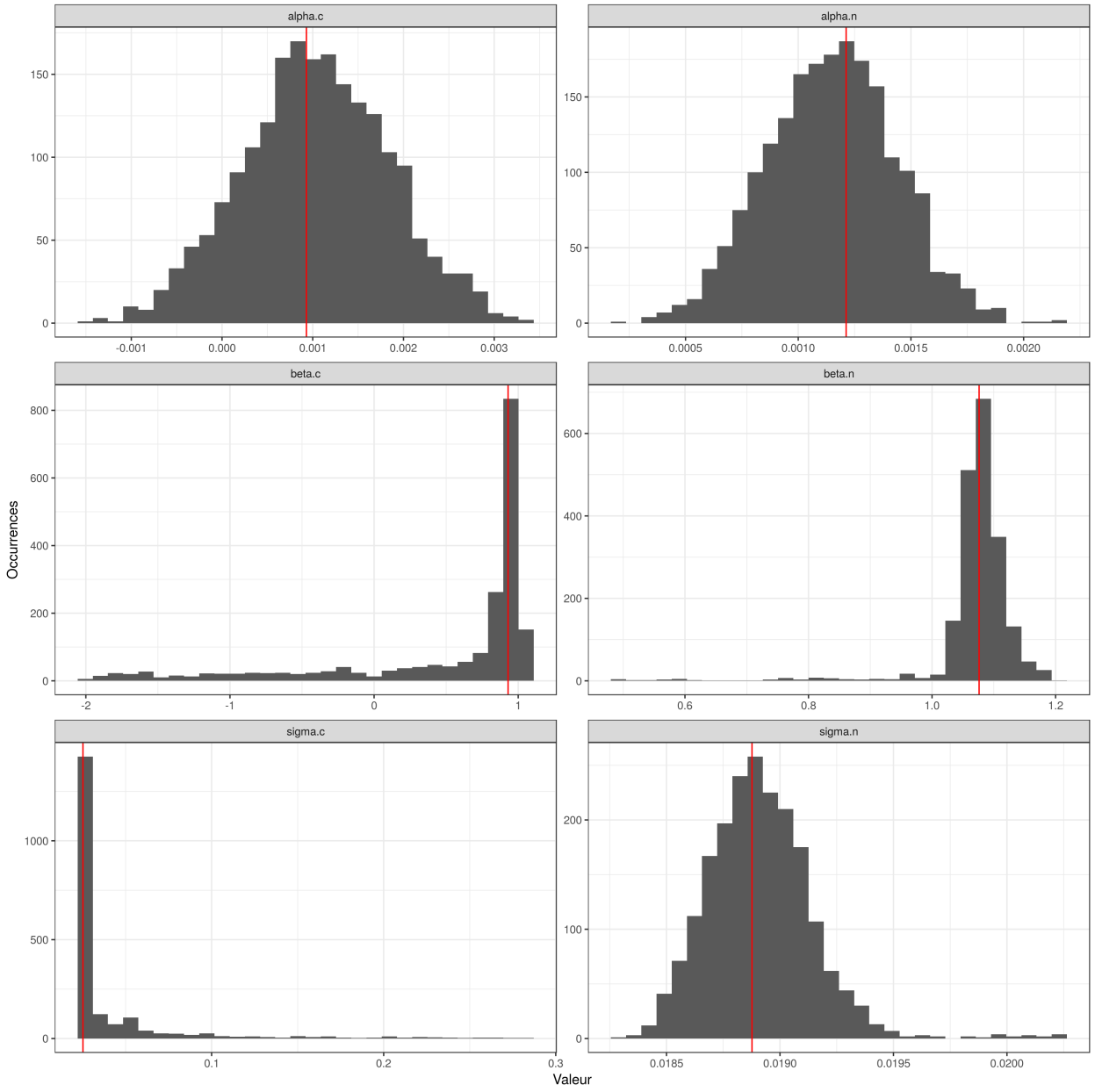



Figure 114: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 2000 simulations

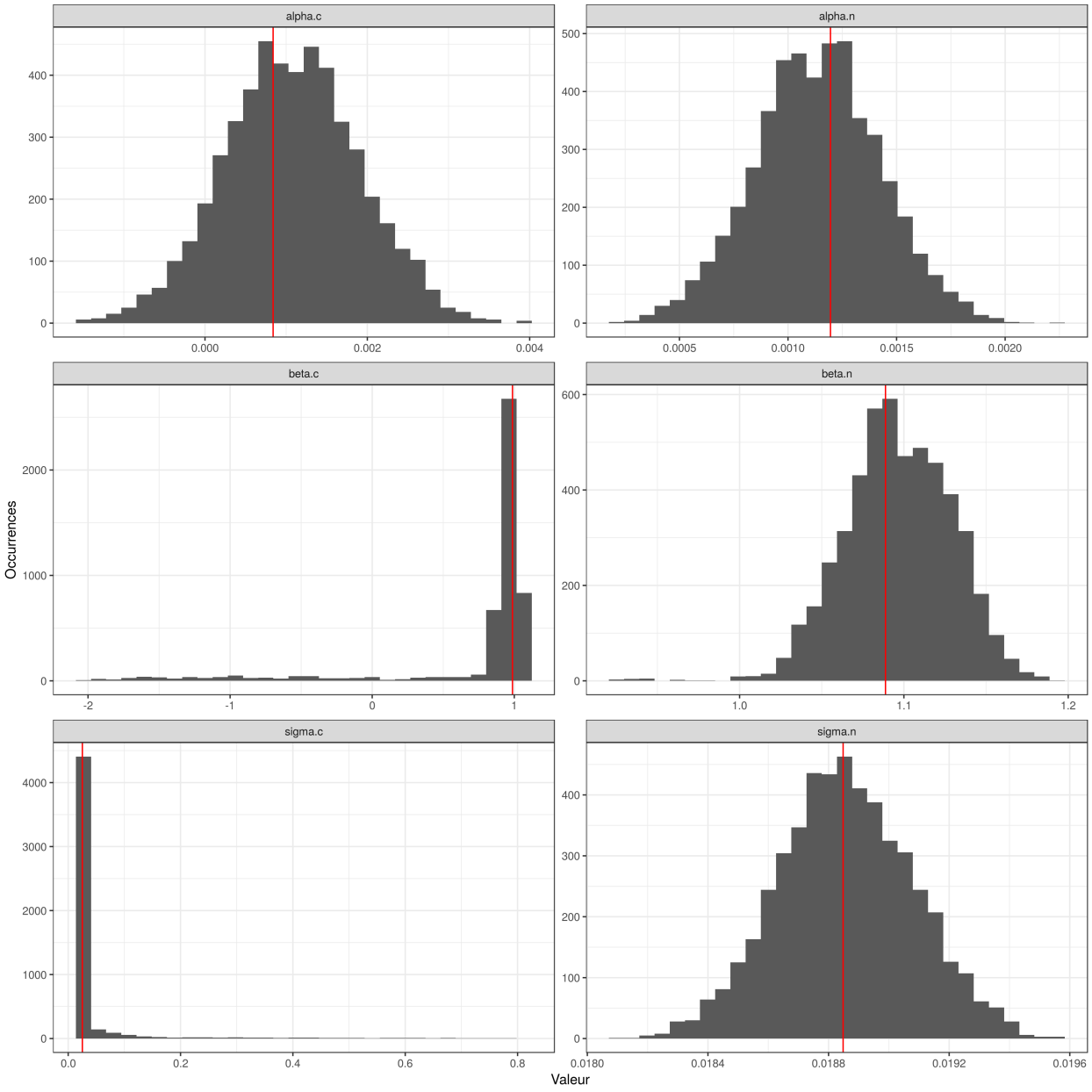



Figure 115: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 4, pour 5000 simulations

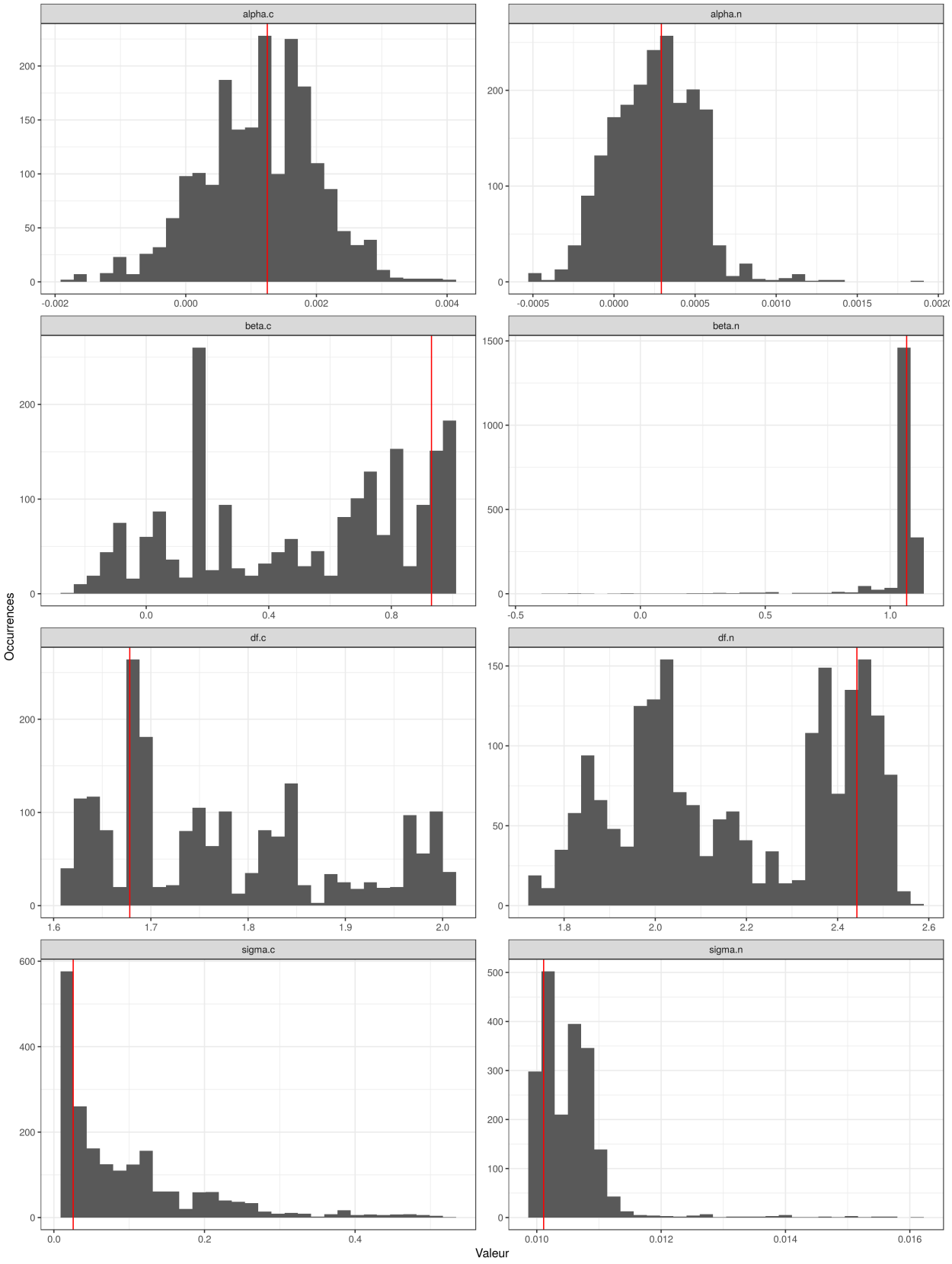



Figure 116: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 2000 simulations

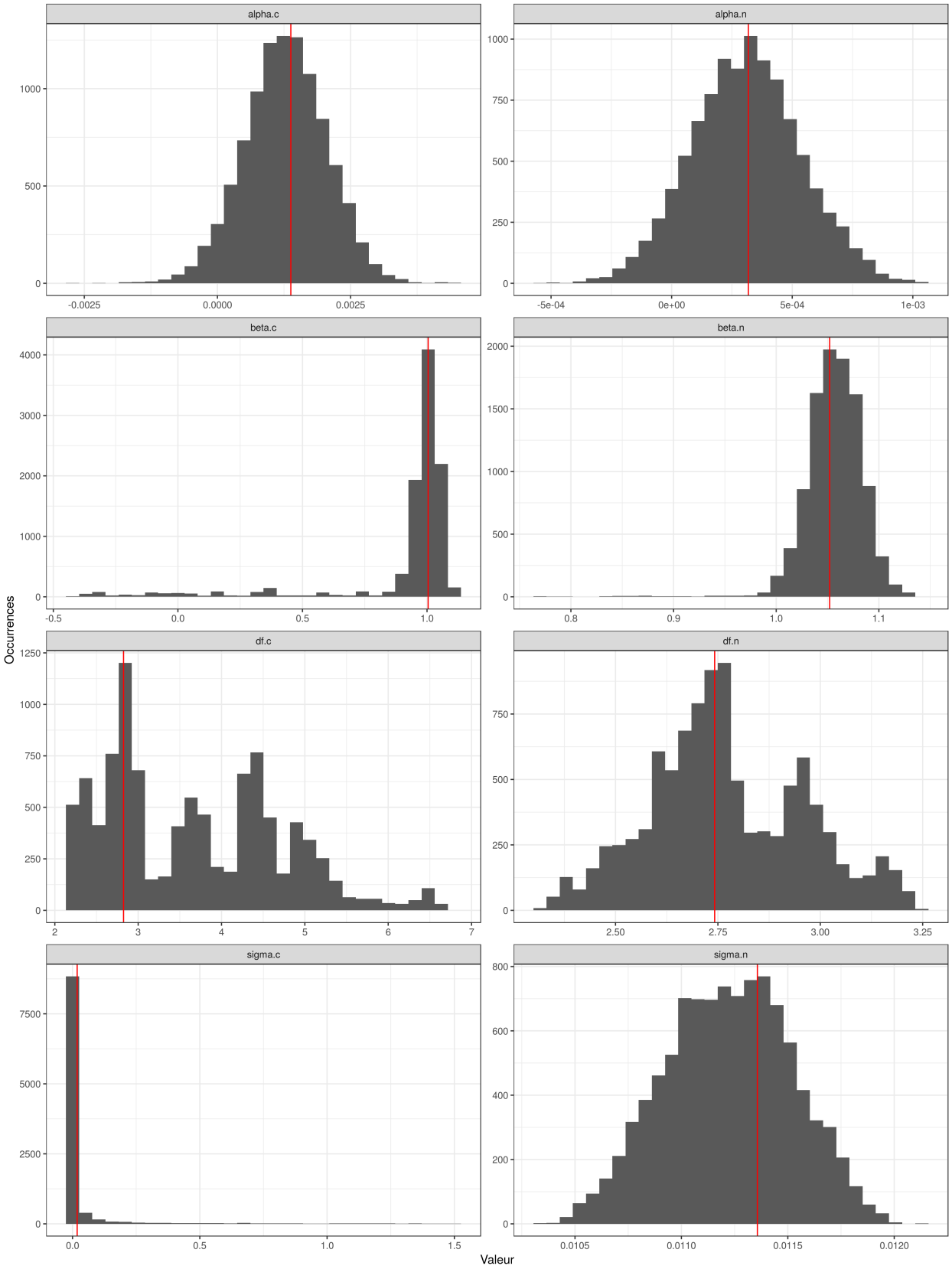



Figure 117: Distribution de vraisemblance des paramètres du modèle 5, pour 10000 simulations

### 8.6.2 Traces

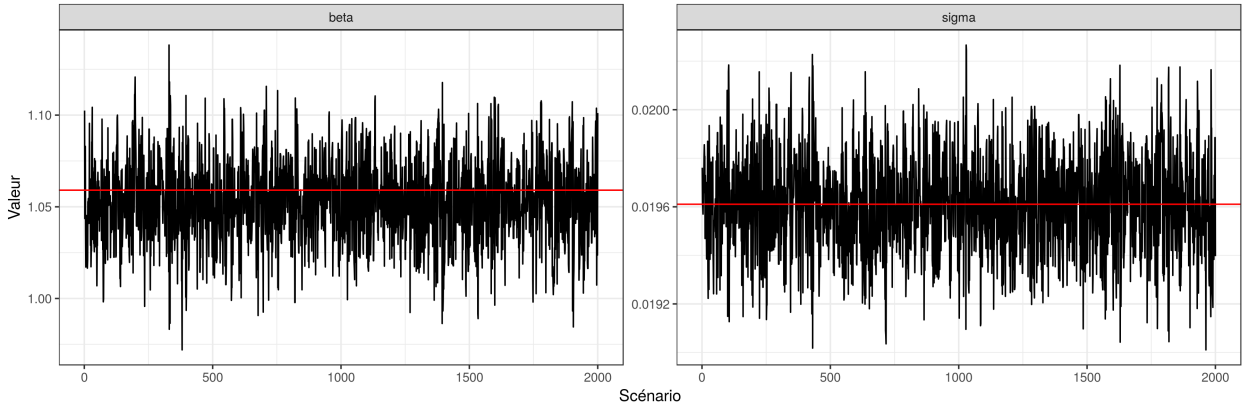



Figure 118: Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 2000 simulations

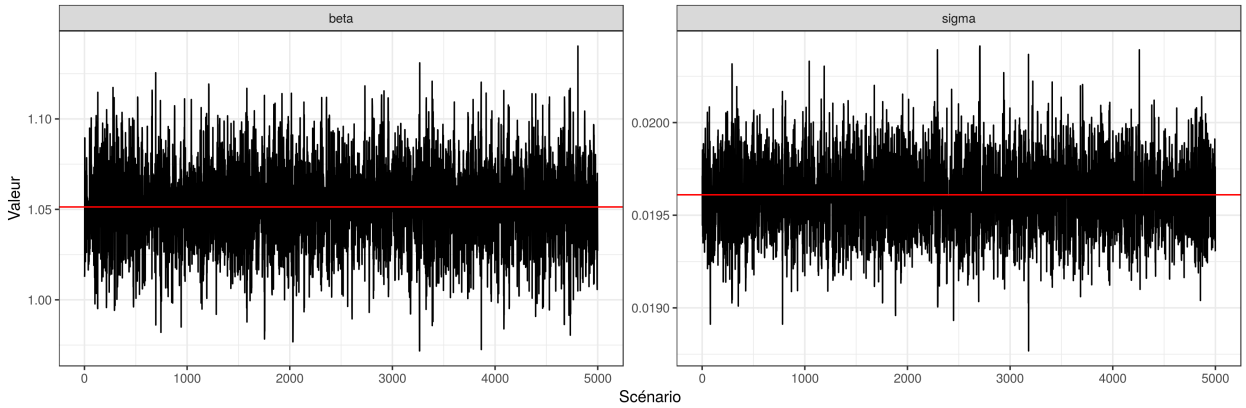



Figure 119: Traces des paramètres simulés du modèle 1, pour 5000 simulations

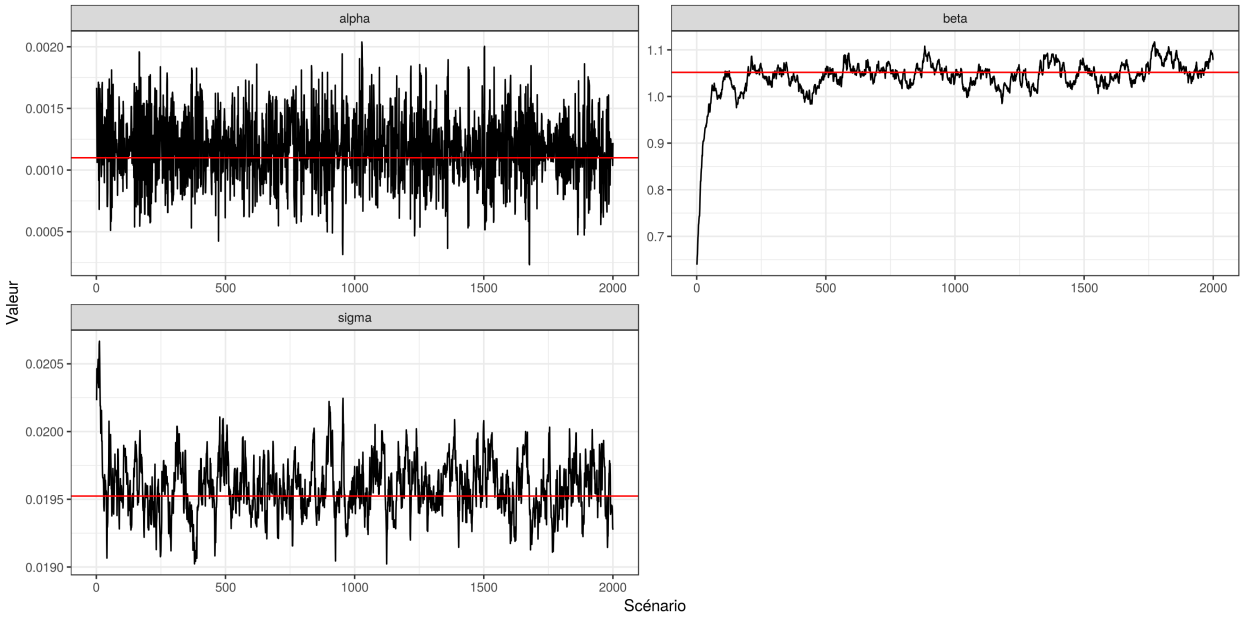



Figure 120: Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 2000 simulations

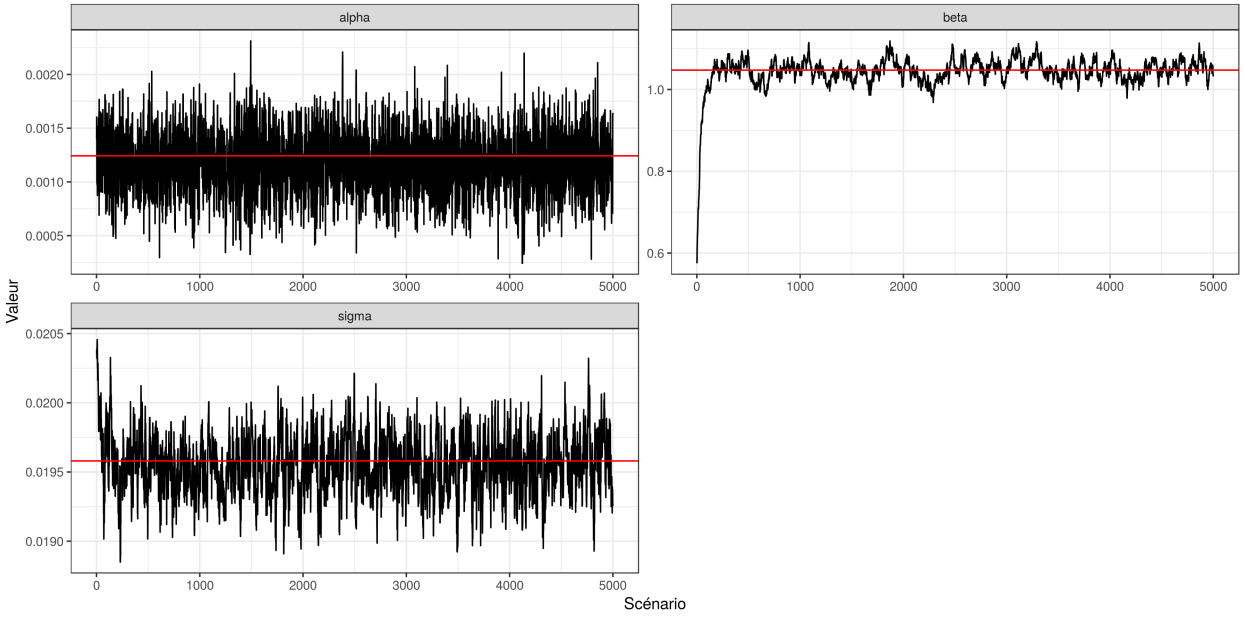



Figure 121: Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 5000 simulations

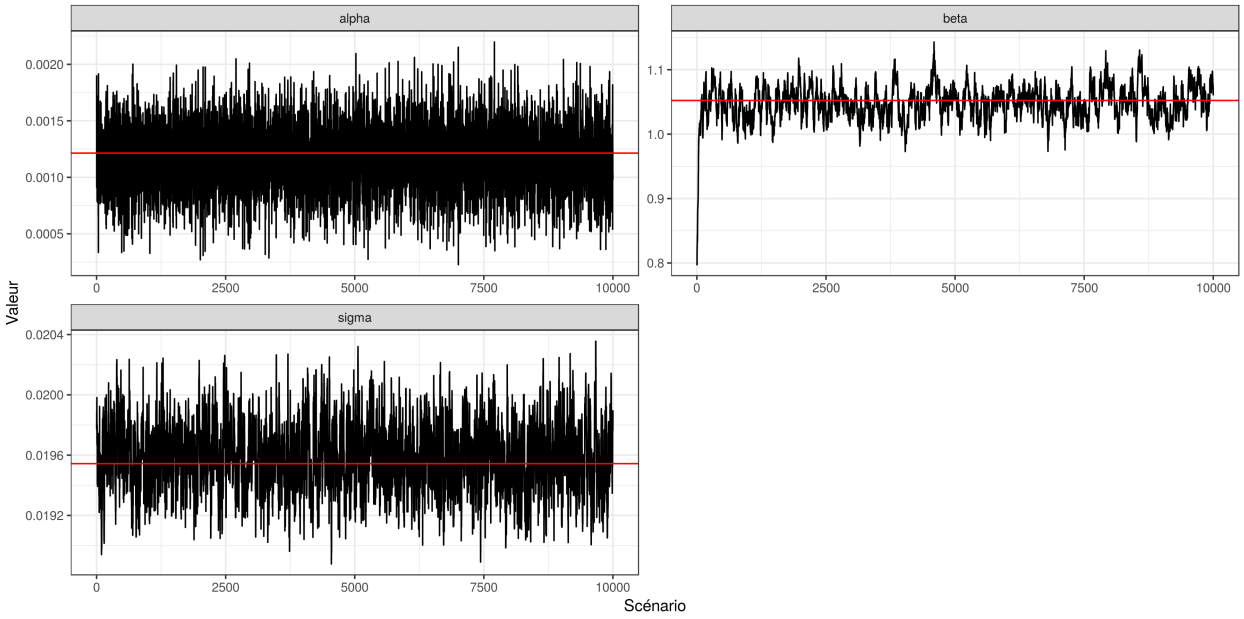



Figure 122: Traces des paramètres simulés du modèle 2, pour 10000 simulations

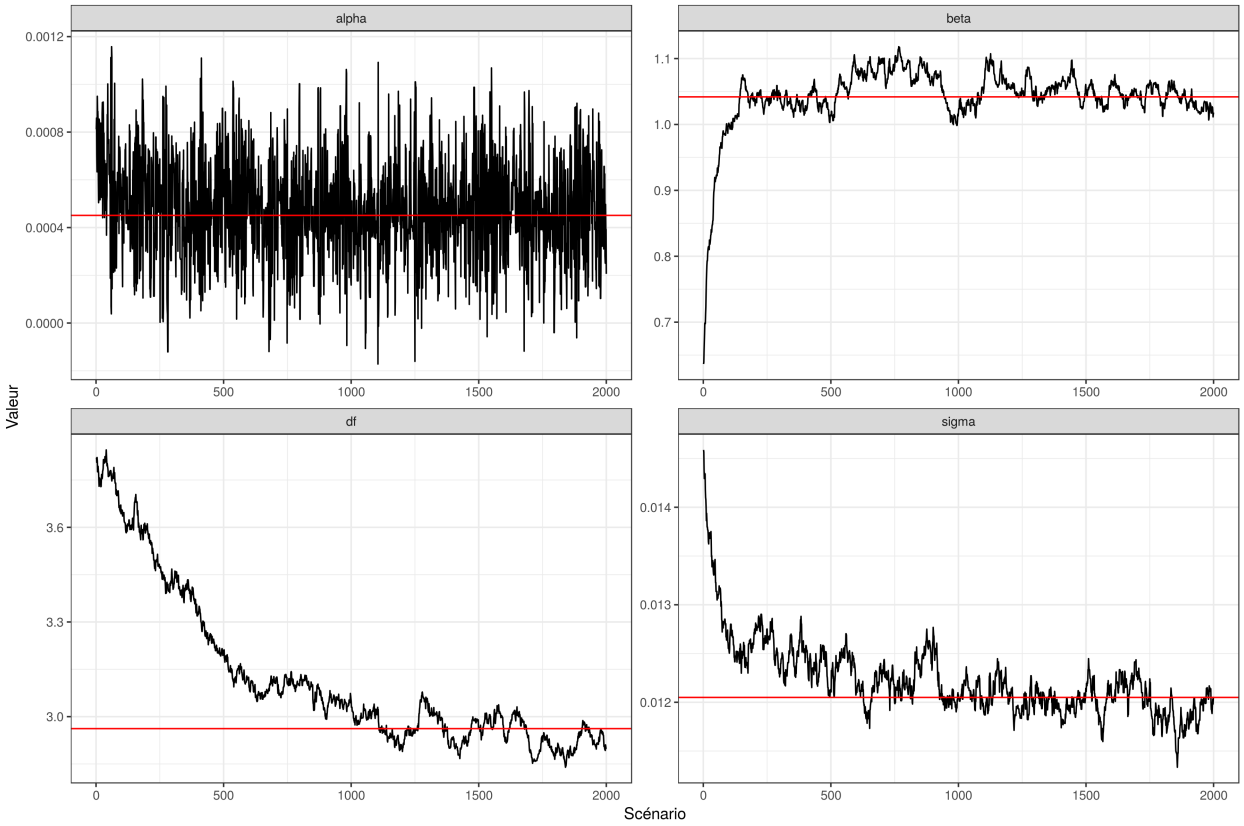



Figure 123: Traces des paramètres simulés du modèle 3, pour 2000 simulations

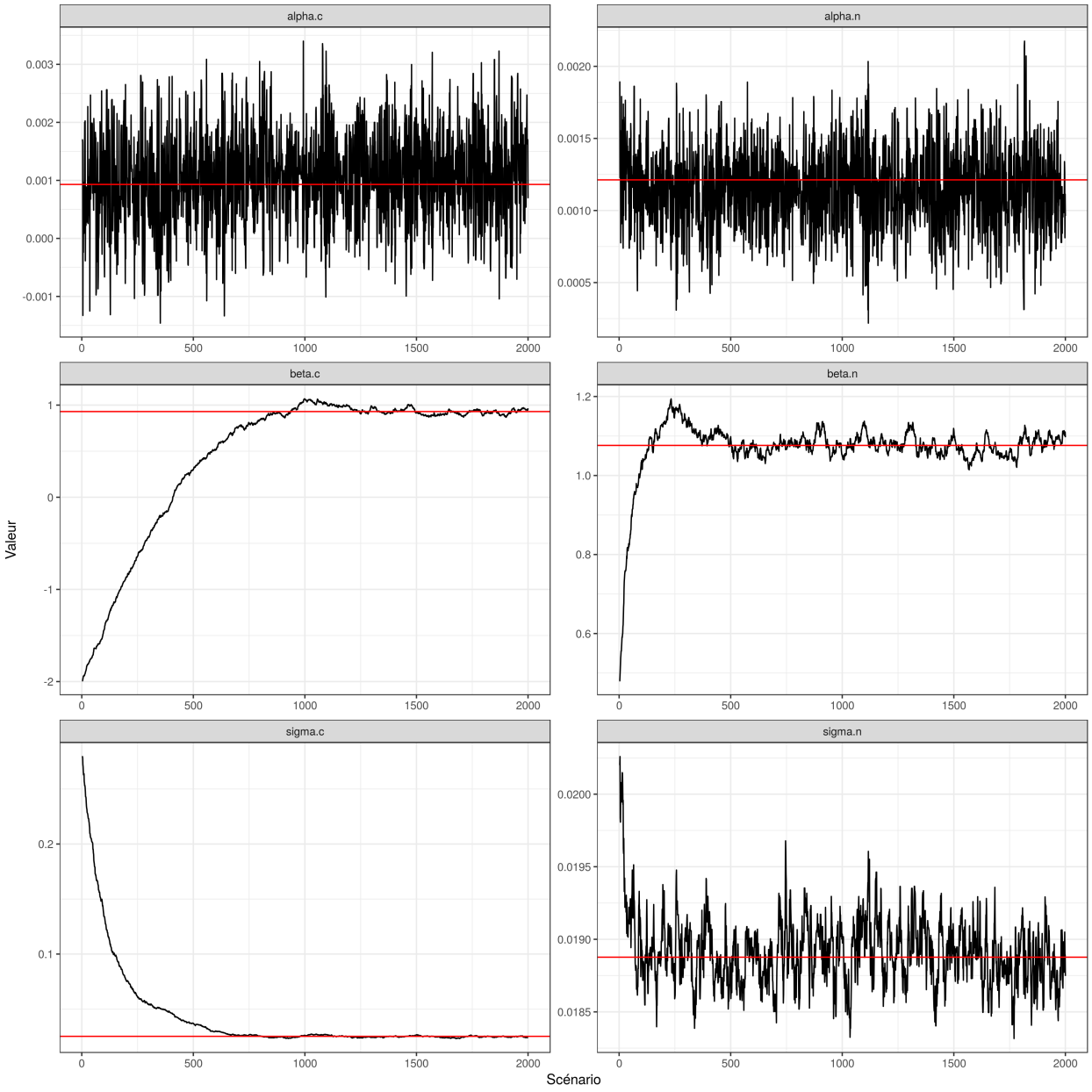



Figure 124: Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 2000 simulations

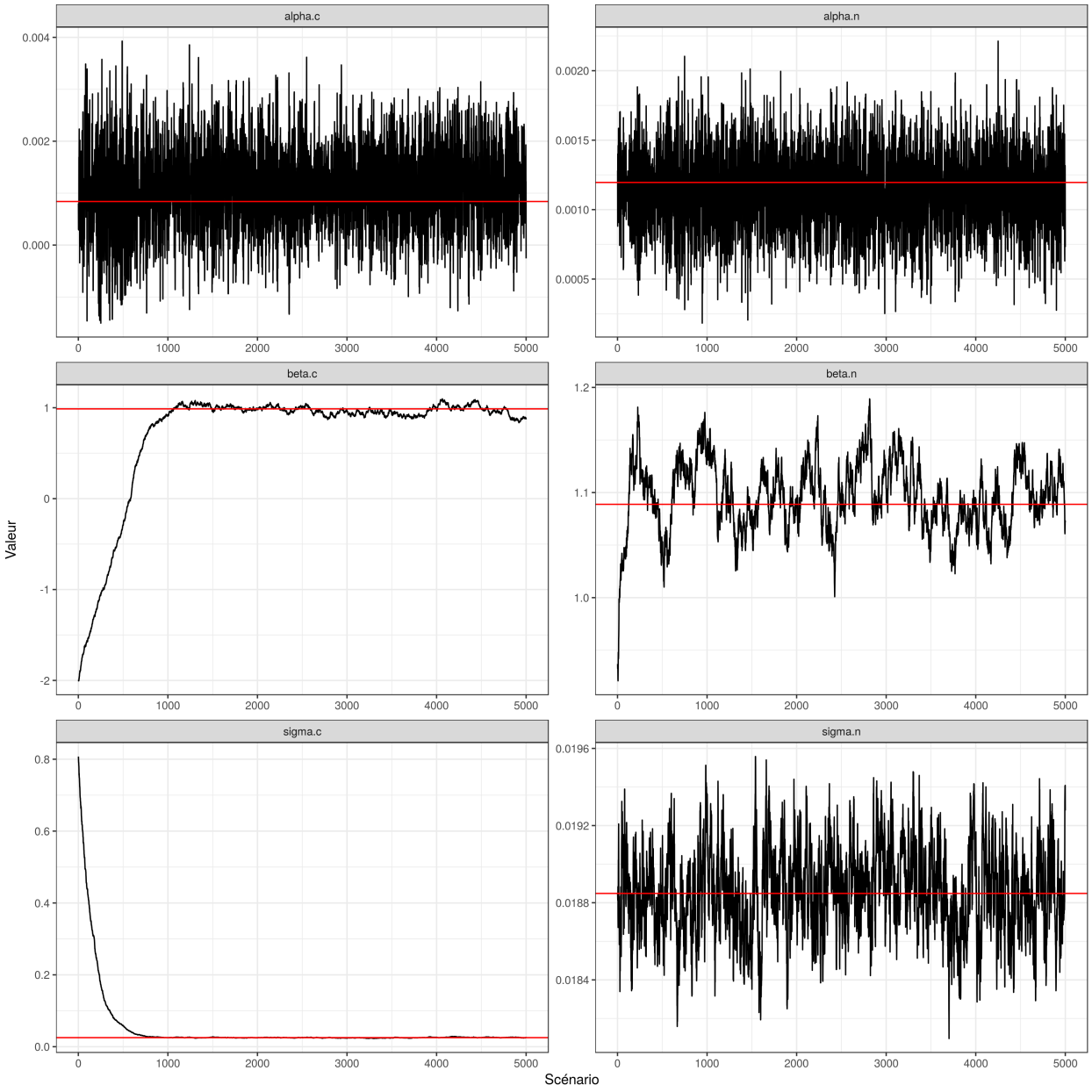



Figure 125: Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 5000 simulations

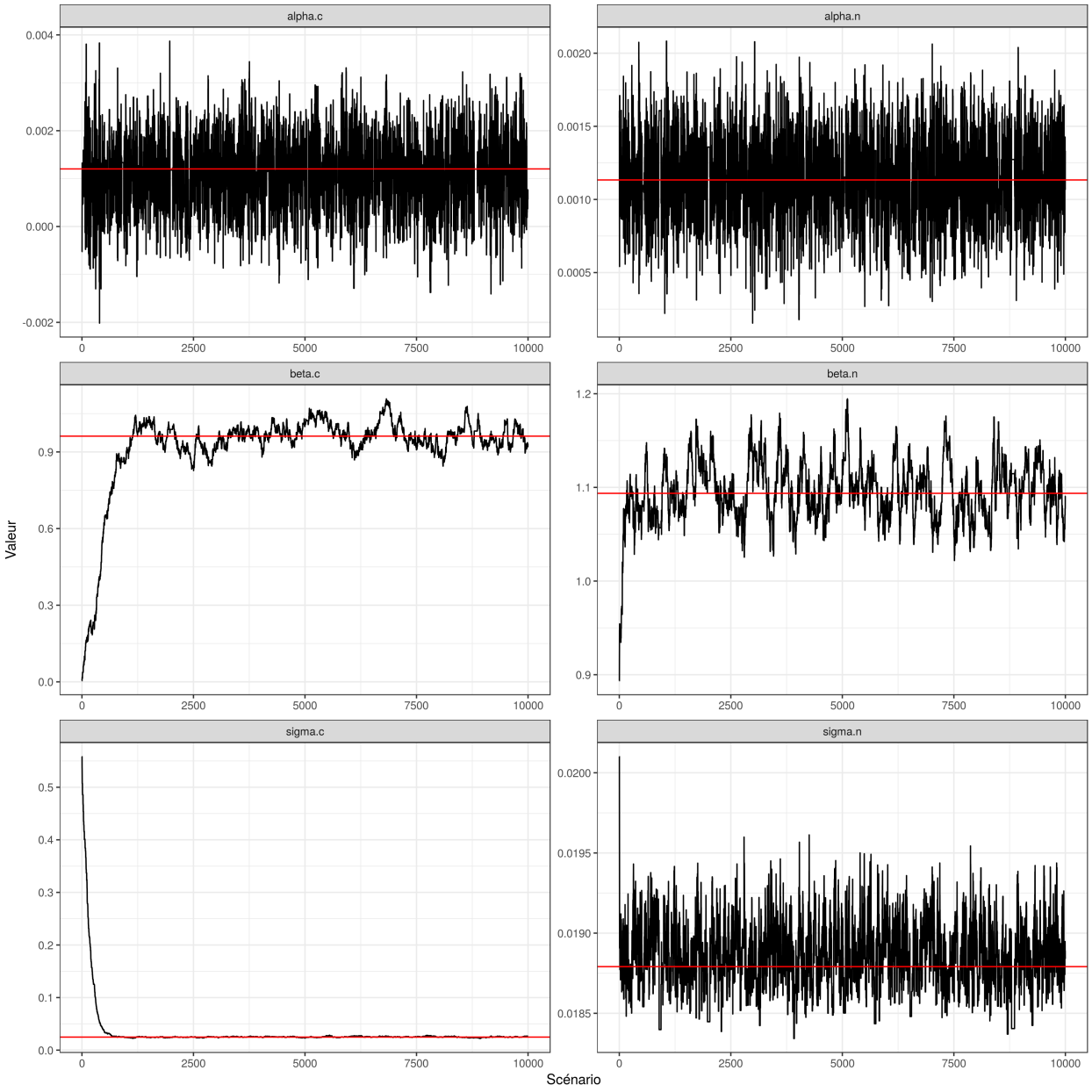



Figure 126: Traces des paramètres simulés du modèle 4, pour 10000 simulations

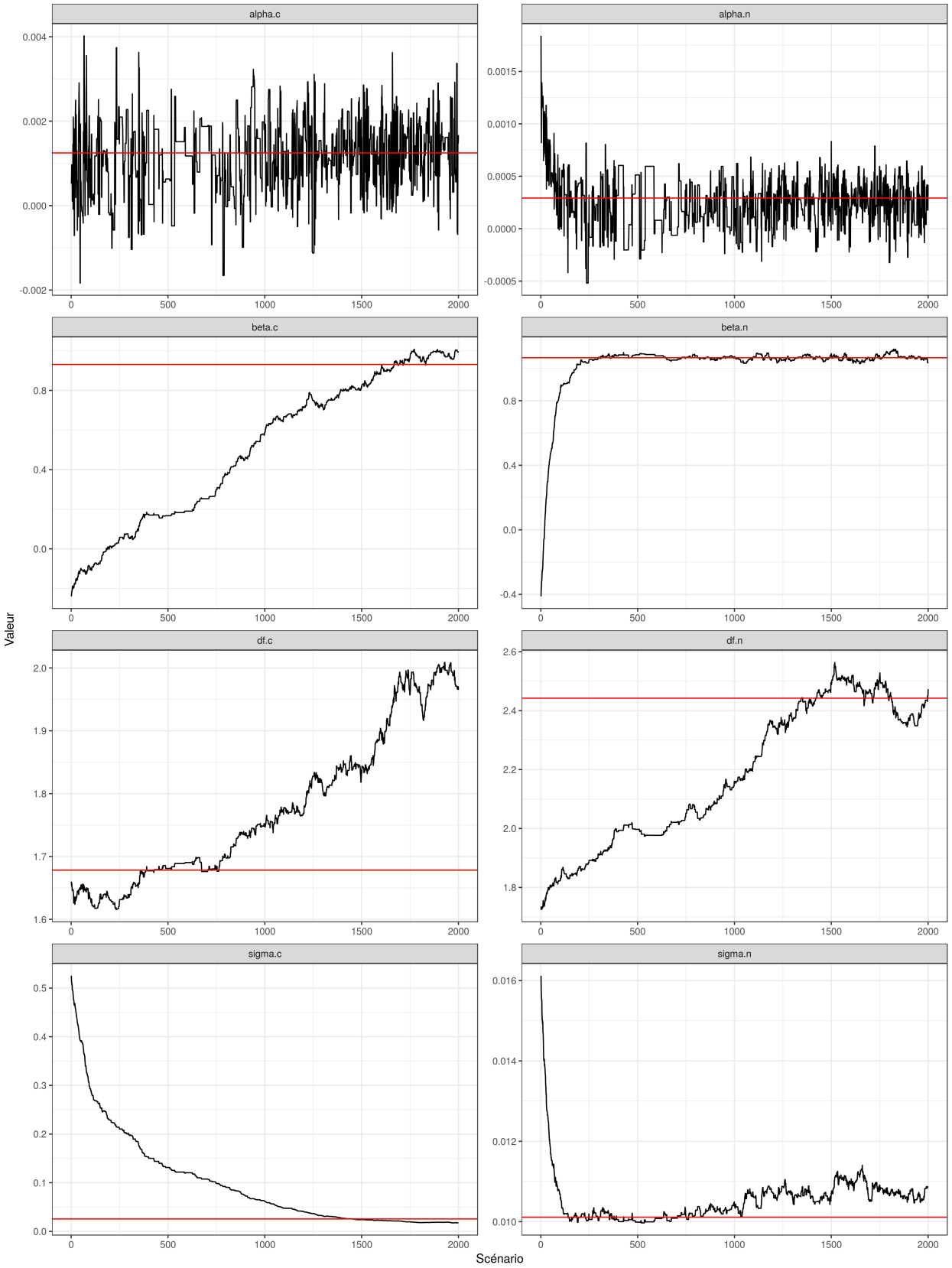



Figure 127: Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 2000 simulations

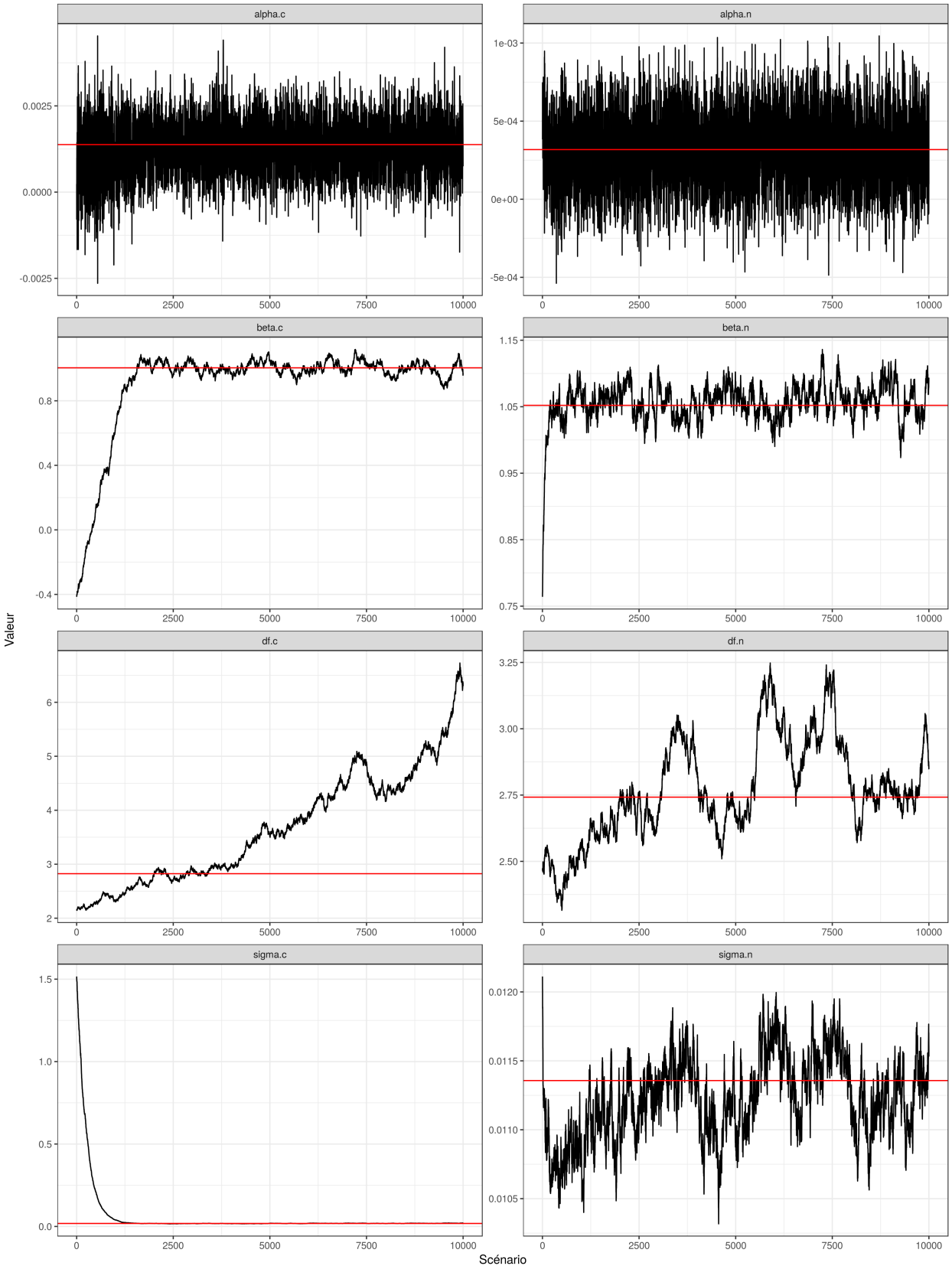



Figure 128: Traces des paramètres simulés du modèle 5, pour 10000 simulations

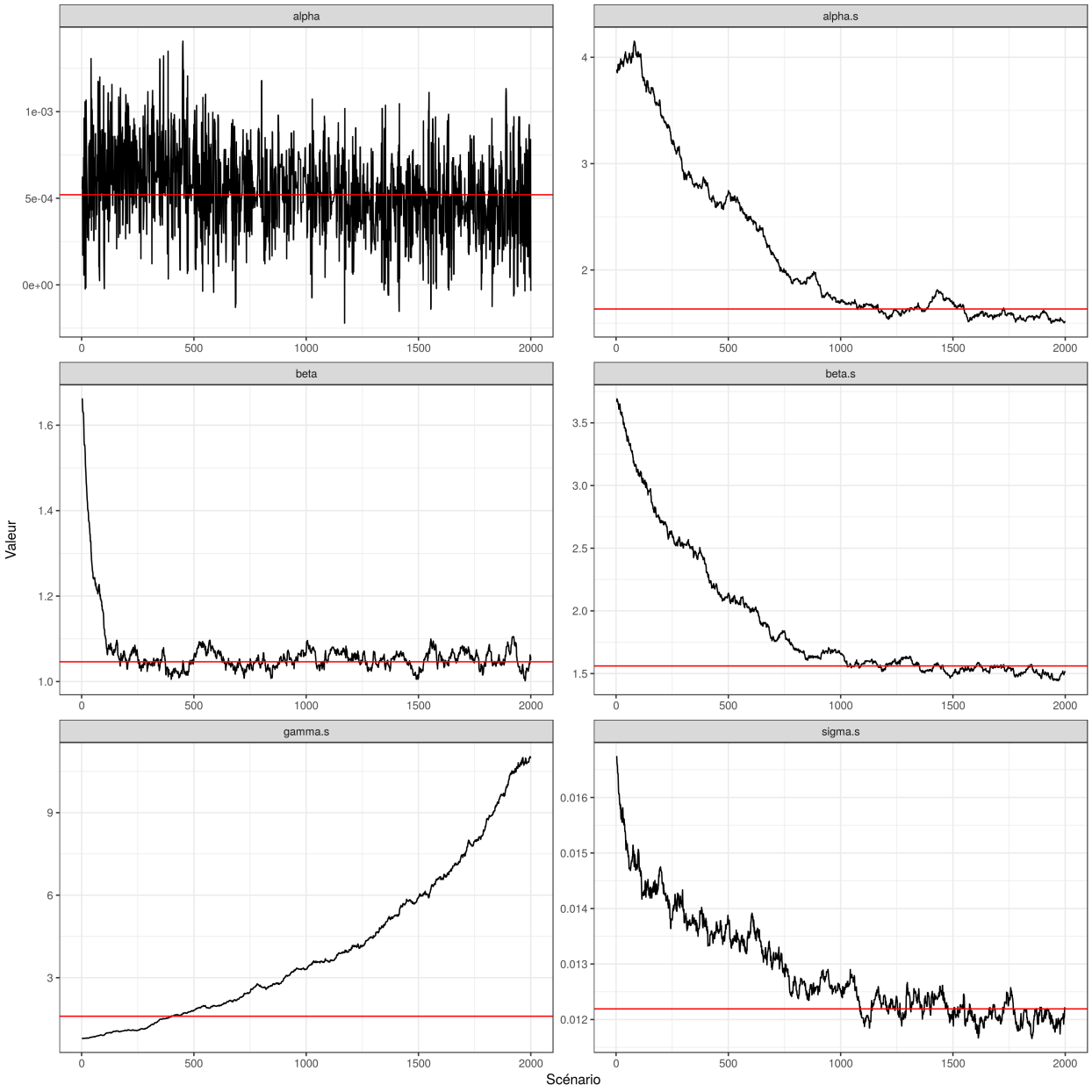



Figure 129: Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 2000 simulations

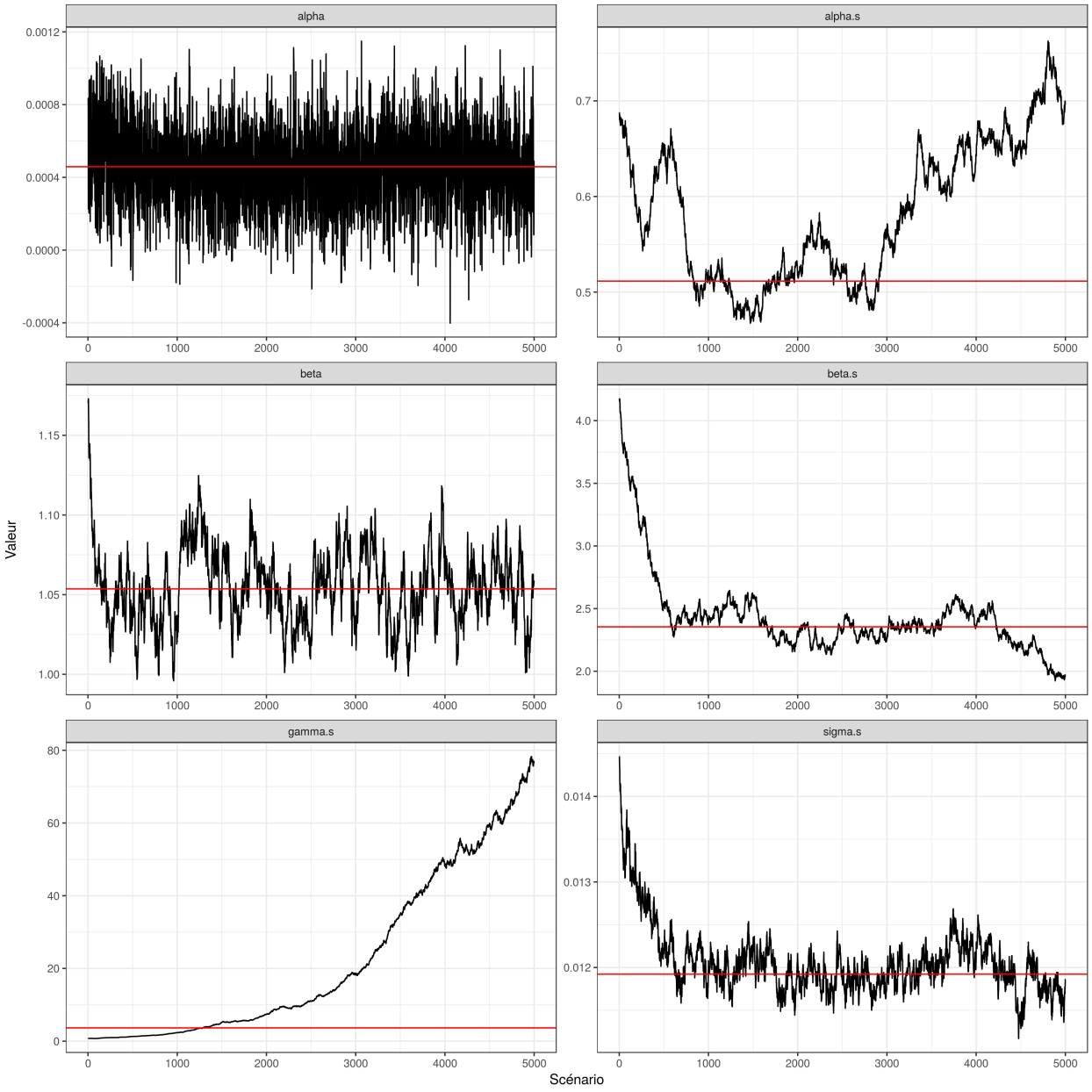



Figure 130: Traces des paramètres simulés du modèle 6, pour 5000 simulations

# Références


Ando, Tomohiro. JUL-SEP 20092009. "Bayesian Portfolio Selection Using a Multifactor Model." *International Journal of Forecasting* 25 (3): 550–66. doi:10.1016/j.ijforecast.2009.01.005.

Ang, Andrew, and Joseph Chen. 2002. "Asymmetric Correlations of Equity Portfolios." *Journal of Financial Economics*, 52.

Au, Charles, and S. T. Boris Choy. 2017. "An Application of Bayesian Seemingly Unrelated Regression Models with Flexible Tails." In *Bayesian Statistics in Action*, edited by Raffaele Argiento, Ettore Lanzarone, Isadora Antoniano Villalobos, and Alessandra Mattei, 194:115–25. Cham: Springer International Publishing. doi:10.1007/978-3-319-54084-9_11.

Bachelier, L. 1900. "Théorie de la spéculation." *Annales Scientifiques de L'École Normale Supérieure* 17: 21–86. doi:10.24033/asens.476.

Banihashemi, Shokoofeh, and Sarah Navidi. 2017. "Portfolio Performance Evaluation in Mean-CVaR Framework: A Comparison with Non-Parametric Methods Value at Risk in Mean-VaR Analysis." *Operations Research Perpsectives* 4: 21–28. doi:10.1016/j.orp.2017.02.001.

Bank, Matthias, Martin Larch, and Georg Peter. 2010. "Google Search Volume and Its Influence on Liquidity and Returns of German Stocks." SSRN Scholarly Paper ID 1666763. Rochester, NY: Social Science Research Network.

Bao, Te, Cees Diks, and Hao Li. 2018. "A Generalized CAPM Model with Asymmetric Power Distributed Errors with an Application to Portfolio Construction." *Economic Modelling* 68 (January): 611–21. doi:10.1016/j.econmod.2017.03.035.

Barak, Sasan, Masoud Abessi, and Mohammad Modarres. 2013. "Fuzzy Turnover Rate Chance Constraints Portfolio Model." *European Journal of Operational Research* 228 (1): 141–47. doi:10.1016/j.ejor.2013.01.036.

Beaulieu, Marie-Claude, Jean-Marie Dufour, and Lynda Khalaf. 2002. "Testing Mean-Variance Efficiency in CAPM with Possibly Non-Gaussian Errors: An Exact Simulation-Based Approach," November, 37.

———. 2005. "Exact Multivariate Tests of Asset Pricing Models with Stable Asymmetric Distributions." In *Numerical Methods in Finance*, edited by Michèle Breton and Hatem Ben-Ameur, 173–91. New York: Springer-Verlag. doi:10.1007/0-387-25118-9_9.

———. 2009. "Finite Sample Multivariate Tests of Asset Pricing Models with Coskewness." *Computational Statistics & Data Analysis* 53 (6): 2008–21. doi:10.1016/j.csda.2008.04.005.

Black, Fischer. 1972. "Capital Market Equilibrium with Restricted Borrowing." *The Journal of Business* 45 (3): 444. doi:10.1086/295472.

Bondt, Werner FM, and Richard Thaler. 1985. "Does the Stock Market Overreact?" *The Journal of Finance* 40 (3): 793–805.

Bordino, Ilaria, Stefano Battiston, Guido Caldarelli, Matthieu Cristelli, Antti Ukkonen, and Ingmar Weber. 2012. "Web Search Queries Can Predict Stock Market Volumes." Edited by Alejandro Raul Hernandez Montoya. *PLoS ONE* 7 (7): e40014. doi:10.1371/journal.pone.0040014.

Boyer, M. Martin, and Didier Filion. 2007. "Common and Fundamental Factors in Stock Returns of Canadian Oil and Gas Companies." *Energy Economics* 29 (3): 428–53. doi:10.1016/j.eneco.2005.12.003.

Boyle, Phelim, Junichi Imai, and Ken Seng Tan. 2008. "Computation of Optimal Portfolios Using Simulation-Based Dimension Reduction." *Insurance Mathematics & Economics* 43 (3): 327–38. doi:10.1016/j.insmatheco.2008.05.004.

Brynjolfsson, Erik, and Andrew McAfee. 2014. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. 1st ed. W. W. Norton & Company.

Cenesizoglu, Tolga, and Jonathan J Reeves. 2013. "CAPM, Components of Beta and the Cross Section of

Expected," April, 41.

Chen, Rongda, and Lean Yu. 2013. "A Novel Nonlinear Value-at-Risk Method for Modeling Risk of Option Portfolio with Multivariate Mixture of Normal Distributions." *Economic Modelling* 35 (September): 796–804. doi:10.1016/j.econmod.2013.09.003.

Choe, Geon Ho, and Kyungsub Lee. 2014. "Conditional Correlation in Asset Return and GARCH Intensity Model." *AStA Advances in Statistical Analysis* 98 (3): 197–224. doi:10.1007/s10182-013-0219-8.

Cobb, B. R., R. Rumi, and A. Salmeron. 2005. "Modeling Conditional Distributions of Continuous Variables in Bayesian Networks." In *Advances in Intelligent Data Analysis Vi, Proceedings*, edited by A. F. Famili, J. N. Kok, J. M. Pena, A. Siebes, and A. Feelders, 3646:36–45. Berlin: Springer-Verlag Berlin.

Cobb, Barry R., Rafael Rumi, and Antonio Salmeron. 2009. "Predicting Stock and Portfolio Returns Using Mixtures of Truncated Exponentials." In *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty, Proceedings*, edited by C. Sossai and G. Chemello, 5590:781–+. Berlin: Springer-Verlag Berlin.

Davis, Nicholas. 2016. "What Is the Fourth Industrial Revolution?" *World Economic Forum*. https://www.weforum.org/agenda/2016/01/what-is-the-fourth-industrial-revolution/.

Detemple, J., R. Garcia, and M. Rindisbacher. 2005. "Intertemporal Asset Allocation: A Comparison of Methods." *Journal of Banking & Finance* 29 (11): 2821–48. doi:10.1016/j.jbankfin.2005.02.004.

Dhaene, J., S. Vanduffel, M. J. Goovaerts, R. Kaas, and D. Vyncke. 2005. "Comonotonic Approximations for Optimal Portfolio Selection Problems." *Journal of Risk and Insurance* 72 (2): 253–300. doi:10.1111/j.1539-6975.2005.00123.x.

Dirac, P. A. M. 1947. *The Principles of Quantum Mechanics*. 3rd ed. Oxford: Clarendon Press.

Dizikes, Peter. 2010. "Explained: Knightian Uncertainty." *MIT News*. http://news.mit.edu/2010/explained-knightian-0602.

Dufour, Jean-Marie. 2000. "Économétrie, théorie des tests et philosophie des sciences," October, 20.

Economist, The. 2017–2017-02-25T00:00:00Z, 2017-02-25T00:00:00Z. "In Fintech, China Shows the Way." *The Economist*.

El Karoui, Noureddine. 2010. "High-Dimensionality Effects in the Markowitz Problem and Other Quadratic Programs with Linear Constraints: Risk Underestimation." *Annals of Statistics* 38 (6): 3487–3566. doi:10.1214/10-AOS795.

Engle, Robert F, and Victor K Ng. 1993. "Measuring and Testing the Impact of News on Volatility," 31.

English, Timothy S., Michael J. Ledwith, and Ginger M. Davis. 2009. *The Application of Bayesian Networks to Approximate the Probability Distribution of Returns of Equities*. Edited by K. G. Crowther and G. E. Louis. New York: Ieee.

EY. 2016. "UK FinTech - on the Cutting Edge."

Fama, Eugene F. 1965. "The Behavior of Stock-Market Prices." *The Journal of Business* 38 (1): 34. doi:10.1086/294743.

Fama, Eugene F., and Kenneth R. French. 1993. "Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds." *Journal of Financial Economics* 33 (1): 3–56. doi:10.1016/0304-405X(93)90023-5.

Fernandez, Viviana. 2008. "Copula-Based Measures of Dependence Structure in Assets Returns." *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications* 387 (14): 3615–28. doi:10.1016/j.physa.2008.02.055.

Fujii, Mariko, and Makoto Takaoka. 2005. "Forecasting Skewness in Stock Returns: Evidence from Firm-Level Data in Tokyo Markets," 28.

Galbraith, John W., and Dongming Zhu. 2009. "A Generalized Asymmetric Student-T Distribution with

Application to Financial Econometrics." *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.1499914.

Garcia, René, and Georges Tsafack. 2009. "Dependence Structure and Extreme Comovements in International Equity and Bond Markets," May, 54.

Grishina, N., C. A. Lucas, and P. Date. 2017. "Prospect Theory-Based Portfolio Optimization: An Empirical Study and Analysis Using Intelligent Algorithms." *Quantitative Finance* 17 (3): 353–67. doi:10.1080/14697688.2016.1149611.

Harari, Yuval N. author. [2015]. *Sapiens : A Brief History of Humankind*. First U.S. edition. New York : Harper, [2015].

Hardy, Mary R. 2001. "A Regime-Switching Model of Long-Term Stock Returns." *North American Actuarial Journal* 5 (2): 41–53. doi:10.1080/10920277.2001.10595984.

Harris, Marilyn. 2017. "The Fintech Revolution - NYU Stern." http://www.stern.nyu.edu/sternbusiness-magazine/fintech-revolution.

Heiberger, Raphael H. 2015. "Collective Attention and Stock Prices: Evidence from Google Trends Data on Standard and Poor's 100." Edited by Wei-Xing Zhou. *PLOS ONE* 10 (8): e0135311. doi:10.1371/journal.pone.0135311.

Hoklie, and Lavi Rizki Zuhal. 2010. "Resolving Multi Objective Stock Portfolio Optimization Problem Using Genetic Algorithm." In *2010 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (Iccae 2010), Vol 2*, edited by V. Mahadevan and Z. Jianhong, 40–45. New York: Ieee.

Hong, Li, Lu Zhong-hua, and Chi Xue-bin. 2010. *The Applications and Trends of High Performance Computing in Finance*. Edited by Q. Guo and Y. Guo. Los Alamitos: Ieee Computer Soc.

Kahneman, Daniel, and Amos Tversky'. 1979. "Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk," 30.

Kahneman, Daniel, Jack L. Knetsch, and Richard H. Thaler. 1991. "Anomalies: The Endowment Effect, Loss Aversion, and Status Quo Bias." *Journal of Economic Perspectives* 5 (1): 193–206.

Karabulut, Yigitcan. 2013. "Can Facebook Predict Stock Market Activity?" SSRN Scholarly Paper ID 2017099. Rochester, NY: Social Science Research Network.

Kaustia, Markku, Antti Lehtoranta, and Vesa Puttonen. 2013. "Does Sophistication Affect Long-Term Return Expectations? Evidence from Financial Advisers' Exam Scores," 50.

Khrennikova, Polina. 2016. "Application of Quantum Master Equation for Long-Term Prognosis of Asset-Prices." *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications* 450 (May): 253–63. doi:10.1016/j.physa.2015.12.135.

Knight, Frank H. 1921. *Risk, Uncertainty and Profit,* Boston; New York: Houghton Mifflin Company.

Kong, Aiguo, David Rapach, Jack Strauss, Jun Tu, and Guofu Zhou. 2009. "How Predictable Are Components of the Aggregate Market Portfolio?" *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.1334030.

KPMG. 2016. "Sustaining Momentum," 84.

———. 2018. "The Pulse of Fintech 2018," 58.

Kruschke, John K. 2011. *Doing Bayesian Data Analysis : A Tutorial with R and BUGS*. Burlington, MA: Academic Press.

Lee, Kyungsub. 2013. "Probabilistic and Statistical Properties of Moment Variations and Their Use in Inference and Estimation Based on High Frequency Return Data." *arXiv:1311.5036 [Q-Fin]*, November. http://arxiv.org/abs/1311.5036.

Leontitsis, Alexandros, and Constantinos E. Vorlow. 2006. "Accounting for Outliers and Calendar Effects in Surrogate Simulations of Stock Return Sequences." *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*

368 (2): 522–30. doi:10.1016/j.physa.2005.12.037.

Levin, Jonathan. 2002. "Games of Incomplete Information," 10.

Lewis, Michael. 2014. *Flash Boys: A Wall Street Revolt*.

Lillo, Fabrizio, and Rosario N. Mantegna. 2000. "Symmetry Alteration of Ensemble Return Distribution in Crash and Rally Days of Financial Markets." *The European Physical Journal B* 15 (4): 603–6. doi:10.1007/s100510051162.

Lintner, John. 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. doi:10.2307/1924119.

Longin, François, and Bruno Solnik. 2001. "Extreme Correlation of International Equity Markets." *The Journal of Finance* 56 (2): 649–76. doi:10.1111/0022-1082.00340.

Maciel, Leandro, Rosangela Ballini, and Fernando Gomide. 2017. "An Evolving Possibilistic Fuzzy Modeling Approach for Value-at-Risk Estimation." *Applied Soft Computing* 60 (November): 820–30. doi:10.1016/j.asoc.2017.04.028.

MacLean, Paul D. 1990. *The Triune Brain in Evolution: Role in Paleocerebral Functions*. New York: Plenum Press.

Mao, Huina, Scott Counts, and Johan Bollen. 2011. "Predicting Financial Markets: Comparing Survey, News, Twitter and Search Engine Data." *arXiv:1112.1051 [Physics, Q-Fin]*, December. http://arxiv.org/abs/1112.1051.

Markowitz, Harry. 1952. "Portfolio Selection," 16.

Martynov, Mikhail, and Olga Rozanova. 2010. "A Certain Estimate of Volatility Through Return for Stochastic Volatility Models." *arXiv:1009.5129 [Math, Q-Fin]*, September. http://arxiv.org/abs/1009.5129.

Maskawa, Jun-ichi, Joshin Murai, and Koji Kuroda. 2013. "Market-Wide Price Co-Movement Around Crashes in the Tokyo Stock Exchange." *arXiv:1306.2188 [Q-Fin]*, June. http://arxiv.org/abs/1306.2188.

Mills, Karen, and Brayden McCarthy. 2017. "How Banks Can Compete Against an Army of Fintech Startups." *Harvard Business Review*, April.

Morrissey, Janet. 2017. "With No Frills and No Commissions, Robinhood App Takes on Big Brokerages." *The New York Times*, December.

Mulvey, J. M. 2001. "Introduction to Financial Optimization: Mathematical Programming Special Issue." *Mathematical Programming* 89 (2): 205–16. doi:10.1007/PL00011395.

Münnix, Michael C., Rudi Schäfer, and Thomas Guhr. 2010. "Impact of the Tick-Size on Financial Returns and Correlations." *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 389 (21): 4828–43. doi:10.1016/j.physa.2010.06.037.

Ngô, Christian, and Hélène Ngô. 2008. *Physique statistique - 3ème édition*. Dunod.

Nofsinger, John R. 2005. "Social Mood and Financial Economics." *Journal of Behavioral Finance* 6 (3): 144–60. doi:10.1207/s15427579jpfm0603_4.

Ogryczak, Wlodzimierz, and Tomasz Sliwinski. 2010. *On Efficient Optimisation of the CVaR and Related LP Computable Risk Measures for Portfolio Selection*. Edited by M. Corazza and C. Pizzi. Milan: Springer-Verlag Italia.

Ortas, E., M. Salvador, and J.M. Moneva. 2015. "Improved Beta Modeling and Forecasting: An Unobserved Component Approach with Conditional Heteroscedastic Disturbances." *The North American Journal of Economics and Finance* 31 (January): 27–51. doi:10.1016/j.najef.2014.10.006.

Ostermark, Ralf. 2017. "Massively Parallel Processing of Recursive Multi-Period Portfolio Models." *Euro-*

*pean Journal of Operational Research* 259 (1): 344–66. doi:10.1016/j.ejor.2016.10.009.

Pafka, S., and I. Kondor. 2004. "Estimated Correlation Matrices and Portfolio Optimization." *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications* 343 (November): 623–34. doi:10.1016/j.physa.2004.05.079.

Papp, G., S. Pafka, M. A. Nowak, and I. Kondor. 2005. "Random Matrix Filtering in Portfolio Optimization." *Acta Physica Polonica B* 36 (9): 2757–65.

Parque, Victor, Shingo Mabu, and Kotaro Hirasawa. 2010. "Asset Selection in Global Financial Markets Using Genetic Network Programming." In *2010 Ieee International Conference on Systems, Man and Cybernetics (Smc 2010)*. New York: Ieee.

———. 2012. "Diversifying Risk in Portfolios Using a Variable-Size Genetic Relation Algorithm." *Ieej Transactions on Electrical and Electronic Engineering* 7 (3): 291–99. doi:10.1002/tee.21730.

Patel, Jigar, Sahil Shah, Priyank Thakkar, and K Kotecha. 2015. "Predicting Stock and Stock Price Index Movement Using Trend Deterministic Data Preparation and Machine Learning Techniques." *Expert Systems with Applications* 42 (1): 259–68. doi:10.1016/j.eswa.2014.07.040.

Pereira, Cassio M. M., and Rodrigo F. de Mello. 2014. "TS-Stream: Clustering Time Series on Data Streams." *Journal of Intelligent Information Systems* 42 (3): 531–66. doi:10.1007/s10844-013-0290-3.

Pinar, Mustafa C. 2007. "Robust Scenario Optimization Based on Downside-Risk Measure for Multi-Period Portfolio Selection." *Or Spectrum* 29 (2): 295–309. doi:10.1007/s00291-005-0023-2.

Rapach, David E., and Mark E. Wohar. 2006. "In-Sample Vs. Out-of-Sample Tests of Stock Return Predictability in the Context of Data Mining." *Journal of Empirical Finance* 13 (2): 231–47. doi:10.1016/j.jempfin.2005.08.001.

Rather, Akhter Mohiuddin, Arun Agarwal, and V.N. Sastry. 2015. "Recurrent Neural Network and a Hybrid Model for Prediction of Stock Returns." *Expert Systems with Applications* 42 (6): 3234–41. doi:10.1016/j.eswa.2014.12.003.

Rebonato, Riccardo, and Alexander Denev. 2014. *Portfolio Management Under Stress: A Bayesian-Net Approach to Coherent Asset Allocation*. Cambridge University Press.

Roch, Oriol, and Emiliano A. Valdez. SEP-OCT 20112011. "Lower Convex Order Bound Approximations for Sums of Log-Skew Normal Random Variables." *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 27 (5): 487–502. doi:10.1002/asmb.853.

Ross, S. 1976. "The Artitrage Theory of Capital Asset Pricing."

Rubin, Amir, and Eran Rubin. 2010. "Informed Investors and the Internet." *Journal of Business Finance & Accounting* 37 (7-8): 841–65. doi:10.1111/j.1468-5957.2010.02187.x.

"S&P 500 | Stock Market." n.d. *Encyclopedia Britannica*. https://www.britannica.com/topic/SandP-500.

Saichev, A., and D. Sornette. 2014. "A Simple Microstructure Return Model Explaining Microstructure Noise and Epps Effects." *International Journal of Modern Physics C* 25 (06): 1450012. doi:10.1142/S0129183114500120.

Sanger, William. 2014. "VALORISATION DE L'INFORMATION SUR LES MARCHÉS FINANCIERS PAR L'UTILISATION DES MÉGADONNÉES," August, 149.

Schwab, Klaus. 2016. "The Fourth Industrial Revolution: What It Means and How to Respond." *World Economic Forum*. https://www.weforum.org/agenda/2016/01/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/.

———. 2017. *The Fourth Industrial Revolution*. Crown Publishing Group.

Sharpe, W. 1964. "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk," 19.

Shaw, William T. 2010. "Monte Carlo Portfolio Optimization for General Investor Risk-Return Objectives and Arbitrary Return Distributions: A Solution for Long-Only Portfolios." *arXiv:1008.3718 [Q-Fin]*, August.

http://arxiv.org/abs/1008.3718.

Shenoy, Catherine, and Prakash P. Shenoy. 1998. *Bayesian Network Models OF PORTFOLIO RISK AND RETURN*.

Smailović, Jasmina, Miha Grčar, and Martin Žnidaršič. n.d. "Sentiment Analysis on Tweets in a Financial Domain," 7.

Staum, Jeremy. 2009. *Monte Carlo Computation in Finance*. Edited by P. LEcuyer and A. B. Owen. Berlin: Springer-Verlag Berlin.

Steiner, M., and H. G. Wittkemper. 1997. "Portfolio Optimization with a Neural Network Implementation of the Coherent Market Hypothesis." *European Journal of Operational Research* 100 (1): 27–40. doi:10.1016/S0377-2217(95)00339-8.

Thaler, Richard. 1985. "Mental Accounting and Consumer Choice." *Marketing Science* 4 (3): 199–214.

Ticknor, Jonathan L. 2013. "A Bayesian Regularized Artificial Neural Network for Stock Market Forecasting." *Expert Systems with Applications* 40 (14): 5501–6. doi:10.1016/j.eswa.2013.04.013.

Toth, Bence, Balint Toth, and Janos Kertesz. 2007. "Modeling the Epps Effect of Cross Correlations in Asset Prices." *arXiv:0704.3798 [Physics, Q-Fin]*, June, 66010J. doi:10.1117/12.727127.

Watada, Junzo. 2013. *A Kernel Density Estimation-Maximum Likelihood Approach to Risk Analysis of Portfolio*. New York: Ieee.

Yang, Jae-Suk, Seungbyung Chae, Woo-Sung Jung, and Hie-Tae Moon. 2006. "Dynamics of the Return Distribution in the Korean Financial Market." *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* 363 (2): 377–82. doi:10.1016/j.physa.2005.12.039.

Yang, Jae-Suk, Wooseop Kwak, Taisei Kaizoji, and In-mook Kim. 2008. "The Market Efficiency in the Stock Markets." *The European Physical Journal B* 61 (2): 241–46. doi:10.1140/epjb/e2008-00050-0.

Zenios, S. A. 1999. "High-Performance Computing in Finance: The Last 10 Years and the Next." *Parallel Computing* 25 (13-14): 2149–75. doi:10.1016/S0167-8191(99)00083-6.

Zhang, Xue, Hauke Fuehres, and Peter A. Gloor. 2011. "Predicting Stock Market Indicators Through Twitter 'I Hope It Is Not as Bad as I Fear'." *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 26: 55–62. doi:10.1016/j.sbspro.2011.10.562.

Zhao, Jun, and Yi Zhang. 2017. "Asymptotic Behavior of Mean-CVaR Portfolio Selection Model Under Nonparametric Framework." *Applied Mathematics-a Journal of Chinese Universities Series B* 32 (1): 79–92. doi:10.1007/s11766-017-3472-x.

Zhao, Shuai, Yunhai Tong, Zitian Wang, and Shaohua Tan. 2016. "Identifying Key Drivers of Return Reversal with Dynamical Bayesian Factor Graph." *Plos One* 11 (11): e0167050. doi:10.1371/journal.pone.0167050.