



HAL
open science

Tests de l'efficiace faible à partir des ondelettes de Haar

Autran Belsuz

► **To cite this version:**

Autran Belsuz. Tests de l'efficiace faible à partir des ondelettes de Haar. Gestion et management. Université de la Réunion, 2017. Français. NNT : 2017LARE0061 . tel-02307440

HAL Id: tel-02307440

<https://theses.hal.science/tel-02307440v1>

Submitted on 7 Oct 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE LA RÉUNION

CEMOI

THÈSE

présentée en première version en vue d'obtenir le grade de Docteur ès
Sciences de gestion par

Autran BELSUZ

TESTS DE L'EFFICIENCE FAIBLE À PARTIR DES ONDELETTES DE HAAR

Thèse soutenue le 24 novembre 2017 devant le jury composé de :

M. ALAIN CUCCHI	Professeur des universités	(Directeur)
M. ROBERT TROMMSDORFF	Maître de conférences	(Co-directeur)
M. FABRICE ROTH	Professeur des universités	(Rapporteur)
M. PASCAL BARNETO	Professeur des universités	(Rapporteur)

À ma famille...

REMERCIEMENTS

Au terme de ce mémoire, je voudrais exprimer ma reconnaissance aux personnes qui à des titres divers, ont collaboré à sa réalisation. Qu'il me soit permis de remercier Monsieur Alain CUCCHI de m'avoir accepté en thèse, pour son engagement dans cette recherche, j'ai fort apprécié ses encouragements.

J'ai le plaisir de remercier également Monsieur Robert TROMMSDORFF qui m'a aidé à résoudre certains problèmes par des conseils appropriés, s'est intéressé de près à l'élaboration de cette thèse. Je remercie vivement Messieurs les Professeurs Fabrice ROTH et Pascal BARNETO d'avoir accepté de relire cette thèse et de participer au jury de soutenance. J'ai encore de nombreux remerciements à adresser aux membres de ma famille qui n'ont pas ménagé leurs efforts pour me permettre d'atteindre cet objectif.

Pour terminer, je voudrais remercier ceux qui m'ont soutenu pendant ces années d'étude, merci.

Saint-Denis, le 15 octobre 2017.

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES FIGURES	xiii
INTRODUCTION GÉNÉRALE	3
I L'analyse technique : une tentative de remise en cause de la forme faible de l'efficience des marchés financiers	13
I.1 L'HYPOTHÈSE D'EFFICIENCE DES MARCHÉS FINANCIERS	15
I.1.1 LA THÉORIE DOMINANTE : L'EFFICIENCE DES MARCHÉS FINANCIERS	15
I.1.2 LES THÉORIES ALTERNATIVES DE LA FINANCE DES MARCHÉS	24
I.1.2.1 La finance comportementale	24
I.1.2.2 La finance conventionnaliste	28
I.1.3 TESTS CLASSIQUES SUR L'EFFICIENCE FAIBLE DES MARCHÉS FINANCIERS	32
I.1.3.1 Les tests paramétriques	34
I.1.3.1.1 Le test d'autocorrélation	34
I.1.3.1.2 Le test de racine unitaire	35
I.1.3.1.3 Le test de ratio de variance	38
I.1.3.2 Tests-non paramétriques	40
I.1.3.2.1 Le test des runs	40
I.1.3.2.2 Le test de BDS	41
I.1.3.3 L'étude de la mémoire longue	43

I.2 L'ANALYSE TECHNIQUE	47
I.2.1 LES MÉTHODES CLASSIQUES DE L'ANALYSE TECHNIQUE	48
I.2.2 LES OUTILS MODERNES DE L'ANALYSE TECHNIQUE	50
I.2.2.1 L'utilisation des algorithmes génétiques	50
I.2.2.2 Les réseaux de neurones	55
I.2.3 ÉTUDES SUR L'EFFICACITÉ DE L'ANALYSE TECHNIQUE	60
II Les apports de la décomposition en ondelettes dans l'étude des séries financières	71
II.1 DE L'ANALYSE DE FOURIER À L'ANALYSE PAR ONDELETTES	73
II.1.1 L'ANALYSE DE FOURIER : SES FONDEMENTS ET SES APPORTS	74
II.1.2 LES REPRÉSENTATIONS TEMPS-FRÉQUENCE	88
II.2 LA DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES	95
II.2.1 L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION (AMR)	98
II.2.2 L'ALGORITHME À TROUS	100
II.3 LES APPLICATIONS DE LA DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES DANS LES SÉRIES TEMPORELLES	105
II.3.1 LE FILTRAGE DU BRUIT DANS LES SÉRIES FINANCIÈRES .	105
II.3.2 L'ÉTUDE DE DÉPENDANCE DE LONG TERME	109
II.3.3 LA PRÉVISION DES SÉRIES FINANCIÈRES	118
III Décomposition en ondelettes de Haar et système de trading	127
III.1 PRÉSENTATION DES DIFFÉRENTS INDICATEURS TECHNIQUES	129
III.1.1 LA MOYENNE MOBILE ADAPTATIVE	135
III.1.2 LES INDICATEURS <i>Haar_j</i>	142
III.1.3 LA MOYENNE MOBILE SIMPLE	145
III.2 TESTS DE L'EFFICIENCE FAIBLE	149
III.2.1 ÉTUDE DES FAITS STYLISÉS	149

III.2.1.1	Statistiques descriptives des données utilisées	152
III.2.1.2	Étude de la stationnarité du Nasdaq, S&P500, du CAC40 et du DAX	154
III.2.1.2.1	Tests de racine unitaire	155
III.2.1.2.2	Tests d'autocorrélation et d'hétéroscéda- s-ticité conditionnelle	163
III.2.1.3	Étude de la persistance des séries utilisées	165
III.2.2	ÉTUDE DES PERFORMANCES DES SYSTÈMES DE TRADING BASÉS SUR LES DIFFÉRENTS INDICATEURS TECHNIQUES . . .	173
III.2.2.1	Le système de trading	176
III.2.2.2	Performances des systèmes de trading basés sur les $Haar_j$ et les moyennes mobiles	180
III.2.2.2.1	Période 1962-2015	183
III.2.2.2.2	Période 1962-1999	187
III.2.2.2.3	Période 2000-2015	192
III.2.2.3	Systèmes de trading basés sur les moyennes mobiles adap- tatives	197
III.2.2.3.1	Période 1962-2015	198
III.2.2.3.2	Période 1962-1999	200
III.2.2.3.3	Période 2000-2015	202
III.2.3	LE MODÈLE À CHANGEMENT DE RÉGIME	204
III.2.3.1	Motivations	204
III.2.3.2	Spécification du modèle	205
III.2.3.3	Performances du modèle	206
	CONCLUSION GÉNÉRALE	209
	A ANNEXES	217
III.1.	PERFORMANCES DES INDICATEURS DE HAAR ET MOYENNES MOBILES	219
III.1.1.1	Période de 1962-2015	219
III.1.1.1.1	Positions acheteuses	219
III.1.1.1.2	Positions vendeuses	224
III.1.1.2	Période de 1962-1999	229

III.1.1.2.1 Positions acheteuses	229
III.1.1.2.2 Positions vendeuses	234
III.1.1.3 Période de 2000-2015	239
III.1.1.3.1 Positions acheteuses	239
III.1.1.3.2 Positions vendeuses	244
III.1.2 PERFORMANCES DES INDICATEURS FRAMA	249
III.1.2.1 Période de 1962-2015	249
III.1.2.1.1 Positions acheteuses	249
III.1.2.1.2 Positions vendeuses	252
III.1.2.2 Période de 1962-1999	255
III.1.2.2.1 Positions acheteuses	255
III.1.2.2.2 Positions vendeuses	258
III.1.2.3 Période de 2000-2015	261
III.1.2.3.1 Positions acheteuses	261
III.1.2.3.2 Positions vendeuses	264
 BIBLIOGRAPHIE	 267

Liste des tableaux

III.2.1	Statistiques sur les indices à la fermeture	153
III.2.2	Statistiques sur les rendements logarithmiques des indices .	154
III.2.3	Statistiques des tests de Dickey et Fuller (1979),Ng et Per- ron (1995) et de Kwiatkowski et al. (1992) sur les logarith- miques des cours à la fermeture des différents indices.	161
III.2.4	Statistiques des tests de Dickey et Fuller (1979),Ng et Per- ron (1995) et de Kwiatkowski et al. (1992) sur les rendements logarithmiques des cours à la fermeture des différents indices.	162
III.2.5	Tests des autocorrélations des rendements logarithmiques des cours à la fermeture des différents indices aux retards 1,4 et 8	163
III.2.6	Tests d'hétéroscédasticité sur les rendements logarith- miques des cours pour le retard $p=20$	164
III.2.7	Valeurs de l'estimation de l'exposant de Hurst sur les in- dices du Nasdaq, S&P500, Cac40 et du Dax. La période 1 s'étend du 2 janvier 1962 au 31 décembre 1999 sur les indices du Nasdaq, du S&P500 et du DAX puis du 2 août au 31 dé- cembre 1999 pour le CAC40. La période 2 s'étend du 2 janvier 2000 au 31 décembre 2015 pour les quatre indices précités. . .	170
III.2.8	Statistiques sur les répartitions des exposants de Hurst sur la période de 1965-1999	173
III.2.9	Statistiques sur les répartitions des exposants de Hurst sur la période de 2000-2015	174
III.2.10	Mesures de performances de trading	182
III.2.11	Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 1962-2015	184

III.2.12 Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 2 sur la période 1962-2015	186
III.2.13 Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 1962-1999	188
III.2.14 Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles pour le mode 2 sur la période 1962-1999	191
III.2.15 Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 2000-2015	193
III.2.16 Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 2 sur la période 2000-2015	197
III.2.17 Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 1962-2015	199
III.2.18 Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 1962-1999	200
III.2.19 Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 2000-2015	203
III.2.20 Performances du modèle à changement de régime sur les données du NASDAQ, S&P500, CAC40 et DAX en présence de coût de transaction (0,5%)	207
A.1 Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	221
A.2 Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	223
A.3 Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	226
A.4 Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	228

A.5	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	231
A.6	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	233
A.7	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	236
A.8	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	238
A.9	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	241
A.10	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	243
A.11	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	246
A.12	Performances des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	248
A.13	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.	251

A.14	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.	254
A.15	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.	257
A.16	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.	260
A.17	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.	263
A.18	Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 2015 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.	266

LISTE DES FIGURES

I.2.1	Perceptron simple avec 3 entrées ayant une fonction d'activation	56
I.2.2	Architecture d'un perceptron multicouche	58
II.1.1	Schéma d'un signal périodique $x(t)$, d'amplitude A et de période t . Source : https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/56/Simple_harmonic_motion.svg .	79
II.1.2	Périodogramme des précipitations de la valley D'Ohio. Source : Moore (1914)	81
II.1.3	Exemples de spectre d'amplitude de signaux . Source : (GRANGER et al. 1964, page 53)	83
II.1.4	Allure commune des spectres d'amplitudes des séries économiques. Source : Granger (1966)	85

II.1.5 Spectre d'amplitude d'une tendance linéaire . Source : (GRANGER et al. 1964, page 131)	87
II.1.6 Spectre d'amplitude de la série $Y(t) = m(t) + X_t$, où $m(t)$ est une tendance linéaire et $X(t)$ un processus stationnaire. Source : (GRANGER et al. 1964, page 131)	88
II.1.7 « Illustration de la transformée pour un signal continu ». Source : (Gao et Yan 2010, page 20)	89
II.1.8 « Illustration de la transformée de Fourier à court terme » . Source : (Gao et Yan 2010, page 22)	91
II.1.9 « Boîtes temps-fréquence ou atomes temps-fréquence » . Source : (Gao et Yan 2010, page 24)	92
II.2.1 Décomposition pyramidale par analyse multirésolution.	99
III.1.1 Illustration des $FRAMA_E(4, 300, 126)$ et $FRAMA_H(40, 250, 252)$ sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.	141
III.1.2 Illustration des $Haar_6$, $Haar_7$, et $Haar_8$ sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.	144
III.1.3 Illustration des moyennes mobiles de longueur $N=50, 150$ et 200 sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.	147
III.2.1 Graphes des indices (NASDAQ, S&P500, CAC40, DAX) à la fermeture.	152
III.2.2 Graphes des rendements logarithmiques des indices (NAS- DAQ, S&P500, CAC40, DAX) à la fermeture.	154
III.2.3 Évolution annuelle des exposants de Hurst des indices du Nasdaq, S&P500, du Cac40 et du Dax sur la période de 1965-2015	172
III.2.4 Variation de la moyenne mobile courte sur les cours du taux change AUD/USD.[source : https ://c.forex- tsd.com/forum/164/fastma-2.jpg]	177

A.1	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	220
A.2	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	222
A.3	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	225
A.4	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	227
A.5	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	230
A.6	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	232
A.7	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	235
A.8	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2000 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	237

A.9	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	240
A.10	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.	242
A.11	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	245
A.12	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.	247
A.13	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	250
A.14	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	253
A.15	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	256
A.16	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	259
A.17	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	262

A.18	Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture. . . .	265
------	---	-----

-

INTRODUCTION GÉNÉRALE

CONTEXTES ET ÉTUDES

À travers l'histoire, l'Homme a toujours voulu comprendre le monde et ce qui s'y rattache. Dans cette quête, il a usé des méthodes rationnelles ou irrationnelles pour y parvenir, tant bien que mal. Ainsi, comprendre l'Univers revient en général à étudier les phénomènes inattendus ou les processus physiques présents et d'en décrire leurs évolutions (passée, présente et future). Aussi bien que prévoir ce qui pourra se produire demain constituerait un enjeu majeur sur les activités humaines. Cela se vérifie par les prévisions météorologiques, les régimes hydrologiques, l'évolution des cours boursiers, les sondages lors d'une élection, etc.

Plus particulièrement en finance, où la prévisibilité de la dynamique des cours boursiers intéresse autant les praticiens que les théoriciens. D'ailleurs, l'une des hypothèses qui est restée la plus controversée en finance est celle énoncée par [Fama \(1965\)](#) qui suppose que les prix des actifs financiers reflètent « toute l'information disponible », de sorte qu'il est impossible de faire des profits anormaux en exploitant l'information disponible. Ainsi, lorsque le marché est efficient, il est inutile d'essayer de prédire les variations futures des cours boursiers pour en tirer une quelconque possibilité de profits. L'hypothèse d'efficience des marchés (EMH) au sens faible énoncé par [Fama \(1970\)](#) repose sur le modèle de marche aléatoire. Ce concept a été auparavant proposé par [Bachelier \(1900\)](#), [Osborne \(1959\)](#), [Alexander \(1961\)](#), [Cootner \(1964\)](#). L'EMH au sens faible a suscité l'intérêt de la communauté scientifique, et joue un rôle important dans le développement des théories économiques qui étudient les séries financières. Concernant ce sujet, la littérature abonde sur les travaux qui testent l'efficience des marchés au sens faible. Leurs objectifs peuvent être globalement répartis en deux catégories. La première étudie la prédictibilité des séries financières en fonction des don-

nées historiques, en s'aidant des procédures de tests statistiques pour déceler la présence d'autocorrélations significatives dans les rendements des cours (Fama (1970)), en décelant la présence de mémoire (Teyssière et Kirman (2006)), ou en utilisant des modèles de prévision (Rapach et Zhou (2013)). La deuxième étudie la profitabilité des indicateurs techniques utilisés dans les systèmes de trading (Hudson et al. (1996), Park et Irwin (2007)). D'importants travaux de la littérature ont pu ressurgir de ces deux groupes, les résultats obtenus sont contradictoires et maintiennent le débat sur le rejet ou non de l'efficience des marchés. Un exemple simple montrant cette contradiction porte sur l'utilisation des tests de dépendance comme les tests d'autocorrélation, les tests de runs sur les rendements boursiers. En effet, l'hypothèse nulle est le bruit blanc des rendements des cours, or cette affirmation est discutée par Granger et Andersen (1978), qui concluent que les tests d'autocorrélation ne sont pas adaptés pour des processus non linéaires comme les séries financières.

Lim et Brooks (2006) ont relevé et sélectionné une liste de travaux sur la période de 1965 à 2005, où ils étudient la prédictibilité des séries financières sur plus de 25 pays, et ils en concluent que les résultats sont contradictoires sur le rejet ou non de l'EMH. De plus, ces contradictions sont dues en partie à la diversité des méthodes et des données utilisées.

Ces conclusions sont discutées dans trois ouvrages. Dans l'ordre chronologique, la première fut écrite par Burton (1996), qui défend l'idée de l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. La seconde écrite par Lo et MacKinlay (1997), propose une synthèse de travaux qui rejette le modèle de marche aléatoire dont est issue la théorie de l'EMH. La troisième de Singal (2006), se focalise sur les différentes anomalies qui peuvent affecter le marché.

Ces quelques travaux montrent qu'il est difficile d'étudier les séries financières dues à certaines caractéristiques qui leur sont inhérentes comme la non-stationnarité et la non-linéarité (De Lima (1998a)). Face à cette complexité, il est donc nécessaire de recourir à des outils plus robustes.

C'est dans cette optique que l'analyse par ondelettes a su gagner en popularité sur l'étude des systèmes complexes (Sjöberg et al. (1995)), si bien

que son intérêt s'est très vite élargi auprès des financiers et économistes depuis les années 90 (Ramsey (1999)). La Théorie des ondelettes est un outil mathématique des traitements du signal et des images, dont l'origine est liée à la transformée de Fourier. En effet, dans le domaine du traitement des signaux et de l'image, les physiciens disposent d'innombrables outils liés à l'analyse spectrale. Le plus connu est l'analyse de Fourier, qui décompose un signal en sinusoides à des fréquences différentes (Spiegel (1983)). Un autre paradigme est proposé par l'analyse de Fourier, qui est une technique mathématique permettant de transformer notre vision du signal du domaine temporel vers le domaine fréquentiel. Mais l'analyse de Fourier a un grand inconvénient, en passant dans le domaine fréquentiel, l'information temporelle est perdue (Begg et Palaniswami (2006, pp. 47-48)). Lorsqu'on regarde ainsi la transformée de Fourier d'un signal, il serait impossible de dire quand un événement a eu lieu. Si les propriétés statistiques du signal telles que la moyenne, la variance ou la fréquence ne dépendent pas du temps, on caractérise souvent ce signal par « stationnaire » (Chao et al. (1993)). Toutefois, la plupart des signaux étudiés contiennent de nombreuses caractéristiques non stationnaires¹ ou transitoires comme : la dérive, les tendances, les changements brusques. Ces caractéristiques sont souvent présentes dans la réalité, et il est difficile de les ignorer sans introduire de biais dans les analyses. Or l'analyse de Fourier n'est pas adaptée à les détecter (Polikar (1996)). Dès lors que, l'hypothèse de stationnarité est rejetée pour un signal ou une série temporelle, l'analyse de Fourier fournit des résultats biaisés, car elle est limitée à l'étude de processus stationnaires. Pourtant, cet inconvénient ne se retrouve pas lorsqu'on a recours à l'analyse par ondelettes. Elle permet par conséquent de s'affranchir de certaines limitations de la décomposition en temps-fréquence de l'analyse de Fourier (Poularikas (2010, chapitre 10)). Grâce à l'analyse multi-résolution, l'analyse par ondelettes permet de décomposer un signal à différents niveaux d'échelle ou de résolution. De plus, cette décomposition permet de séparer un signal en plusieurs motifs suivant l'échelle de résolution afin d'en extraire l'information ; et cela constitue l'ap-

1. Nelson, C. R., & Plosser, C. R. (1982). Trends and random walks in macroeconomic time series : some evidence and implications. *Journal of monetary economics*, 10(2), 139-162.

proche « temps-échelle » (Mallat (1999)). Cette méthode offre la possibilité d'identifier la variété de facteurs qui gouvernent les fluctuations des prix des actifs financiers sur différents niveaux de résolution, comme la présence de non-linéarité et de non-stationnarité (Ramsey et Zhang (1997)). Par ailleurs, la décomposition peut se faire sur des bases de fonctions orthogonales, non orthogonales et bio-orthogonales et offre la possibilité d'effectuer l'analyse multi-échelle de tous signaux (Mallat (1999)).

En économie ou en finance, l'utilisation de l'analyse par ondelettes s'est faite progressivement depuis les années 90. Ces avancées ont été rendues possibles grâce à l'implication de certains auteurs qui ont su adapter cet outil pour l'analyse des séries économiques ou financières, et à l'intérêt qu'ont su manifester les mathématiciens (Percival et Walden (2000)) et physiciens (Struzik (2001)) sur le fonctionnement de l'économie et de la finance.

Elle a permis le développement des tests sur l'efficience des marchés au sens faible. Ses contributions ont fait ressurgir de nouvelles disciplines comme l'étude de mémoire longue par l'estimation de l'exposant de Hurst, de la dimension fractale, la prédictibilité des séries financières et l'étude de la dépendance non linéaire.

Si de nombreux travaux concluent l'efficacité de l'analyse par ondelettes pour l'étude de mémoire longue notamment sur sa robustesse en ce qui concerne l'estimation de l'exposant de Hurst (Simonsen et al. (1998)), elle a permis également le développement des modèles de prévisions (Ario (1996), Murtagh et al. (2004b), Mabrouk et al. (2008), Zheng et al. (2000), Ortega (2012)).

Ces auteurs montrent que la théorie des ondelettes peut constituer un outil intéressant pour tester l'efficience des marchés au sens faible à travers l'étude de la mémoire longue et la prévision des séries financières. L'analyse par ondelettes possède également des capacités à étudier les séries temporelles présentant à la fois la non-linéarité et la non-stationnarité.

L'analyse par ondelettes constitue un outil mathématique moins restrictif, et peut s'appliquer sur l'étude de tout type de série temporelle. L'analyse technique s'affranchit de l'assertion de non-linéarité ou de non-stationnarité en utilisant diverses approches pour la prévision des séries financières. Elle

a été créée initialement par Charles Dow² considéré comme étant le père fondateur de l'analyse technique. Une discipline qui a la base était destinée à l'étude graphique notamment des motifs des cours boursiers. Elle se base sur le principe que ces motifs qui ont survécu par le passé peuvent se reproduire dans le futur. L'analyse technique repose ainsi sur la possibilité que les cours boursiers présentent une autosimilarité dans le temps à travers les motifs particuliers comme les phases de tendance, et qu'elles peuvent être identifiées et prédites suivant des règles précises.

C'est une pratique qui s'est largement répandue sur les marchés, et utilisée par la plupart des traders professionnels. Elle possède deux branches dont l'une développe des indicateurs techniques basés sur des formulations mathématiques, et l'autre utilise des outils géométriques pour faire ce qu'on appelle l'analyse graphique ou « chartisme ». L'objectif de l'analyse technique est d'utiliser les informations sur les cours boursiers ou les volumes, pour construire des indicateurs techniques ou des analyses graphiques. Le but étant d'anticiper l'évolution future du marché, en prenant comme hypothèse « l'autosimilarité des cours boursiers ». En d'autres termes qu'il est possible d'exploiter les informations contenues dans l'historique des cours pour en prédire leur évolution future contrairement à ce que l'EMH au sens faible prétend. Le rejet ou non de l'EMH par l'analyse technique se fait à travers de l'étude de rentabilité des systèmes de trading. Toutefois, la rentabilité de l'analyse technique est également sujette à des controverses. [Blume et al. \(1994\)](#), [Gencay \(1998b\)](#), [Lo et al. \(2000\)](#) supportent l'efficacité de l'analyse technique pour obtenir des excès de rentabilité alors que les travaux de [Jacobs et Levy \(1988\)](#), [Brock et al. \(1992\)](#), [Hudson et al. \(1996\)](#) réfutent cette possibilité. Plus récemment, [Park et Irwin \(2007\)](#) ont fait une revue de la littérature sur la rentabilité de l'analyse technique, et ils remarquent que l'utilisation de simple indicateur technique était profitable au moins avant les années 90³. Une période typiquement tendancielle ([Lee et al. \(2010\)](#)) qui a sans doute donné la possibilité à l'analyse technique de battre le marché. Des performances qui dépendent ainsi de la présence de mémoire sur le marché. Dès lors que le marché change de régime, tel est le cas sur la

2. [Dow \(2009\)](#) rassemble la synthèse de ses travaux.

3. ([Park et Irwin 2007](#), page 54)

période post 2000 (Lee et al. (2010)), alors les performances peuvent changer, voire se dégrader en fonction des conditions observées sur le marché. Ces caractéristiques peuvent amener diverses conclusions sur l'étude des performances des indicateurs techniques et également sur le type de stratégie adoptée.

OBJECTIFS ET MOTIVATIONS

Les travaux mentionnés ci-dessus font ressortir plusieurs points sur le test de l'efficience faible. La première est attribuée à la présence de mémoire longue dans les séries financières. Ainsi, si l'existence de mémoire apparaît dans les séries étudiées, serait-il possible de l'exploiter pour prédire l'évolution des cours à l'aide des indicateurs techniques? le second point qui subsiste est lié à la possibilité de battre la stratégie buy-and-hold sur le long terme au moyen de l'analyse technique. En dernier point, est-ce-que la théorie des ondelettes constitue une meilleure alternative par rapport à l'utilisation de filtres utilisés en analyse techniques tels que les moyennes mobiles simples? En effet, ce type de filtre est couramment utilisé pour lisser les cours boursiers afin de capter les tendances.

Ainsi, par rapport à ces trois points, les objectifs de cette thèse discutent des apports de la théorie des ondelettes sur le test d'efficience faible à travers l'évaluation des performances de systèmes de trading. D'ailleurs la particularité de ces systèmes de trading repose sur le fait qu'ils utilisent les indicateurs techniques créés à partir de la décomposition en ondelettes de Haar. Deux indicateurs techniques ont été ainsi développés, le premier a été obtenu directement à partir de la décomposition de Haar. Le second a été créé indirectement en modifiant la moyenne mobile adaptative d'Ehlers. Cette modification concerne le remplacement de la dimension fractale d'homothétie par celle obtenue à partir de la transformée en ondelettes MODWT (Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform). Afin de répondre à ces problématiques, il nous apparaît important d'exposer trois propositions de recherche afin de mieux comprendre notre méthodologie.

La première proposition consiste à la création d'indicateurs techniques basés sur la décomposition en ondelettes de Haar non décimée. En effet, l'analyse

technique regroupe de nombreux outils orientés dans la plupart des cas sur le filtrage du bruit à travers les moyennes mobiles simples, pondérées ou exponentielles. Néanmoins l'utilisation de ces filtres de lissage implique le choix d'un ou plusieurs paramètres. Par exemple dans le cas d'une moyenne mobile simple ou exponentielle, ce paramètre est associé à n jours. Un choix crucial, car sa valeur peut influencer plus ou moins les performances de l'indicateur technique suivant les périodes considérées. Théoriquement pour une série temporelle de longueur N , le paramètre de la moyenne mobile simple appartient à $[2; N - 1]$; soit $N-2$ choix de moyenne mobile possible. Sachant que la moyenne mobile agit comme un filtre, il est important de choisir la valeur de n en fonction du niveau de bruit sur le marché.

Concrètement, la valeur de n correspond au degré de lissage et une mesure du niveau de bruit, peut être assimilée à la dimension fractale. Or, l'analyse technique ne fournit pas de méthode qui fait le lien entre le degré de lissage et la dimension fractale. C'est pourquoi, notre approche consiste à faire le lien entre le niveau de persistance des cours et du degré de lissage, d'utiliser la décomposition en ondelettes de Haar non décimée afin de s'affranchir de l'utilisation des moyennes mobiles. Le choix de la décomposition en ondelettes de Haar est motivé par sa simplicité à mettre en uvre, car elle ne nécessite que la connaissance du calcul d'une simple moyenne. Les approximations au niveau de résolution j sont utilisées comme des indicateurs techniques à l'image des moyennes mobiles dont le but est de capter la tendance de la série financière à court, moyen et long terme. Par conséquent, l'avantage réside dans le choix du niveau de résolution de la décomposition en ondelettes, car nous faisons l'hypothèse qu'un niveau de résolution suffisant se situe entre 1 et 8, en fonction de la dimension fractale.

La seconde proposition de recherche tente de quantifier le lien entre la dimension fractale et la profitabilité des indicateurs techniques basés sur la décomposition en ondelettes sur les données du Nasdaq, du S&P500, du Cac40 et du Dax .

De nombreux travaux montrent des anomalies vis-à-vis de l'efficiencia des marchés telle que la présence de mémoire longue dans les séries financières, ils tentent en outre de prédire l'évolution des séries financières. Il y a peu

d'auteurs qui essaient d'exploiter l'information donnée par la dimension fractale pour l'intégrer dans un modèle de prévision. [Eom et al. \(2008\)](#), [Lento \(2009\)](#) soulignent qu'il existe peu de travaux qui font le lien entre présence de mémoire et prédictibilité des cours. Pourtant, la diversité des méthodes utilisées pour estimer l'exposant de Hurst est une illustration du développement de l'étude de mémoire longue. Si initialement l'exposant de Hurst se calculait à partir de l'analyse des étendues normalisées, il existe aujourd'hui d'innombrables méthodes pour l'estimer. Cette remarque est valable également pour la dimension fractale, dont le concept fut introduit par [Mandelbrot \(1983\)](#) pour classer les séries temporelles. D'un point de vue pratique, il y a également peu de travaux qui expliquent comment utiliser ces informations, notamment leur utilisation en trading. À notre connaissance, il y a trois principaux auteurs qui ont proposé l'utilisation de la dimension fractale comme une information pertinente à prendre en compte pour la création d'indicateurs techniques ou dans un système de trading. Le premier auteur est [Ehlers \(2005\)](#), il utilise la dimension d'homothétie et crée l'indicateur technique FRAMA « fractal moving average ». Le second est [Kaufman \(2010\)](#) qui utilise l'information fournie par l'efficiency ratio pour construire l'« adaptative moving average ». Et enfin [Lento \(2009\)](#), étudie le lien entre la valeur de la dimension fractale et la profitabilité des indicateurs techniques tels que la moyenne mobile et les bandes de bollinger.

En résumé, cette thèse propose une nouvelle approche de l'utilisation de la décomposition en ondelettes notamment sur l'utilisation de la décomposition de HAAR non décimée sur quatre points distincts :

- le filtrage du bruit dans les séries financières,
- la création d'indicateurs techniques,
- l'utilisation de la dimension fractale comme information pertinente à prendre en compte dans le système de trading,
- l'étude de la profitabilité des systèmes de trading sur les marchés américain et européen.

La structure de notre recherche comporte trois grandes parties :

- 1) La première partie comprend trois chapitres, dont le premier concerne les concepts et fondements de l'efficiency des marchés financiers, où

nous discutons brièvement de son historique et des différentes définitions sur les formes d'efficience. Le second chapitre aborde les outils classiques et modernes de l'analyse technique. Le dernier renseigne sur l'étude de leurs profitabilités.

- 2) La deuxième partie fournit les apports de la décomposition en ondelettes sur les séries financières. Ainsi, le premier chapitre introduit l'analyse de Fourier et ses diverses applications. Le second chapitre présente de façon générale les notions sur la décomposition en ondelettes en donnant une brève historique sur son évolution. Il présente également l'analyse multi-résolution (Mallat (1999)), sur laquelle repose la décomposition en ondelettes et enfin l'algorithme à trous ou non-décimée, le type de décomposition en ondelettes adoptée dans cette thèse. Dans le dernier chapitre, nous faisons une revue de la littérature sur trois points essentiels de la contribution de l'analyse par ondelettes dans l'étude des séries financières, sur laquelle nous nous basons pour construire nos analyses.
- 3) La dernière partie est consacrée à l'évaluation des systèmes de trading sur les données du Nasdaq, du S&P500, du Cac40 et du DAX. Ainsi, dans le premier chapitre, nous proposons d'introduire trois indicateurs techniques basés sur la décomposition en ondelettes de Haar. Ensuite, nous procédons à leur évaluation en terme de performances. Le dernier s'intéresse à la mise en place d'un système de trading dont la particularité réside dans le fait qu'il a été construit sur la combinaison de plusieurs stratégies basées sur les indicateurs Haar.

La conclusion générale résume les principaux résultats obtenus sur les tests de l'efficience faible par les ondelettes de Haar. Nous détaillons également nos contributions théoriques et pratiques par rapport à la littérature existante. Nous discutons par la suite des limites et perspectives de nos approches sur le plan managérial, notamment sur les différentes applications possibles de l'analyse par ondelettes de Haar en analyse technique.

Première partie

L'analyse technique : une tentative de remise en cause de la forme faible de l'efficience des marchés financiers

L'HYPOTHÈSE D'EFFICIENCE DES MARCHÉS FINANCIERS

I.1.1 LA THÉORIE DOMINANTE : L'EFFICIENCE DES MARCHÉS FINANCIERS

Sur les marchés financiers, les spéculateurs et les investisseurs tentent d'anticiper le comportement des prix d'actif. Toutefois, l'existence d'innombrables facteurs économiques et d'aléas montre que le marché devient un système complexe dont l'évolution est conditionnée par les traders qui tentent de faire du profit sur les transactions ([Johnson et al. \(2003\)](#)). Devant la complexité rencontrée sur les marchés financiers, où la probabilité de gagner ou de perdre reste incertaine, il est évident que la connaissance du risque et du mouvement des actifs permet d'obtenir de meilleures performances. Ainsi, la prévision des séries financières constitue un enjeu majeur sur les marchés financiers, en effet une meilleure anticipation de l'évolution des prix des actifs peut améliorer la rentabilité des investisseurs. Néanmoins, cette tâche reste difficile, car les actifs financiers font partie des processus non linéaires, non stationnaires et chaotiques ([Mandelbrot \(1999\)](#), [Tan et al. \(2005\)](#)).

En ce qui concerne la prédictibilité des cours, une question cruciale subsiste toujours à l'heure actuelle : **peut-on prédire les séries financières ?**

L'un des premiers à y apporter une réponse fut [Bachelier \(1900\)](#), dans sa thèse « La théorie de la spéculation ». [Bachelier \(1900\)](#) étudie le marché boursier avec la théorie des probabilités. Il y introduit notamment que les prix d'actif suivent une marche aléatoire ou « random walk ». Il s'inté-

resse particulièrement aux mouvements de hausse et de baisse des cours, il suggère que « le marché ne croit ni à la hausse ni à la baisse du cours vrai ». Ainsi, prévoir les valeurs futures des cours serait illusoire en vertu de leur imprévisibilité. D'autant plus que « l'espérance mathématique du spéculateur est nulle » ; par conséquent la réalisation de gains se présente comme si le spéculateur joue dans un jeu de hasard à espérance nulle. Ces observations sont en accord avec la notion de « martingale » qu'il introduit dans sa thèse. Cette notion qui est issue de la théorie des probabilités pour distinguer un type de processus stochastique dynamique fut l'origine du concept de mouvement brownien à la suite des travaux réalisés par A.Einstein en 1905.

Malgré cette approche révolutionnaire de Bachelier par rapport aux connaissances des marchés financiers de l'époque, les travaux de ce dernier furent ignorés pendant plus d'un demi-siècle. [Samuelson \(1965\)](#), reprend le concept de martingale évoqué par [Bachelier \(1900\)](#) pour formaliser de façon économique la notion d'efficience des marchés. Il argumente que les prix varient de façon aléatoire et affirme : « Il n'y a pas de possibilité à réaliser des profits en extrapolant les changements passés dans le prix à terme que ce soit par des études graphiques ou par tout autre moyen ésotérique de la magie ou des mathématiques » puisque, le marché des cotations contient tout ce qui peut être connu sur l'avenir des titres. Un autre auteur, [Fama \(1965\)](#) publie une partie de sa thèse dans le « journal of business », et tout comme [Bachelier \(1900\)](#), ses travaux portent sur le comportement des marchés financiers. Au vu des résultats empiriques qu'il a obtenus, il vérifie que les prix d'actifs suivent une marche aléatoire si bien qu'il en donne la première définition de l'efficience des marchés.

Selon [Fama \(1970\)](#) : « un marché financier est dit efficient si et seulement si l'ensemble des informations disponibles concernant chaque actif financier coté sur ce marché est immédiatement intégré dans le prix de cet actif ». La formalisation de cette hypothèse par [Fama \(1970\)](#) repose sur la formation des prix d'actif. Formellement, l'estimation de la valeur du titre $P_{j,t+1}$ du titre j à la période $t+1$ peut s'écrire de la façon suivante :

$$E(p_{j,t+1}|\Phi_t) = p_{j,t}[1 + E(r_{j,t+1})|\Phi_t]$$

où $E(\cdot)$ dénote l'espérance mathématique ;

$r_{j,t+1} = \frac{(p_{j,t+1} - p_{j,t})}{p_{j,t}}$: le taux de rentabilité du titre j à la période $t+1$;

Φ_t : l'ensemble des informations disponibles qui sont supposées être reflétées dans le titre à la période t ;

$E(r_{j,t+1}|\Phi_t)$: la rentabilité espérée conditionnée par l'ensemble des informations disponibles.

Dans ce modèle d'équilibre du marché, si les prix reflètent l'ensemble des informations actuelles et passées, alors seuls les événements futurs peuvent entraîner des changements sur les prix d'actif.

L'EMH (hypothèse d'efficacité des marchés) exclut la possibilité de battre le marché et faire des profits exorbitants. Lorsqu'une information est connue et intégrée dans les prix ; elle devient obsolète et ne peut être utilisée pour faire des profits substantiels en achetant un actif sous-coté ou en vendant un actif surcoté. L'EMH a suscité des questions parmi les théoriciens de la finance notamment sur « la façon dont les prix intègrent instantanément l'information ».

À ce propos, [Jensen \(1978\)](#) propose une définition de l'efficacité des marchés liés aux coûts de transaction : « A market is efficient with respect to information set θ_t if it is impossible to make economic profits by trading on the basis of information set θ_t ». Cette hypothèse traduit le fait que dans un marché efficace il est impossible pour tout investisseur de tirer profit de vente et d'achat de titre par spéculation sur la base de l'information θ_t . En outre, une définition de l'efficacité des marchés fût donnée par [Malkiel \(1992\)](#) dont le contenu se rapproche de celle de [Jensen \(1978\)](#) : « A capital market is said to be efficient if it fully and correctly reflects all relevant information in determining security prices. Formally, the market is said to be efficient with respect to some information set, ϕ_t , if security prices would be unaffected by revealing that information to all participants. Moreover, efficiency with respect to an information set, ϕ_t , implies that it is impossible to make economic profits by trading on the basis of ϕ_t ». Cette affirmation

avance que si un marché est dit efficient s'il reflète complètement et correctement toute l'information pertinente pour l'évaluation des titres. Ainsi, la connaissance de l'ensemble des informations disponibles par tous les participants n'aura pas d'incidence sur les prix. Trois points importants ont été soulignés par [Timmermann et Granger \(2004\)](#) sur la similitude de ces définitions. Premièrement, « l'importance de l'ensemble d'informations ϕ_t adopté dans le test d'efficience », deuxièmement, « la capacité des participants à exploiter cette information dans une stratégie d'investissement » et troisièmement « la possibilité de tester l'efficience informationnelle sur la base des profits économiques ».

Selon [Mandelbrot \(2009\)](#) : « l'incorporation de l'information dans les prix résulte essentiellement de l'action des opérateurs bien informés et des conclusions tirées par des opérateurs moins bien informés, mais rationnels, de l'observation des marchés ». De plus, la présence de bruiteurs et d'agents rationnels a conduit [Grossman et Stiglitz \(1980\)](#) à établir le paradoxe suivant : puisque l'information est potentiellement coûteuse, les prix ne peuvent pas refléter correctement toute l'information disponible à tout instant.

Si l'EMH est vérifiée alors ceux qui achètent de l'information n'auront aucune compensation. Il serait inutile de chercher à produire ou à interpréter l'information puisque les prix n'en refléteraient aucune et qu'aucun prix d'équilibre ne pourrait se former. Il y a donc un conflit fondamental entre l'efficacité avec laquelle les marchés diffusent l'information et les incitations à acquérir cette dernière. L'hypothèse d'efficience n'est pas directement vérifiable puisqu'elle doit être simultanément testée avec un modèle de formation de prix. On ne pourrait conclure avec certitude si le rejet de l'hypothèse nulle résultait de l'inefficience du marché ou du modèle d'évaluation considéré.

Les formes d'efficience des marchés

Selon hypothèse d'efficience des marchés, l'information y joue un rôle prépondérant. Afin de distinguer les formes d'efficience, [Fama \(1970\)](#) propose trois degrés d'efficience qui sont la forme faible, semi-forte et forte.

La forme faible

La forme faible de l'efficacité stipule qu'il n'est pas possible de réaliser des profits anormaux pour toute stratégie basée sur l'historique des cours. Cette hypothèse repose sur le concept de marche aléatoire, dont une formulation peut être décrite de façon suivante :

$$r_{j,t} = \mu_j + \varepsilon_{j,t}$$

avec $r_{j,t}$: le taux de rentabilité de l'action j à la période t ,

μ_j : une constante associée à l'action j ,

$\varepsilon_{j,t}$: variable aléatoire associée aux termes d'erreur issue de l'estimation de l'action j sur la période t , avec $E(\varepsilon_{j,t}) = 0$, $V(\varepsilon_{j,t}) = \sigma^2$ et $corr(\varepsilon_{j,t}, \varepsilon_{j,t-k}) = 0$

Au vu des caractéristiques que possèdent $\varepsilon_{j,t}$, le rendement espéré devient constant soit $E(r_{j,t}) = \mu_j$.

L'absence d'autocorrélation des rendements renvoie à la notion d'efficacité de marchés financiers qui implique que le cours reflète à tout moment toute l'information disponible sur le titre et donc correspond à la véritable valeur du titre. Pour tester la validité de l'hypothèse de marche aléatoire, la littérature propose deux familles de tests : les tests paramétriques (test d'autocorrélation, de racine unitaire, d'hétéroscédasticité, de portemanteau, etc.), et les non paramétriques (test des runs, de corrélation de Spearman, de cointégration, du signe, de dépendance à long terme, etc.). Si la première suppose la normalité des rendements, la seconde peut être appliquée à une variable aléatoire suivant une loi quelconque.

[Kendall et al. \(1953\)](#) apportent une importante contribution sur l'étude des séries temporelles notamment sur l'étude d'indépendance des taux de rendement des actifs financiers. Leurs études montrent une faible autocorrélation entre les variations successives au niveau des prix. Cet intérêt est à l'origine des études sérieuses menées sur les tests paramétriques par de nombreux chercheurs. À ce sujet, Fama teste empiriquement la validité du modèle de marche aléatoire respectivement en 1965 et 1970. [Fama \(1965\)](#) a utilisé les

tests d'autocorrélation et de changements de signe sur les rentabilités journalières du DOW JONES, et conclut que « les changements successifs des prix sont indépendants, et sont en adéquation avec l'hypothèse d'efficience des marchés ». Des études similaires ont été menées par [Solnik \(1973\)](#) sur le marché européen. Il étudiait les coefficients d'autocorrélation quotidiens, hebdomadaires, bihebdomadaires et mensuels des variations journalières des titres qui y sont cotés. Les autocorrélations calculées étaient trop faibles pour permettre aux investisseurs de réaliser des profits. Toutefois, il évoque les raisons qui entraînent la faible valeur de ces autocorrélations notamment sur les imperfections des marchés européens. Selon l'auteur, ces imperfections résultent des manques d'exigence concernant la régulation de l'information, la présence des délits d'initié et les discontinuités liées au trading. Les études effectuées par [Fama et French \(1988\)](#) sur les autocorrélations des rentabilités quotidiennes de portefeuilles de titres cotés sur le NYSE entre 1926 et 1985 concluaient que sur des horizons courts (journalier, mensuel) ; les autocorrélations étaient positives et significatives. Pourtant celles obtenues sur des horizons longs (annuels) devenaient négatives. Toutefois, une significativité des tests statistiques d'un point de vue économique n'implique que le marché soit inefficent, [Fama \(1970\)](#).

[Fama \(1991\)](#) fait une revue de la littérature concernant l'hypothèse qu'il a énoncée auparavant, sur le caractère efficient des marchés financiers. Il reconnaît ainsi que les arguments sur lesquels il s'est basé pour caractériser un marché efficient n'étaient pas suffisants.

La définition du marché efficient selon [Fama \(1970\)](#) était incomplète, d'autant plus qu'elle devait réunir plusieurs conditions comme l'absence de coût de transaction et le coût de l'information. De plus, l'efficience des marchés doit être réalisée avec un test joint, c'est-à-dire qu'il faut d'une part tester que les cours suivent une marche aléatoire, d'autre part, il faut construire un modèle de formation de prix pour en prédire les variations futures des cours boursiers. En effet, selon l'auteur, il ne suffit pas de statuer à l'aide d'un test pour pouvoir conclure que le marché est efficient ou non. Ainsi, cette nouvelle contrainte complexifie davantage l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. De plus, [Fama \(1991\)](#) distingue entre autres qu'il faut différencier

les interprétations sur les résultats obtenus sur les horizons à court terme et sur le long terme. Fama (1991) cite également les principaux travaux de la littérature qui ont contribué au test d'efficacité des marchés financiers et leurs implications sur l'étude des événements tels que l'information privée, la prévision des rentabilités boursières.

La forme semi-forte

Un marché est dit efficace au sens semi-fort si les cours à l'instant t intègrent instantanément l'ensemble des informations rendues publiques, à savoir l'historique des cours, mais aussi les données financières, macroéconomiques, etc. Ainsi il n'est pas possible de prévoir l'évolution des cours ni de réaliser des profits substantiels sur un tel marché en s'aidant de toute stratégie basée sur l'historique et sur l'information publique. Bien entendu, lorsque la forme semi-forte est vérifiée, cela implique que le marché est aussi efficace au sens faible. Ainsi étudier cette forme d'efficacité revient à évaluer l'impact de la publication de nouvelles informations sur l'ajustement des cours. En effet, dans un tel marché, les prix d'actifs doivent réagir instantanément aux annonces des résultats des bénéficiaires, des dividendes, etc. Il s'agit donc d'étudier la vitesse d'ajustement des cours à une nouvelle information. De plus, la vitesse de réaction par rapport à une information non anticipée reflète le degré d'efficacité du marché.

L'étude des effets d'annonce d'un titre coté sur un marché se fait par le calcul des rentabilités anormales par la méthode, CAR (Cumulus average residual) introduite par Fama (1969). Cette rentabilité résiduelle est obtenue par la différence de sa rentabilité observée et sa rentabilité théorique. Formellement, elle peut s'écrire de la façon suivante :

$$\epsilon_{j,t} = r_{j,t} - E(r_{j,t}|r_{m,t}, \beta_{j,t})$$

Où $\epsilon_{j,t}$ est la rentabilité résiduelle estimée du titre j sur la période t ;

$r_{j,t}$: la rentabilité observée du titre j sur la période t ;

$E(r_{j,t}|r_{m,t}, \beta_{j,t})$: la rentabilité attendue selon le modèle du marché conditionné par la rentabilité observée du marché et du risque $\beta_{j,t}$ du titre j .

La rentabilité anormale du titre j sur une période de N jours peut être calculée comme suit :

$$CAR_j = \sum_{j=1}^N \epsilon_{j,t}$$

Pour un marché efficient, la valeur moyenne de $\epsilon_{j,t}$ doit tendre vers 0, après l'annonce d'un événement. Cette condition est nécessaire pour que le cumul des rentabilités résiduelles soit voisin de 0. Fama (1969), Fisher, Jensen et Roll « FFJR » ont examiné l'impact des annonces des scissions d'actions cotées sur la bourse de New York (NYSE). Théoriquement, les scissions d'action en elle-même ne procurent aucun profit économique. Pourtant, l'annonce de ces scissions est généralement suivie d'une augmentation de dividendes. FFJR estiment que cette augmentation révèle une confiance des « managers » au niveau des gains futurs de l'entreprise. Cette étude a mis en évidence la forme semi-forte de l'efficience. En effet, le marché considère l'ajustement rapide dans les titres l'annonce de ces scissions. Par la suite, des études similaires ont été conduites par Grinblatt et al. (1984), Lamoureux et Poon (1987), Downen (1990). Concernant l'annonce des résultats, on peut se reporter aux études de Ball et Brown (1968), AHARONY et SWARY (1980).

La forme forte

Un marché est dit efficient au sens fort si les prix reflètent à chaque instant toutes les informations disponibles qu'elles soient publiques ou privées. Dans ce type de marché, il est très peu probable de tirer parti des informations relatives à un actif financier dans le but de prévoir son évolution ou de réaliser des profits anormaux. Les tests d'efficience au sens fort étudient les possibilités des investisseurs initiés à réaliser des profits substantiels. La littérature qualifie les investisseurs initiés comme étant des agents qui détiennent un certain pourcentage d'actions suffisamment élevé qui leur permet d'accéder au corps managérial ou faisant partie des organes de direction de l'entreprise. Aussi bien que la méthodologie de ces tests consiste à observer les différences de performance entre les initiés et les autres investisseurs. À ce propos, Jaffe (1974) a étudié la forme forte

de l'efficacité sur le marché boursier américain. Il met en évidence que certaines informations détenues par les initiés ne sont pas incorporées dans les prix. En effet, l'utilisation de ces informations privées peut procurer des profits excédentaires aux initiés. De plus, il montre que dans une telle situation, le marché n'arrivait pas à anticiper le délit d'initié. Les travaux de [Seyhun \(1985\)](#) confirment cette possibilité de réaliser des profits significatifs par les initiés. Toutefois, il rejette l'hypothèse selon laquelle l'annonce d'un délit d'initié ne provoquerait pas une réaction immédiate du marché. Selon l'auteur, cette erreur est due à la mauvaise spécification du modèle de [Jaffe \(1974\)](#).

[Finnerty \(1976\)](#) a étudié les transactions des initiés sur le NYSE sur la période allant de janvier 1969 à décembre 1972. Il utilisait la méthodologie de [Jensen \(1978\)](#), qui décrit la prime de risque d'un titre par rapport au marché. Il met en évidence des gains positifs, et significativement différents de 0 sur les achats de portefeuille après douze mois de la date à laquelle les transactions ont été effectuées. Il souligne également la validité de cette conclusion sur les ventes de portefeuilles. D'un côté, [Ippolito \(1989\)](#) a analysé les relations entre les performances des fonds de placement communs et les variables telles que la taille des actifs, les dépenses, les chiffres d'affaires. Il conclut que les fonds de placement domestiques ajustés au risque, après déduction des commissions, étaient comparables aux rendements des fonds indiciels. Toutefois, il n'y avait aucune corrélation entre les performances du taux de rotation des portefeuilles et les fonds de placement.

La plupart des études sur la forme forte de l'efficacité rejettent cette hypothèse en raison de ceux qui possèdent des informations privées pouvant réaliser légalement ou illégalement des profits excédentaires. Plus récemment, [Malkiel \(2005\)](#) réfute les possibilités que tels investisseurs puissent battre le marché. En effet, il n'existe pas encore de preuves irréfutables qui démontrent que l'utilisation des informations privées assure des gains positifs et certains sur les transactions.

I.1.2 LES THÉORIES ALTERNATIVES DE LA FINANCE DES MARCHÉS

I.1.2.1 La finance comportementale

Le but de cette partie est d'introduire une des théories hétérodoxes de la théorie classique qui est appelée également « la finance comportementale¹ ». On entend par « théorie hétérodoxe », le fait qu'elle propose une autre vision différente de celle qui vient de la théorie dominante (Shleifer (2000)). La finance comportementale discute des différentes causes des imperfections de la théorie classique liées « aux biais psychologiques ». La première est « le concept de rationalité des investisseurs », une hypothèse selon laquelle les agents prennent toujours les meilleures décisions en termes d'investissement, et sont capables d'analyser et d'intégrer les informations en leur possession (Shleifer et Summers (1990)). L'émergence de la finance comportementale (FC) résulte des manques d'explication de la finance classique sur les différentes anomalies résultantes des intervenants du marché. D'autres facteurs rentrent également dans le champ de la FC à savoir les différentes questions qu'elle se pose sur la validité des hypothèses sur lesquelles repose l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. La FC se concentre principalement sur l'agent économique qui opère sur le marché. Les questionnements soulevés par la finance comportementale concernent les conséquences de la rationalité imparfaite des investisseurs sur leurs performances, mais également sur le marché lui-même. Elle tend à s'émanciper des chaînes qu'impose la rationalité des investisseurs, notamment le fait de réduire à un ensemble d'équations le comportement de chaque individu. Elle renforce davantage le débat sur la validité de l'efficience des marchés en la rejetant systématiquement. Elle doute fondamentalement du réalisme des hypothèses fondatrices de l'efficience qui ne peuvent se calquer sur le monde réel. La théorie classique de la finance et la théorie économique possèdent des socles communs. Deux branches des sciences économiques qui ont évolué grâce aux différentes hypothèses liées à la psychologie de l'agent économique. Si la plupart des modèles utilisés en économie sont issus des statistiques ou

1. Shleifer (2000)

de la théorie de la probabilité, leur construction est basée sur différentes hypothèses afin de rendre la modélisation « acceptable » (Szyszka (2013)). Ces hypothèses concernent entre autres la prise de décision à travers la maximisation de la fonction d'utilité, ou encore l'aversion au risque lorsque la prise de décision se fait dans un environnement incertain. Dans leur ouvrage « The theory of finance », Fama et Miller (1972) expliquent que la théorie de la finance classique est construite à partir de la théorie économique du « choix rationnel des agents ». Ils considèrent que le choix d'investissement sur un marché s'apparente à une acquisition de biens. Comme l'acquisition de chaque action peut rapporter un certain profit ou perte suivant un certain risque. D'après les auteurs, chaque investisseur cherchera à optimiser l'allocation de capital pour constituer son panier de biens ou de titres. La finance classique est étroitement liée au fait de probabiliser le futur. Les informations détenues par l'agent rationnel sont utilisées pour estimer les réalisations d'événements futurs. Toutefois, la notion de rationalité reste une hypothèse cruciale dans la construction des modèles économiques (Von Neumann et Morgenstern (1945)). Une construction qui, initialement, s'est reposée sur les applications des probabilités au jeu de hasard. Bernoulli (1954) introduit la notion d'utilité basée sur la maximisation des gains dans un jeu de hasard. On doit également une grande avancée à Von Neumann et Morgenstern (1945) pour le développement des concepts de jeu de hasard et leurs applications dans l'édification de la théorie économique. Le comportement de l'agent économique dans un environnement incertain suit généralement deux assertions selon la théorie de la rationalité. La première concerne l'aversion au risque, une condition qui limite « le gambling ». La seconde est la maximisation de la fonction de l'utilité de Bernoulli (1954) ou de Von Neumann et Morgenstern (1945). La notion de risque est étroitement liée aux domaines des probabilités. Dans les jeux de hasard, elle est également associée au concept d'incertitude. Dans cette situation, l'agent économique cherche à maximiser son utilité, et le fait qu'il y a de l'incertitude le contraint à être averse au risque. La maximisation de l'utilité en présence du risque est aussi présente en finance, cette action se traduit généralement dans la construction d'un portefeuille constitué de plusieurs

titres. L'investisseur averse au risque cherche à détenir des titres moins risqués, voir même sans risque. À l'opposé, on a les investisseurs qui ont un goût pour le risque où leurs portefeuilles sont majoritairement constitués de titres risqués (Rassi (2007)). La théorie économique suppose que l'individu est rationnel et majoritaire sur les marchés financiers, et peut corriger les anticipations non rationnelles des investisseurs ayant un goût pour le risque. La finance néoclassique possède des limitations, et plus particulièrement ses fondements théoriques ne sont pas totalement vérifiés dans la réalité. Parmi ces limites, on distingue le concept de rationalité des investisseurs ou les agents du marché doivent être parfaitement rationnels (Shiller (2002)). Les différentes attitudes du trader introduisent des biais cognitifs dans la prise de décision. Des biais inhérents aux caractères humains conduits par les émotions, le pessimisme, le goût du risque etc. En ce qui concerne les sentiments, la finance conventionnelle ne tient pas compte de la part des émotions dans les décisions d'investissement. Cette simplification est forte puisque l'être humain fonde ses décisions sur les émotions (Statman (2014)). La finance néoclassique se base sur le fait que l'ensemble des informations est public et accessible à l'ensemble des investisseurs. Cette hypothèse est toutefois peu plausible dans la pratique, car tous les investisseurs n'ont pas accès de façon égalitaire à l'information et cela au même moment (Pompian (2011)). L'auteur note également qu'il est difficile d'admettre que l'analyse et la compréhension des différentes informations peuvent être faites de façon optimale. Si l'efficience des marchés financiers a été érigée à partir de l'hypothèse de marche aléatoire des variations des cours boursiers ; les conséquences de ce choix de modélisation sont nombreuses. Dans la réalité, elle implique que les événements passés n'affectent aucunement ceux à venir. Elle ne distingue pas ou ne formule pas les anticipations des investisseurs irrationnels. Elle suppose que l'ensemble des anticipations des investisseurs détermine la valeur fondamentale. L'existence des investisseurs irrationnels n'a pas donc d'incidence sur les prix, de plus, ils réalisent des performances inférieures à celles du marché (Spyrou (2003)). De plus, l'efficience du marché stipule que le marché cherchera toujours à ce que le prix d'équilibre

se rapproche toujours de la valeur fondamentale.

La psychologie est une discipline dont l'origine remonte à la fin du XIX^{ème} siècle. L'un des recueils les plus influents a été écrit par [Le Bon \(1897\)](#). C'est finalement au début du XX^{ème} siècle que l'un des premiers ouvrages étudie la psychologie du trader et les interactions qui en résultent sur leurs prises de décision. Quelques années plus tard, précisément en 1956, [Festinger \(1962\)](#) a introduit un nouveau concept en psychologie qui est « la théorie de la dissonance cognitive ». La part de la psychologie dans les prises de décision a amené certains auteurs à tester la validité de la parfaite rationalité. [Tversky et Kahneman \(1975\)](#) introduisent les différentes propriétés et les faiblesses des capacités cognitives de l'être humain à travers les différentes notions associées à « l'heuristique » . Selon les auteurs, on peut définir un jugement heuristique est un ensemble de règles mis en place par l'individu, soit en s'aidant des logiques induites par les outils mathématiques ou en faisant appel aux capacités cognitives pour comprendre, réagir, établir les scénarios de certaines situations auxquelles il est confronté. Ils décrivent trois heuristiques utilisées généralement par l'homme lorsqu'il est confronté à des situations dont les scénarios futurs sont incertains. Ces trois heuristiques sont associées à la représentativité, à la disponibilité et aux biais d'ancrage. En 1979, [Kahneman et Tversky \(1979\)](#) attaquent par différentes critiques les fondements de la théorie économique qui portent sur le concept de fonction d'utilité de l'agent, introduit par [Bernoulli \(1954\)](#) et [Von Neumann et Morgenstern \(1945\)](#). Ils proposent entre autres de remplacer la maximisation de la fonction d'utilité par un modèle alternatif, qu'ils appellent « théorie prospective ». Cette théorie consiste à tirer des éléments de la psychologie afin de les utiliser pour interpréter certains comportements des agents économiques. Ce nouveau paradigme a été l'oeuvre de ces éminents psychologues et économiques qui sont à la base de la finance comportementale. Daniel Kahneman et Amos Tversky ont été les cofondateurs de cette théorie en remettant en cause la validité de l'utilité espérée. La théorie se fonde sur le principe que les prises de décision effectuées par les agents économiques se font par rapport aux risques de gains et de pertes par rapport à un point de référence.

Ce point de référence énoncé par les auteurs correspond à une valeur particulière d'une courbe d'utilité. C'est une situation neutre où l'individu réalise un gain nul, un point qui sert de benchmark pour les gains ou risques potentiels. Les auteurs affirment que les individus sont sensibles à la variation des gains ou des pertes qu'ils subissent par rapport au point de référence. Par conséquent, ils essaient d'évaluer leurs prises de décisions en fonction des gains et/ou des pertes potentielles que les investisseurs pourraient subir. [Thaler \(1980\)](#) argumente que les prises de décision des individus ne sont pas toujours conformes à la théorie économique, et suggère que la théorie proposée par [Kahneman et Tversky \(1979\)](#) tend à se rapprocher des situations réelles. Des développements plus poussés ont été publiés par [Tversky et Kahneman \(1985\)](#) où ils mettent en relation l'évaluation des probabilités des scénarios possibles avec la psychologie et les perceptions humaines. Les applications de la finance comportementale ont permis d'aborder de nouveaux sujets tels que l'impact des investisseurs irrationnels sur les cours boursiers ([DeLong et al. \(1987\)](#), [De Long et al. \(1990\)](#)), les limites possibles des arbitrages ([Shleifer et Vishny \(1997\)](#)), les sous-réactions des investisseurs ([Barberis et al. \(1998\)](#)), ou leurs sur-réactions ([De Bondt et Thaler \(1987\)](#)).

I.1.2.2 La finance conventionnaliste

La seconde théorie hétérodoxe qui contredit la théorie standard ou néo-classique de l'efficience des marchés est « la finance conventionnaliste ou autoréférentielle » ([Orléan \(2004\)](#)). Ce développement est dû à des chercheurs français, dont le célèbre André Orléans. Il s'est inspiré de l'économie des conventions ([Orléan \(2004\)](#)) pour l'étendre aux marchés financiers. Le développement de l'économie des conventions est dû aux travaux combinés de plusieurs auteurs². Une théorie qui a émergé dans les années 80 Grâce à Jean Pierre Dupuy³, François Eymard-Duvernay⁴, Olivier Faverneau⁵ et André Orléan⁶. Selon [Orléan \(1987\)](#), l'économie des conventions prend leur

2. https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89conomie_des_conventions

3. [Eymard-Duvernay \(1989\)](#)

4. [Eymard-Duvernay \(2006\)](#)

5. [Eymard-Duvernay et al.](#)

6. [Orléan \(1987\)](#)

origine dans l'étude psychologique des agents économiques dans un contexte d'incertitude (Orléan (1987)). Cette théorie essaie de comprendre le comportement de l'ensemble des individus face à une prise de décision. Le terme « convention » selon Orléan (2004) correspond à « une régularité du comportement observé sur une population ». Ce terme se trouve au coeur de la théorie des conventions qui s'intéressent à la prise de décision d'un ensemble d'individus confrontés à une situation d'incertitude. La finance conventionnelle essaie de répondre à des questions profondes relatives à la validité de l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. Cette branche de la finance est relativement récente puisqu'elle débute dans les années 80 pour combler les lacunes dans les explications de certains événements financiers. La théorie des conventions explore et se propose de compléter la théorie économique sur les prises de décisions. Elle s'inscrit dans un contexte agrégé sur l'étude des comportements des "individus", des institutions dans leur prise de décision. On peut également associer la théorie de la convention à une forme particulière de la théorie des décisions. En effet, leur dénominateur commun est le comportement adopté par l'individu ou l'ensemble des individus dans un contexte d'incertitude. La théorie des conventions cherche à déterminer une convergence des anticipations individuelles lorsque ces derniers doivent prendre des décisions. Tout comme la finance comportementale, la théorie des conventions résulte de plusieurs disciplines notamment de la sociologie (Boltanski et al. (1987), Luc et Laurent (1991)) ainsi que de l'économie et gestion sur la partie organisation (Gomez (1994)). André Orléans propose de revenir sur les différentes critiques sur la théorie dominante qui est celle de l'efficience des marchés financiers. Dans sa conférence ⁷, il expose diverses causes qui amènent à la conclusion suivante : la théorie dominante est insuffisante pour expliquer les phénomènes qui ont secoué les marchés durant ces dernières décennies. Ces événements relatifs aux crises financières aux changements de tendance ont entraîné vraisemblablement un tournant sur la validité de l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. Sur la crise des subprimes de 2012, il évoque une défaillance dans le système de régulation des marchés couplée au comportement excessif de certains investisseurs. D'autres facteurs comme les dérives de certaines banques qui ont attribué

7. <http://ses.ens-lyon.fr/articles/andre-orlean-la-finance-de-marche-et-ses-crisis-77458>

d'innombrables prêts hypothécaires ont conduit le marché vers une situation « instable » (Orléan et al. (2009)) . Selon l'auteur, le mélange de ces facteurs a conduit à un questionnement très sérieux de l'efficience des marchés financiers. Dans le contexte de crise qui s'est produit sur l'éclatement de la bulle en 2008, cette situation résulte d'une certaine confiance vis-à-vis de la théorie dominante, une « croyance » engendrée par cette dernière. Il rappelle alors que les hypothèses formulées par Fama (1965) a conduit à une description du fonctionnement du marché dans sa globalité dans les années soixante. Il affirme que « la résultante des anticipations des flux des dividendes futurs conduit à une bonne estimation de la valeur fondamentale ou intrinsèque ». Les idées majeures véhiculées par Fama (1965) indiquent que le marché joue un rôle important dans l'économie. Il peut être comparé à un organe moteur comme le coeur, dont les rôles sont nombreux. De même par analogie du fonctionnement du marché, il doit jouer le rôle de régulateur, et contribuer à une bonne allocation des ressources. Lorsque le système financier subit des événements qui tendent à le déstabiliser comme les actions de certains traders appelés « bruiteurs » (De Long et al. (1990)). La théorie dominante affirme que la présence des agents rationnels va contribuer à corriger ces anomalies. Pour André Orléans, les croyances des individus sur le rôle sans faille du marché ont contribué au développement de la « bulle de crédits ». Il croit que cet excès de confiance dans les fonctions du marché a conduit vraisemblablement à un manque de vigilance de la part des acteurs (Orléan (2004)). Dans la théorie néoclassique, le prix de chaque actif sur le marché reflète « sa valeur fondamentale ». De plus, un actif financier est un droit sur le revenu futur, où résulteraient des anticipations des flux futurs de revenus, titre de propriété, droit sur les flux de dividendes futurs. Afin d'estimer avec une certaine confiance cette valeur, la finance classique se propose d'en donner « une représentation du futur » L'efficience classique tente d'objectiver le futur à travers l'estimation de la valeur fondamentale. Pourtant, la théorie keynésienne (Keynes (1936)) rejette le fait de probabiliser le futur, approche qui est souvent utilisée en sciences économiques, et plus particulièrement dans l'édification de l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. De ce fait, Keynes (1936) rejette le fait qu'il est possible

d'objectiver la valeur d'une action cotée sur le marché. Toutefois, il croit que le lien entre la valeur de l'action et ses dividendes futurs peut exister. Une hypothèse soutenue dans l'approche néoclassique, puisqu'elle établit la formulation mathématique donnant une bonne approximation de la valeur fondamentale. Cette approche suggère de manière formelle que le résultat des anticipations des acteurs du marché correspond en moyenne à la « vraie valeur ». La théorie classique suppose alors que les états de la nature peuvent être associés à une espace probabilisable (E). Dans cette situation, les agents économiques vont associer chaque état e à une rémunération telle que le dividende $D(e)$, comme dans toute situation d'incertitude, le problème est d'attribuer ou d'estimer l'occurrence de chaque état afin d'avoir une bonne estimation de la rémunération espérée (Kast et Lapied (1992)).

Dans les approches proposées par André Orléan, il considère que la théorie d'efficience des marchés est obsolète pour comprendre certains événements économiques extrêmes tels que les crises financières et que la finance comportementale est incomplète. Selon Orléan (2004), le terme efficience des marchés financiers stipule que les anticipations des agents rationnels conduisent à une estimation non biaisée de « la valeur intrinsèque ou fondamentale ». Cette « valeur » résulte des estimations futures des dividendes qui rémunèrent les investisseurs. Or l'estimation à priori de la valeur fondamentale est complexe à mettre en oeuvre dans la réalité, car il s'agit d'une certaine manière à prédire le futur. De plus la théorie classique se concentre davantage sur l'importance de l'information et son exploitation de façon « rationnelle ». Et elle ne tient pas compte « des opinions idiosyncrasiques »⁸ des agents » ((Orléan 2004, page 243)). La seconde critique qu'on peut reprocher à la théorie classique concerne l'explication des « bulles » selon l'auteur. Une bulle se définit comme l'écart existant entre la valeur fondamentale et le prix observé (Diba et Grossman (1988)). Or l'existence des bulles rationnelles n'a pas toujours été anticipée par l'efficience des marchés financiers comme le cas de la crise de 2008. Une bulle ne résulte donc pas d'un prix d'équilibre supposé refléter la valeur fondamentale, au contraire, elle est le résultat d'un effet de « mimétisme » (Orléan (1990)) venant de l'ensemble

8. Selon Wikipédia, « l'idiosyncrasie est le comportement particulier, propre à celui-ci, d'un individu face aux influences de divers agents extérieurs »

des participants du marché qui se focalisent davantage sur les anticipations des prix, où le but est la recherche de profits. Cette psychologie observée de la part des participants entraîne une certaine autoréalisation de ce que recherchent certains investisseurs. Pour [Orléan \(2004\)](#), les explications alternatives trouvent leurs fondements dans l'économie expérimentale. Il y introduit « la rationalité autoréférentielle au concept de convention financière ». La théorie référentielle complète la finance comportementale en expliquant qu'il n'est pas nécessaire d'introduire le concept d'irrationalité pour expliquer l'émergence des bulles spéculatives (([Orléan 2004](#), page 257)). La théorie autoréférentielle possède des points communs avec l'approche des noises traders dans le sens où elle accepte la présence de ces bruiteurs et que la notion de stratégie est abordée par les deux approches. La rationalité autoréférentielle abandonne ainsi l'objectivité d'une valeur fondamentale des prix cotés sur le marché.

Ces deux théories alternatives montrent que le marché peut être « inefficent » temporairement.

I.1.3 TESTS CLASSIQUES SUR L'EFFICIENCE FAIBLE DES MARCHÉS FINANCIERS

Selon [Fama \(1970\)](#) : « un marché financier est dit efficient si et seulement si l'ensemble des informations disponibles concernant chaque actif financier coté sur ce marché est immédiatement intégré dans le prix de cet actif ». Dans la forme faible, l'efficience des marchés stipule qu'il n'est pas possible de prédire les cours futurs et par la suite l'impossibilité de réaliser des profits anormaux pour toute stratégie basée sur l'historique des cours. D'importants travaux empiriques ont été réalisés dont la plupart essaient de remettre en question cette théorie. Accepter ou rejeter la forme faible de l'efficience revient à vérifier si les prix d'actifs suivent une marche aléatoire. La première approche teste la validité du modèle de marche aléatoire sur laquelle repose l'hypothèse énoncée par [Fama \(1965\)](#). Elle concerne les tests de marche aléatoire ([Lo et MacKinlay \(1988\)](#), [Wright \(2000\)](#), [Semenov \(2008\)](#), [Charles et Darné \(2009\)](#)), la dépendance non linéaire ([Willey \(1992\)](#), [Silvapulle et Choi \(1999\)](#), [Lim et al. \(2008\)](#)), la présence de mémoire ([Ding](#)

et al. (1993), Lo (1989), Robinson (2003)) et la prédictibilité des séries financières (Pesaran et Timmermann (1995), Kandel et Stambaugh (1996), Ang et Bekaert (2007)). Les travaux basés sur ces tests tentent de montrer que les prix d'actifs ne satisfont pas toujours aux caractéristiques du processus de « marche aléatoire ». La seconde approche choisit de tester la profitabilité des stratégies de trading basées sur des approches quantitatives ou sur l'analyse technique.

L'utilisation du modèle de marche au hasard ou aléatoire a été initiée par Regnault (1863) dans sa publication « Calcul des chances et philosophie de la bourse » selon Jovanovic (2004). Dans cet ouvrage, l'auteur propose de créer une science de la bourse en s'inspirant des théories statistiques et des probabilités. Toutefois, ces affirmations sont qualitatives sur le modèle de marche aléatoire. Jovanovic (2004) affirme que Bachelier (1900) s'est probablement inspiré des travaux de Regnault (1863) pour réaliser sa thèse sur la « La théorie de spéculation ». En effet, la plupart des hypothèses par Regnault (1863) ont été reprises par Bachelier (1900), et ont été formalisées mathématiquement, bien que Bachelier (1900) n'en déclare pas les influences des idées de Regnault (1863) dans ses travaux.

En théorie des probabilités, le concept de marche aléatoire d'une séquence d'observation indicée par le temps en dimension 1 $S = S_t, t \in T$ où t est le temps, est un processus stochastique de type chaîne de Markov, mouvement brownien ou processus de Wiener, ou suit une loi stable de Pareto-Levy. Ces définitions furent reprises par la théorie économique et financière pour édifier la théorie d'efficience des marchés financiers au sens faible, qui affirme que les variations des cours boursiers constituent des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (Fama (1965)).

Le modèle de marche aléatoire est un modèle simpliste, qui représente une relation de récurrence entre les prix des cours boursiers, ainsi leurs valeurs au temps t sont égales à leurs valeurs au temps $t-1$ rajoutées d'un terme d'erreur. Ce modèle peut se formaliser de la façon suivante :

$$P_t = P_{t-1} + \varepsilon_t$$

Avec P_t : la valeur de l'actif financier au temps t ,
et ε_t , une variable aléatoire indépendante et identiquement distribuée qu'on
nomme aussi bruit blanc.

Ce modèle qui traduit l'évolution de l'actif au temps t , prévoit ainsi l'im-
possibilité de prédire les rentabilités futures de l'actif financier.

Les premiers tests sur l'efficience des marchés financiers au sens faible
consistaient à chercher des caractéristiques au sein de la série financière ou
économique, qui puissent invalider le modèle de marche aléatoire.

Dans cette partie, nous présentons brièvement les tests classiques d'effi-
cience des marchés financiers au sens faible, qui ont conduit les principaux
tenant de cette théorie à valider cette hypothèse. Ces tests ont été séparés
en deux catégories, respectivement les tests paramétriques et les tests non
paramétriques. En effet, l'étude de séries financières n'a cessé d'évoluer de-
puis les travaux de [Bachelier \(1900\)](#), et a permis de développer ces types
d'approches.

I.1.3.1 Les tests paramétriques

I.1.3.1.1 Le test d'autocorrélation

La corrélation sérielle est sans doute l'un des tests les plus faciles à
implémenter pour la détection d'une dépendance linéaire au sein d'une
série temporelle. Elle a été utilisée par [Kendall et al. \(1953\)](#) sur les actions
industrielles britanniques prises en différence première sur les périodes
de 1883-1914 et de 1924 à 1934. Ses résultats ont montré que sur les
données hebdomadaires, les variations des prix de ces actions montraient
des corrélations significatives, mais étaient faibles. [Fama \(1965\)](#) observait
également le même phénomène lorsqu'il calcula les autocorrélations des
variations journalières de 30 actions qui composaient le DOW JONES sur
la période de 1957-1962. Toutefois, ces autocorrélations restaient faibles et
insuffisantes pour permettre l'obtention de profits significatifs. Quelques
années auparavant, [Cootner \(1964\)](#) argumentait le fait que les prix des actifs
financiers exhibaient un caractère aléatoire, à cause des valeurs faibles des
autocorrélations observées. [Granger et Morgenstern \(1963\)](#) ont également
étudié le caractère aléatoire des mouvements des cours boursiers à l'aide

de la corrélation spectrale, et ont révélé le caractère aléatoire des cours à court terme. Le test d'autocorrélation constitue un ensemble de procédés statistiques qui prouve à déceler la présence de dépendance linéaire au sein d'une séquence d'une variable aléatoire $X = X_t, t \in T$, et ses valeurs décalées dans le temps à l'ordre $k = 1, \dots, k$.

La fonction d'autocorrélation d'un processus $X = X_t, t \in T$ à l'ordre k se note :

$$\rho_k = \frac{\sum_{j=1+k}^T (X_t - \bar{X})(X_{t-k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^T (X_t - \bar{X})^2} = Corr(X_t, X_{t-k})$$

Pour tester que la séquence $X = \{X_t, t \in T\}$ est un bruit blanc, on peut se référer du test de Box-Pierce, en testant simultanément la nullité des coefficients. On note par la suite la statistique $Q(k) = \sum_{j=1}^k \hat{\rho}^2$, où k représente un décalage choisi arbitrairement, permet de tester l'hypothèse : $H_0^k = \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ contre $H_1^k = \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k \neq 0$

Sous l'hypothèse que $X = X_t, t \in T$ est un bruit blanc et compte tenu de la formule, La statistique de Box-Pierce Q suit approximativement une loi du χ^2 à k degré de liberté.

Dans le cas où l'échantillon est de taille moindre, la distribution de la statistique de Ljung-Box :

$$Q^*(k) = T(T+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{\rho}^2}{T-K}$$

est mieux approchée par une loi du χ^2 que la statistique de Box-Pierce. Le test de blancheur des résidus du modèle d'ajustement où m paramètres ont été estimés, et non celle d'une série brute, alors $Q_0^k, Q^*(k)$ suit approximativement une loi du χ^2 à $k-m$ degré de liberté.

I.1.3.1.2 Le test de racine unitaire

[Dickey et Fuller \(1979\)](#) développent les tests de stationnarité pour les processus autorégressifs d'ordre 1. Ce test est communément appelé « test de racine unitaire », car il permet de statuer si le processus autorégressif

d'ordre 1 est stationnaire ou non.

Si y_t est une série chronologique indexée par le temps, et un processus autorégressif d'ordre 1 noté AR(1), alors sa représentation dans le domaine temporel s'écrit de la façon suivante :

$$y_t = \alpha + \beta t + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

où α et β sont des constantes réelles,

et ε_t , un bruit blanc gaussien.

Suivant les valeurs de α et de β , il peut en découler différentes appellations du modèle AR(1). Par exemple, lorsque $\alpha = 0$, $\beta = 0$ et $\phi \neq 0$; on a un processus autorégressif avec dérive. Dans le cas où $\beta \neq 1$ et $\phi \neq 1$, le processus autorégressif possède une composante tendancielle.

Dans la pratique, les tests de racine unitaire portent sur le modèle suivant :

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Sous l'hypothèse nulle que y_t suit une marche aléatoire, alors $\phi = 1$, sinon $\phi < 1$. Lorsque l'hypothèse nulle est acceptée, y_t peut être qualifiée de processus intégré d'ordre 1, c'est-à-dire que $y_t - y_{t-1}$ est un processus stationnaire.

Généralement, le processus autorégressif d'ordre 1 ne permet pas suffisamment de capter la dynamique de la série, et dans ce cas on précède au test de la racine unitaire d'un processus autorégressif d'ordre p :

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Le processus AR(p) n'est pas stationnaire dans le cas où une des racines du polynôme $1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ est égale à 1.

Le test de Dickey-Fuller augmenté ([Said et Dickey \(1984\)](#)) propose d'estimer le modèle suivant :

$$\Delta y_t = \phi y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

où ε_t est un bruit blanc gaussien. L'hypothèse nulle est la présence de racine unitaire dans le processus $\{y_t\}$, soit $\phi = 0$, et l'hypothèse alternative stipule que la présence de non-stationnarité peut provenir soit d'une composante tendancielle ou d'une dérive.

Les tests de Dickey-Fuller examinent en général la non-stationnarité dans les logarithmes des cours boursiers. L'étude de cette stationnarité doit être réalisée avec attention, notamment à la rupture de tendance qui peut entraîner à tort le non rejet de l'hypothèse nulle (Perron (1989)).

Choudhry (1997) a analysé la présence de rupture de tendance des indices des six marchés de l'Amérique latine. Il a observé que les six indices étaient stationnaires en différence première, toutefois, présentaient des composantes tendancielle à long terme.

Chaudhuri et Wu (2003) ont étudié les indices boursiers de 17 pays émergents. Leurs méthodologies consistaient à appliquer le test de racine unitaire afin de déterminer si l'indice en question pouvait être considéré comme une marche aléatoire ou un processus stochastique de type « mean reversion ». Ils ont ainsi constaté que sur les 17 indices étudiés, 10 d'entre eux étaient considérés comme des marches aléatoires selon le test de Dickey-Fuller augmenté. Toutefois, dans le cas où ils ont inclus la dérive et la tendance, ils ont conclu que 14 indices parmi les 17 étaient considérés comme des processus de type « mean reversion ». Ainsi, les auteurs préconisent de tenir compte des changements de tendance dans les tests de marche aléatoire.

Murthy et al. (2011) ont utilisé les tests classiques de racines unitaires sur les indices du Dow Jones, S&P500 et le NASDAQ sur une durée de trente-neuf ans, en données journalières. Les auteurs ont observé que ces indices pris en différences premières n'étaient pas stationnaires, ce qui était cohérent avec le concept de marché efficient.

Lean et Smyth (2007) ont utilisé plusieurs variantes du test de racine unitaire, qu'ils ont appliqué sur les indices boursiers asiatiques. Selon ces auteurs, il est important de pouvoir caractériser si ces indices boursiers suivent une marche au hasard ou alternativement sont des processus de type « mean reversion ». En tenant compte des ruptures de tendance dans les données utilisées, ils ont conclu que la plupart des indices boursiers

du marché asiatique suivent des marches aléatoires. [Narayan et Smyth* \(2005\)](#) ont également remarqué les mêmes caractéristiques sur les 22 indices boursiers européens.

Le test de racine unitaire a permis de mieux comprendre les dynamiques au sein des séries chronologiques. Néanmoins, la présence de racine unitaire est une condition nécessaire pour caractériser une marche aléatoire, mais non suffisante selon [Rahman et Saadi \(2008\)](#) ; puisque le test de marche aléatoire est généralement lié au test d'imprédictibilité des cours boursiers. Or, le test de racine unitaire ne peut détecter la présence de prédictibilité. En effet, le test de racine peut justement aider à examiner si une série chronologique est stationnaire, si elle présente une composante déterministe de type tendance ou une dérive.

I.1.3.1.3 Le test de ratio de variance

[Lo et MacKinlay \(1988\)](#) ont construit un test basé sur la variance des rentabilités boursières, pour vérifier si le modèle de marche aléatoire peut être appliqué aux cours boursiers. Toutefois, les auteurs précisent que rejeter le modèle de marche aléatoire n'implique que la présence d'investisseurs rationnels. De plus, pour rejeter l'hypothèse d'efficience des marchés au sens faible, il faudrait faire un test joint avec un modèle de formation de prix ([Fama \(1970\)](#)).

Le test de ratio de variance sur une séquence de rentabilité de cours boursiers consiste à déceler une des propriétés de la marche aléatoire. Cette propriété stipule que la variance de la rentabilité des cours construite entre deux instants t et $t-k$, varie linéairement en fonction de celle construite entre les instants t et $t-1$. Spécifiquement, on a $Var(r_t - r_{t-k}) = k Var(r_t - r_{t-1})$, où $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$, où r_t désigne le rendement logarithmique au temps t , et P_t : le prix de l'actif au temps t .

En posant $r_t(2) = r_t + r_{t-1}$, la somme des rentabilités sur deux périodes données, le ratio de variance (VR) sur deux périodes définies par [Lo et MacKinlay \(1988\)](#) peut s'écrire de la façon suivante :

$$VR(2) = \frac{Var[r_t(2)]}{2Var[r_t]} = \frac{Var[r_t + r_{t-1}]}{2Var[r_t]} = \frac{2Var[r_t] + 2Cov[r_t, r_{t-1}]}{2Var[r_t]}$$

$$VR(2) = 1 + 2\rho(1)$$

où $\rho(1)$ est le coefficient d'autocorrélation à l'ordre 1 des rentabilités r_t .

Les auteurs ont montré par la suite que le ratio de variance sur la période q s'écrit mathématiquement comme suit :

$$VR(q) \equiv \frac{Var[r_t(q)]}{q Var[r_t]} = 1 + 2 \sum_{k=1}^{q-1} \rho(k) = 1 + 2 \sum_{k=1}^{q-1} \rho(k)$$

où $r_k \equiv r_t + r_{t-1} + \dots + r_{t-k+1}$ et $\rho(k)$ est la valeur de l'autocorrélation à l'ordre de k des rentabilités $\{r_t\}$

Dans le cas où les rentabilités boursières suivent une marche aléatoire, les coefficients d'autocorrélation à l'ordre k doivent être nuls, soit $VR(q) = 1$, sinon $VR(q) \neq 1$ indiquant la présence d'une autocorrélation négative ou positive.

Pour tester l'hypothèse nulle de marche aléatoire, [Lo et MacKinlay \(1988\)](#) construisent deux tests statistiques basés sur l'hypothèse d'homoscédasticité et hétéroscédasticité. Ainsi, sous l'hypothèse d'homoscédasticité, les variances des rentabilités doivent être constantes, quelles que soient les périodes considérées. Contrairement à l'hypothèse d'homoscédasticité, l'hypothèse d'hétéroscédasticité définit que les rentabilités n'ont pas une variance constante au cours du temps.

Pour tester l'hypothèse nulle de marche aléatoire des rentabilités boursières sur les données, on doit s'assurer que la statistique :

$$Z(q) = \frac{VR(q) - 1}{\sqrt{\phi(q)}}$$

avec $\phi(q) = \left(\frac{2(2q-1)(q-1)}{3q} \right)^2$: la variance asymptotique suit une loi normale centrée réduite.

Pour s'assurer que le rejet de l'hypothèse de marche aléatoire n'a pas été induit par la présence d'hétéroscédasticité dans les rentabilités. [Lo et MacKinlay \(1988\)](#) proposent une autre statistique $Z^*(q)$ pour le test de la présence d'hétéroscédasticité. Dans ce cas, les rentabilités boursières ne sont

pas stationnaires, concrètement $r_t = u + \varepsilon_t$, avec ε_t , un bruit blanc gaussien.

Ainsi la statistique :

$$Z^*(q) = \frac{Vr(q) - 1}{\sqrt{\phi^*(k)}}$$

doit suivre asymptotiquement une loi normale centrée réduite,

$$\text{avec } \phi^*(k) = \sum_{j=1}^{q-1} \left(\frac{2(2q-1)}{q} \right)^2 \delta(j),$$

$$\text{où } \delta(j) = \frac{\sum_{t=j+1}^{nq} (r_t - \hat{u})^2 (r_{t-j} - \hat{u})^2}{\left[\sum_{t=1}^{nq} (r_t - \hat{u})^2 \right]^2}$$

[Liu et He \(1991\)](#) ont appliqué le test de ratio de variance sur 5 taux de change basés sur le dollar, en fréquences hebdomadaires sur la période de 1974 à 1989. Les tests ont indiqué le rejet de l'hypothèse de marche aléatoire pour les taux de change (FF/US\$, DM/US\$, Yen/US\$, Pound/US\$) à l'exception du CAN/US\$. De plus, l'auteur affirme que le rejet de l'hypothèse de marche aléatoire n'est pas dû à l'homoscédasticité ou à l'hétéroscédasticité dans les variations des prix, mais plutôt à la présence d'autocorrélation. Le test du ratio de variance a également permis de mettre en évidence le caractère de « mean reversion » ou retour en espérance des indices boursiers. C'est notamment le cas des travaux réalisés par [Poterba et Summers \(1988\)](#), [Cecchetti et al. \(1988\)](#), [Kim et al. \(1991\)](#). Récemment, [Charles et Darné \(2009\)](#) ont fait un état de l'art sur les améliorations apportées par divers auteurs.

I.1.3.2 Tests-non paramétriques

I.1.3.2.1 Le test des runs

Le test des runs est basé sur la quantification des signes des rentabilités afin de déceler une éventuelle dépendance dans l'historique des cours. Le « run » se définit ainsi comme une succession des signes de rentabilités. Par exemple, il est égal à 1 dans le cas où on a $r_t r_{t-1} > 0$, à 0 si $r_t r_{t-1} = 0$ et à -1 si $r_t r_{t-1} < 0$, si on considère le changement consécutif des rendements. Le test d'hypothèse nulle porte sur l'absence de corrélation dans les rentabilités boursières, c'est-à-dire qu'elles sont issues d'un processus aléatoire. Ainsi dans un marché efficient, le nombre de run négatif ou positif devrait être

équivalent et distribué aléatoirement suivant la loi normale.

La procédure⁹ de test consiste à calculer dans un premier temps l'espérance des runs sur l'ensemble des données, soit :

$$E(R) = \frac{C + 2C_n C_p}{C}$$

avec C : le nombre total de changements de signe,

C_n : le nombre de changements de signe négatif,

C_p : le nombre de changements de signe positif.

ensuite le calcul de la variance estimée :

$$\sigma_R^2 = \frac{2C_p C_n (2C_p C_n - C)}{C^2 (N - 1)}$$

par la suite de construire la statistique $Z = \frac{R - E(R)}{\sigma_R}$, qui mesure l'écart entre l'espérance de runs par rapport au nombre de runs observés. Sous l'hypothèse nulle de marche aléatoire des rentabilités boursières, Z suit une loi normale centrée réduite.

I.1.3.2.2 Le test de BDS

Le test BDS de [Broock et al. \(1996\)](#) est un outil statistique qui a pour but de tester si une série chronologique suit une marche aléatoire. Le test consiste à déceler la présence éventuelle d'une dépendance linéaire ou non linéaire au sein de la série. Lorsque l'hypothèse nulle est rejetée, on écarte le fait que la série chronologique soit une marche aléatoire, de plus, on peut suspecter la présence de chaos déterministe. Le test de BDS fait partie des outils mathématiques utilisés en théorie du Chaos. En effet, il repose sur l'étude de la dimension de corrélation introduite par [Grassberger et Procaccia \(1983\)](#). De plus, cette intégrale de corrélation est une estimation de la dimension fractale pour les processus chaotiques déterministes.

Dans un premier temps, il faut disposer d'un ensemble d'observation de longueur n , soit $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, on construit par la suite l'espace des phases à l'aide de m -uples, et d'une distance ε . On procède par la suite au calcul de l'intégrale de corrélation qui s'écrit de la façon suivante :

9. <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda35d.htm>

$$C_{m,n}(\varepsilon) = \frac{1}{(n-m+1)(n-m)} \sum_{s=1}^{n-m} \sum_{t=S+1}^{n-m+1} H(\varepsilon - d(s,t))$$

où $H(z)$ est la fonction d'Heaviside qui vaut 1 quand $z > 0$ et 0 dans le cas contraire,

$d(t,s) = \|\mathbf{X}_t - \mathbf{X}_s\|$ est la distance entre deux points s et t dans l'espace des phases et $\|\cdot\|$ désigne la norme de Takens.

Cette mesure calcule ainsi la probabilité des points situés à une distance ε d'un point quelconque, de l'espace d'immersion. Sous l'hypothèse que la série soit un bruit blanc, les auteurs montrent aussi la relation suivante :

$$C_m(\varepsilon) = C_1(\varepsilon)^m$$

Dans un processus $\{u_t\}$ indépendant, identiquement distribué, la quantité $\sqrt{n}C_m(n,\varepsilon)^m$, suit une loi normale de moyenne nulle et de variance $\sigma_n^2(\varepsilon)$. Et la statistique BDS s'énonce de cette manière :

$$W_{n,m}(\varepsilon) = \sqrt{n} \frac{C_{n,m}(\varepsilon) - C_{n,1}(\varepsilon)}{\sigma_m(\varepsilon)}$$

$$\hat{\sigma}_n(\varepsilon) = \sqrt{4 \left(k^m + (m-1)^2 C^{2m} - m^2 k C^{2m-2} + 2 \sum_{j=1}^{m-1} k^{m-j} C^{2j} \right)}$$

où $C = C_1(\varepsilon)^m$,

$$\text{où } k = \frac{1}{n(n-1)(n-2)} \sum_{(t,s,r)} H(\varepsilon - \|\mathbf{X}_t^n - \mathbf{X}_s^n\|) H(\varepsilon - \|\mathbf{X}_t^n - \mathbf{X}_r^n\|)$$

converge asymptotiquement vers la loi normale centrée réduite.

[Hsieh \(1989\)](#) a testé la présence de non-linéarité sur les taux de change majeurs basés sur le dollar de 1974 à 1983. Il a observé que ce test non paramétrique a permis de déceler la présence de dépendances non linéaires dans les séries étudiées. Il met en évidence le caractère chaotique présent dans les taux de change, qui présentent à la fois le caractère de dépendance non linéaire et déterministe.

[De Lima \(1998b\)](#) a mis en exergue la présence de non linéarité et de non-stationnarité dans les cours du S&P500 sur la période de 1980 à 1990. Les auteurs affirment également que ces caractéristiques doivent être bien prises en compte dans les modèles économétriques puisque l'hétéroscédasticité peut évoluer avec le temps.

Le test BDS fait ressurgir l'hypothèse d'une dynamique non linéaire au sens

des séries financières. En effet, cette caractéristique n'était pas évoquée par les défenseurs de la théorie d'efficience des marchés. On peut ainsi penser que le modèle sur lequel cette hypothèse s'est forgée reste incomplet, en raison de nouvelles caractéristiques qui sont mises en relief par la théorie des chaos, comme la dépendance non linéaire ou la présence de processus déterministe au sein des séries financières (Hsieh (1989)). Selon Granger (1991), le terme chaos blanc définit un processus déterministe avec les propriétés d'un bruit blanc, dans ce sens que leurs fonctions d'autocorrélation sont quasiment nulles. Ainsi, un statisticien qui utiliserait un test standard accepterait l'hypothèse de bruit blanc, dû au fait que les autocorrélations sont faibles.

Toutefois, le test de BDS est un outil issu de la physique pour étudier le comportement des systèmes dynamiques. La plupart de ces systèmes peuvent être déterministes, autrement dit qu'ils peuvent traduits par des équations mathématiques, mais dont l'évolution fait apparaître une évolution complexe ou chaotique. Un exemple à ce sujet concerne l'expérience réalisée par Lorenz (1995) qui a produit ces conclusions. En effet, l'auteur a simplifié les équations de Navier-Stokes qui traduisent la dynamique du système atmosphérique, et dont la résolution analytique n'est pas encore fournie à ce jour. Cette simplification a conduit à un modèle atmosphérique composé de trois équations faciles à résoudre et qui étaient différentes des équations d'origine. Lorsque Lorenz (1995) simula ces équations, il a observé des phénomènes complexes particuliers comme l'apparition de l'étrange attracteur.

I.1.3.3 L'étude de la mémoire longue

Dans les années 50, le mathématicien Benoît Mandelbrot commença à introduire la notion de « fractale » pour pallier un vide dans la description des objets réels en mathématiques. Mandelbrot cherchait ainsi à construire des outils mathématiques dont le but était de caractériser les dimensions des objets réels, puisque la géométrie euclidienne était limitée aux objets géométriques. Il s'est posé la question si le concept de dimension pouvait être étendu aux objets réels. Il s'intéressa non seulement aux objets physiques qui se rencontrent dans la nature, mais aussi aux cours boursiers.

Il a d'ailleurs influencé les travaux de Eugène Fama qui fut à l'origine de l'une des théories les plus controversées en finance. La notion de « fractale » fait référence aux objets dont la dimension n'est pas entière. En effet, dans la géométrie euclidienne classique, les objets géométriques peuvent avoir k dimensions possibles à valeur entière. Par exemple, la dimension 0 est associée à un point, 1 à une droite, 2 à un carré et 3 à un cube. Pourtant, ces objets sont totalement abstraits et difficiles à reproduire dans la réalité, mais constituent toutefois la base de la géométrie élémentaire. Cette dimension fractale D , qui prend des valeurs continues sur l'intervalle $[1; 2]$, introduite par Mandelbrot lève la question sur la notion de dimension des objets complexes. En ce qui concerne les cours boursiers, leurs variations (hausse, baisse, Krach) font apparaître la notion de rugosité et d'irrégularité au sens mathématique et cette dimension est souvent associée à l'exposant de Hurst ¹⁰ avec $D = 2 - H$. L'information fournie par l'exposant de Hurst permet de faire une classification sur la nature des séries temporelles. Si $0 < H < 0,5$: la série est anti-persistante, le processus présente le phénomène de « retour en espérance » ou « mean reversion ». Si $H=0,5$, la série est une marche aléatoire, elle ne présente pas de dépendance à long terme. Et enfin, pour $0,5 < H < 1$: la série est persistante, le marché est dans une phase tendancielle.

Cette mesure a permis d'étudier la présence de dépendance de long terme dans les séries chronologiques. L'étude de mémoire longue et de ce fait son utilisation en finance pour tester l'hypothèse de marche aléatoire des cours boursiers, prit source dans les initiatives de Mandelbrot quand il commença à s'intéresser à la statistique de Hurst.

L'étude de la dépendance de long terme au moyen des mesures comme l'exposant de Hurst, intéresse les chercheurs, car cela implique le rejet de modèle de marche aléatoire, et offre ainsi une possibilité de prédire l'évolution des cours boursiers. Selon [Greene et Fielitz \(1977\)](#), la présence de mémoire longue dans une série financière va à l'encontre du modèle de marche aléatoire. En effet, la présence de mémoire indique une dépendance de long terme

10. Appellation en hommage de l'hydrologue Harold Edwin Hurst (1^{er} janvier 1880 - 7 décembre 1978), en raison de ses travaux sur l'étude de mémoire longue sur les crues du Nil, grâce à l'étude des étendues normalisées (la statistique R/S)

qui peut être aussi périodique. [Greene et Fielitz \(1977\)](#) ont mis en lumière la présence de cette dépendance sur 200 indices boursiers majeurs cotés sur le NYSE, sur la période de 23/12/1963 au 29/11/1968, en utilisant les statistiques R/S modifiées pour qu'elles puissent être adaptées à des échantillons de taille moindre. Ces statistiques sont respectivement le F-Hurst et G-Hurst ([Matalas et Wallis \(1970\)](#)). Les auteurs ont ainsi mis au clair la persistance au sein des indices boursiers américains. [Peter \(1994\)](#) a appliqué l'étude des étendues normalisées sur les données mensuelles du S&P500 sur la période de janvier 1950 au juillet 1998. Il a remarqué que l'exposant de Hurst calculé sur cette période indiquait que les cours du S&P500 présentaient un caractère persistant. Il montre également la présence de processus cyclique non périodique dans les cours de l'indice, qui est une des caractéristiques d'un système dynamique complexe. [Peter \(1994\)](#) affirme que retenir le modèle de marche aléatoire pour caractériser les cours boursiers est une hypothèse simplificatrice ; alors que la réalité est bien différente. C'est ainsi que la géométrie fractale essaie de mieux se rapprocher de la réalité en proposant des outils mathématiques complexes pour expliquer des processus complexes ; difficiles à appréhender par les modèles économétriques de base. De plus, les conclusions tirées par la géométrie fractale confirment ce rapprochement de celles tirées par les opérateurs du marché, notamment « les chartistes ». En effet, les hypothèses convergent sur la nature fractale des cours boursiers telle que la présence « des cycles » et « des tendances »

L'ANALYSE TECHNIQUE

INTRODUCTION

L'analyse technique comprend de nombreuses méthodes utilisées en trading dont le principal but est de prédire l'évolution des cours boursiers. Elle utilise directement l'information disponible à savoir les cours boursiers et les volumes. De plus, elle constitue un outil indispensable pour la plupart des traders « chartistes » pour réaliser leurs investissements. On considère que l'analyse technique s'est développée à partir des années 1800, grâce à Charles Dow qui à l'époque, fournissait les bases de l'analyse technique. De nos jours, il serait difficile d'évaluer le nombre d'indicateurs techniques, car ce nombre varie de façon croissante, puisqu'il n'y a pas, en principe de règle stricte sur leur construction. Toutefois, la plupart d'entre eux ont été utilisés depuis les années 30 et continuent de l'être actuellement ([Brock et al. \(1992\)](#)). Si bien que le succès grandissant de cette technique commença à éveiller la curiosité des fundamentalistes pour étudier leur rentabilité en utilisant les indicateurs techniques et les règles de trading associés. Si les travaux de [Fama et Blume \(1966\)](#), [Jensen et Benington \(1970\)](#), [Bessembinder et Chan \(1998\)](#) concluent qu'il n'est pas possible d'avoir des excès de rentabilités par les méthodes de l'analyse technique, d'autres études les contredisent, notamment celles de [Brock et al. \(1992\)](#), [Hudson et al. \(1996\)](#), [Jacobs et Levy \(1988\)](#), [Lento et Gradojevic \(2011\)](#). Ainsi, d'importants travaux de recherche ont été faits depuis les années 90 dans ce domaine. L'hypothèse testée, concerne en général la rentabilité des techniques de trading. En effet, l'EMH (hypothèse d'efficience des marchés) exclut la possibilité de battre le marché et de faire des profits exorbitants. Lorsqu'une information est connue et intégrée dans les prix ; elle devient obsolète et ne peut être utilisée à faire des profits

substantiels en achetant un actif sous-coté ou en vendant un actif surcoté. Il n'existe pas encore de consensus qui confirment l'existence de technique de trading qui puisse battre le marché et de surcroît remettre en cause l'EMH. Les travaux de recherche continuent sur l'étude des techniques de trading, notamment sur l'évaluation des performances des indicateurs techniques.

I.2.1 LES MÉTHODES CLASSIQUES DE L'ANALYSE TECHNIQUE

[Murphy \(1999\)](#) définit l'analyse technique comme « l'étude de l'évolution d'un marché, principalement sur la base des graphiques dans le but de prévoir les futures tendances ». Une approche qui est « descriptive » selon [Béchu et al. \(2014\)](#). De plus adopter les stratégies par l'analyse technique entraîne « un comportement mimétique » vis-à-vis des marchés ([Béchu et al. \(2014\)](#)).

Selon ([Lim 2015](#), chap 1) : « les outils classiques de l'analyse technique impliquent les utilisations conventionnelles des barres, des chandeliers japonais, des oscillations, des enveloppes, aussi bien que la profondeur du marché, la force relative et l'analyse des cycles ».

Parler d'outils d'analyses classiques ne serait possible sans faire référence aux travaux de Charles Dow¹ qui fut l'un des premiers à formaliser les prémisses et les fondements de l'analyse technique. La « philosophie » adoptée par Dow pour analyser les graphiques repose sur trois postulats :

- La tendance primaire ou majeure
- La tendance secondaire ou mineure ou intermédiaire
- La tendance tertiaire

La tendance primaire énoncée par Dow peut être haussière ou baissière sur une période allant de 9 mois à 2 ans ([Pring \(2002\)](#)). Dans le cas d'une hausse, elle se décline sous l'appellation « bullish market » ou dans le cas d'une baisse « bearish market ». La tendance primaire reflète souvent une anticipation des investisseurs sur le long terme, elle peut correspondre à une tendance de fond qui tend à déterminer la direction, du marché sur

1. [Dow \(2009\)](#)

une longue période ([Murphy 1999](#), page 54). La seconde tendance primaire se différencie des autres tendances, car elle s'étale sur une longue période, soit de quelques mois à plusieurs années. On note également que les tendances secondaires et tertiaires peuvent se manifester au sein de la tendance primaire. La tendance secondaire ou intermédiaire survient suite à une hausse. Ce mouvement correspond à un changement de tendance sur le court terme allant de 6 semaines à 9 semaines en moyenne. La tendance tertiaire correspond à une phase de tendance sur le court terme, allant de 3 à 6 semaines. La théorie de Dow a conduit au développement du chartisme, dont le but est « d'étudier le comportement des cours boursiers » ([Baron \(2011\)](#)). Ces graphiques font par exemple référence aux tendances, les supports et résistances, etc. Pour plus de détails, nous renvoyons le lecteur aux ouvrages [Baron \(2011\)](#) et [Bulkowski \(2011\)](#). Ces quelques notions abordées nous amènent à faire hypothèse que le marché présente de la mémoire. L'évolution des cours boursiers n'est pas entièrement aléatoire, car les motifs décrivant les mouvements des cours par le passé peuvent se reproduire dans le futur ([Murphy \(1999\)](#)). La seconde idée développée repose sur le fait que l'analyse technique révèle à travers les études graphiques les psychologies du trader ([Garg \(2009\)](#)). Prendre une décision d'investissement sur un début de tendance est généralement associée à de l'optimisme. En effet, le trader espère que cette décision aille dans le sens du marché. Dans son livre [Pring \(2002\)](#) établit les liens entre la théorie des cycles économiques et l'analyse technique (chapitre 2). Il y écrit notamment que « les tendances observées sur le marché résultent des attitudes des investisseurs par rapport aux événements engendrés par les cycles économiques ». En effet, on trouve les différents termes utilisés dans la théorie des cycles économiques en analyse technique. Ces termes sont : les tendances, les cycles et la saisonnalité ou encore le bruit. La différence entre ces deux disciplines réside dans la façon dont elles étudient ces composantes. L'estimation de cette composante par l'analyse technique possède des points communs avec celles estimées avec la théorie des cycles économiques. En effet, cette composante tendancielle est généralement liée à l'aide d'outils de lissage depuis les travaux de Dow. L'une des techniques les plus utilisées pour estimer la tendance au sein

d'une chronique est sans doute la moyenne mobile simple. Elle est classée parmi les filtres passe-bas dont le but est de lisser la chronique en faisant des moyennes arithmétiques des données historiques.

I.2.2 LES OUTILS MODERNES DE L'ANALYSE TECHNIQUE

L'analyse technique a connu d'importantes évolutions depuis les travaux de Dow sur l'analyse technique. Cette évolution a été appuyée par le développement de l'outil informatique où la nécessité de faire des simulations de plus en plus complexes devenait plus accessible. D'autres disciplines ont également contribué à l'essor de l'analyse technique, rendant ainsi la possibilité de bâtir des systèmes de trading complexes. Il s'agit d'une part des divers modèles empruntés à l'intelligence artificielle tels que les réseaux de neurones non bouclés, bouclés, flous ou encore les méthodes de régression à noyau, les méthodes des k plus proches voisins. D'autre part, des algorithmes d'optimisation ; généralement utilisés pour la recherche des paramètres optimaux des modèles de l'intelligence artificielle, mais qui peuvent être également utilisés sur tout type de modèle mathématique tel que la régression linéaire ou non linéaire. L'algorithme génétique est sans doute celui qui a connu un franc succès en analyse technique.

Cette section propose de retracer brièvement l'utilisation d'outils modernes en analyse technique notamment sur les aspects prédictifs des modèles issus de l'intelligence artificielle.

I.2.2.1 L'utilisation des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques font partie des algorithmes évolutionnistes, en effet, ils sont un ensemble de procédures basées sur le principe d'évolution des espèces, énoncé par Darwin. Ces algorithmes sont utilisés dans le cadre d'optimisation de modèle mathématique afin d'en approximer une solution optimale. Ils sont surtout utilisés pour approximer les solutions d'un modèle mathématique lorsque les liens entre les variables explicatives et les variables à expliquer sont non linéaires. Ces techniques ont été développées dans les années 60 par [Fogel \(1966\)](#), qui en fournissent les fondements, notamment ses analogies avec le principe d'évolution de Darwin. Ils ont été

par la suite popularisés par [Holland \(1975\)](#), [Goldberg et John \(1988\)](#) dans la recherche des solutions optimales. L'algorithme génétique s'inspire du principe basé sur l'évolution naturelle d'individus au sein d'une population et en constitue ainsi une analogie mathématique de ce formalisme biologique. En effet, l'algorithme génétique est une procédure d'optimisation, il est donc utilisé pour approximer les solutions à un problème complexe. La résolution du problème par l'algorithme génétique se déroule généralement en quatre étapes. À la première étape, l'algorithme constitue une population initiale, qu'on assimile à la première génération. Pour les étapes suivantes, il va faire évoluer la population initiale sur plusieurs générations, suivant les critères de sélection naturelle au sens darwinien jusqu'à obtenir une population stable et ayant une adaptabilité optimale par rapport aux générations précédentes. À la seconde étape, il procède à la sélection des individus compte tenu de leur adaptabilité. À la troisième étape, il procède au croisement pour avoir une nouvelle génération. À la quatrième étape, il introduit des mutations génétiques sur des individus composant la population. L'algorithme s'arrête lorsque la population devient relativement stable, et son adaptation optimale.

Cette méthode consiste à générer un ensemble de solutions et leur permettre d'évoluer en fonction des contraintes liées aux performances désirées. Comme tout algorithme d'optimisation, l'algorithme génétique n'assure pas de trouver la solution optimale au problème ni de trouver le minimum global dans un problème de minimisation ni le maximum global sur un problème de maximisation. Il permet cependant de trouver des minimums ou des maximums locaux.

Les premières utilisations des algorithmes génétiques en investissement sont dues aux travaux de [Bauer et Liepins \(1992\)](#) et de [Koza \(1992\)](#). Ces auteurs défendent l'idée que les algorithmes génétiques constituent un outil puissant pour résoudre des problèmes d'optimisation. C'est sans doute grâce, aux divers avantages apportés par les algorithmes génétiques, que leur utilisation en analyse technique notamment dans les systèmes de trading s'est largement démocratisée à partir des années 90. En effet, l'ensemble des logiciels spécialisés dans le trading, intègre nativement l'outil

d'optimisation basé sur l'algorithme génétique. C'est le cas de metatrader², ninjatrader³, prorealtime⁴, tradestation⁵, etc. . . .

Bauer et Liepins (1992) affirment que l'utilisation des algorithmes génétiques offre certains avantages pour développer des systèmes de trading basés sur des règles. En analyse technique, l'ensemble des travaux qui utilisent l'algorithme génétique tente de tester leur performance à pouvoir générer des règles de trading et de comparer les performances obtenues par rapport à la stratégie « acheter et conserver » Allen et Karjalainen (1999) proposent d'utiliser les algorithmes génétiques pour générer des règles de trading⁶. Cette idée défendue par ces derniers constitue une avancée par rapport à ce qui a été proposé dans la littérature. En fait contrairement à leurs prédécesseurs, les auteurs proposent de combiner un modèle basé sur la programmation génétique, qui consiste à optimiser les règles de trading basées sur des moyennes mobiles en les faisant évoluer en fonction des possibilités d'arbitrage. La programmation génétique devait générer les règles de trading en fonction de deux moyennes mobiles et de la possibilité d'arbitrage sur le marché. Afin de répondre à cette problématique, Allen et Karjalainen (1999) définissent les étapes suivantes qui constituent les étapes de la programmation génétique de leur problème :

- . Etape 1 : création d'une règle au hasard.
Calculer l'aptitude de la règle à pouvoir générer un excès de rentabilité sur la période de test par rapport à la stratégie « acheter et conserver »
Répéter 500 fois (pour la population initiale)
- . Etape 2 : appliquer la règle la plus pertinente sur la population, sur la période de sélection et en calculer les excès de rentabilité.
- . Etape 3 : choisir deux règles parentes aléatoirement, en utilisant une distribution biaisée vis-à-vis de la règle de trading. Dans l'étape de croisement, on crée une nouvelle règle en séparant les parents aléatoirement et on recombine les pièces.

2. <http://www.metatrader4.com/>

3. <http://http://ninjatrader.com/>

4. <https://www.prorealtime.com/fr/>

5. <http://www.tradestation.com/>

6. Spécifiquement une règle de trading définit les conditions d'entrée de sortie sur le marché, soit lors d'une position acheteuse ou vendeuse

Calculer l'aptitude de la règle à pouvoir générer un excès de rentabilité sur la période de test par rapport à la stratégie « acheter et conserver ».

Remplacer une des règles précédentes par la nouvelle règle, en utilisant une distribution biaisée vis-à-vis de la plus mauvaise règle.

Le faire 500 fois (c'est la première génération).

- . Etape 4 : Appliquer la règle la plus pertinente sur la population pour la période choisie et calculer les excès de rentabilité. Si l'excès de rentabilité est obtenu avec la règle précédente, alors on la retient comme étant pertinente. On arrête s'il n'y a pas d'amélioration pour les 25 générations ou après un total de 50 générations, sinon on revient à l'étape 3

[Allen et Karjalainen \(1999\)](#) ont ainsi testé leur méthodologie sur les données sur S&P500 sur la période de 1928 à 1985, et ont conclu que les profits générés par les règles de trading ne surperformaient pas ceux générés par la stratégie « acheter et conserver », après avoir pris en compte les coûts de transaction. De plus, les règles de trading générées par la programmation génétique étaient sensibles aux coûts de transactions et à la volatilité du marché. En effet, le coût de transaction influençait sur les types de position générés par les règles de trading. Plus le coût de transaction augmentait, plus le nombre de positions prises diminuait. Toutefois, les règles de trading optimisées pouvaient déceler les périodes où les rentabilités étaient positives et la volatilité moins importante. Ainsi, les conclusions de [Allen et Karjalainen \(1999\)](#) soutiennent l'hypothèse d'efficience des marchés.

[Neely et Weller \(1999\)](#) ont également utilisé la programmation génétique pour identifier les règles de trading optimales en se basant sur l'historique des cours sur le marché des changes. Ils ont ainsi testé leur méthodologie sur les taux de change mark/lira, mark/guild, mark/pound en données journalières sur la période de 13/03/1979 au 21/06/1996. Leur programmation génétique consistait à optimiser les règles de trading basées sur plusieurs moyennes mobiles et des filtres. Ils ont mis en évidence que l'optimisation des règles de trading pouvait générer de façon significative des excès de rentabilités sur ces taux de change. Plus tard, [Neely \(2003\)](#) propose de considérer

l'ajustement aux risques pour optimiser les règles de trading plutôt que se focaliser sur l'optimalité des rentabilités des stratégies. Leur méthodologie consiste à utiliser la programmation génétique dans la recherche de règles de trading optimales afin d'améliorer les rentabilités ajustées au risque. Ils adoptent comme critères d'optimisation différentes mesures telles que le ratio de Sharpe ([Sharpe \(1966\)](#)), le X-statistique ([Sweeney et Lee \(1990\)](#)), le X_{eff} ([Dacorogna et al. \(2001\)](#)). Toutefois, leurs résultats ont montré que les règles de trading optimisées n'arrivaient pas à surperformer la stratégie « acheter et conserver ». Leurs conclusions sont en faveur de l'efficience des marchés financiers. En ce qui concerne l'application de la programmation génétique sur le marché canadien, [Potvin et al. \(2004\)](#) ont testé si les règles de trading optimisées pouvaient surperformer la stratégie « acheter et conserver ». Appliquée sur les 14 indices du marché, la moyenne des rentabilités obtenue était de l'ordre de 131,17% sur la période d'entraînement et de 22,93% sur la période de test. Les auteurs ont ainsi observé que la programmation génétique pouvait contribuer à augmenter les rentabilités quand le marché était à la baisse ou stable, mais échouait à surperformer la stratégie « acheter et conserver » quand le marché était à la hausse.

Une autre étude démontre les avantages de la programmation génétique. C'est le cas des travaux de [Roberts et al. \(2003\)](#) qui soutiennent l'hypothèse que la programmation génétique puisse générer des règles de trading capables de faire des profits que ce soit en période de faible ou de forte volatilité. De plus, l'utilisation de ces algorithmes permet d'éviter de faire du data-snooping (fouille des données), qui entraîne un biais dans les résultats. Ainsi, les auteurs ont implémenté leurs stratégies sur les cours du blé, du soja et sur les contrats futurs pour le blé sur la période de 1978 à 1998. Deux périodes ont été considérées, la période d'entraînement allant de 1978 à 1998 et la période de test de 1980 à 1998. Sur la période de test, les résultats étaient contrastés. En effet, sur les contrats futurs du blé, la programmation génétique a permis d'avoir des profits moyens positifs. Les contrats futurs ont généré des profits significatifs de 1,07 \$ par contrat et surperformaient ainsi la stratégie « acheter et conserver » ; alors que le blé et le soja ont enregistré des pertes.

Becker et Seshadri (2003) ont modifié les stratégies adoptées par Allen et Karjalainen (1999) dont les performances n'arrivaient pas à surperformer la stratégie « acheter et conserver ». Leurs modifications consistaient à utiliser les données mensuelles plutôt que les données journalières. De plus, ils apportent une modification dans l'utilisation des conditions logiques utilisées par Allen et Karjalainen (1999), en adoptant les opérateurs logiques (« ET », « OU », « NON ») à la place des signes d'inégalité. Les auteurs ont ainsi mis en évidence que les stratégies optimisées par l'algorithme génétique donnaient des résultats significatifs en battant le marché sur la période de test de 1991-2002.

I.2.2.2 Les réseaux de neurones

Les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones s'inspirent des processus liés aux êtres vivants. Si les algorithmes génétiques ont été construits par analogie au processus d'évolution de Darwin, le fonctionnement du réseau de neurones est basé sur le processus d'apprentissage, d'où l'origine de l'appellation, en référence à l'entité biologique qui compose en grande partie les tissus cérébraux et nerveux d'un être vivant. De plus, le tissu organique composé de neurones est généralement destiné à accomplir des tâches complexes. Ainsi, au cours de son développement le réseau de neurones fut utilisé dans divers domaines de la science tels qu'en traitement du signal (Hu et Hwang (2001)), en intelligence artificielle (White et Sofge (1992)) et dans la modélisation des systèmes dynamiques (Nørgård et al. (2000)).

Un réseau de neurones est une méthode de calcul qui s'inspire du fonctionnement du cerveau humain. Il a été conçu également à la base pour imiter le cerveau pour traiter des données et pour permettre de résoudre des problèmes complexes. Les associations de neurones dans le cerveau peuvent traiter d'énormes quantités de données de façon simultanée due à leurs connexions en parallèle. C'est ainsi que la technologie se base sur ce principe de traitement de l'information en parallèle par les neurones pour atteindre des taux de calcul élevés. Un réseau de neurones peut être vu comme un ensemble de neurones (élément de base) interconnecté dont le but

est d'imiter le cerveau humain. Ce neurone artificiel est une simplification extrême du neurone biologique dont le comportement temporel est fort complexe (importance des temps de propagation, importance des dispersions temporelles des entrées dans le comportement du neurone, évolution dans le temps du seuil lorsque le neurone a fonctionné).

L'élément de base du réseau de neurones appelé « neurone formel » a été introduit par [McCulloch et Pitts \(1943\)](#) :

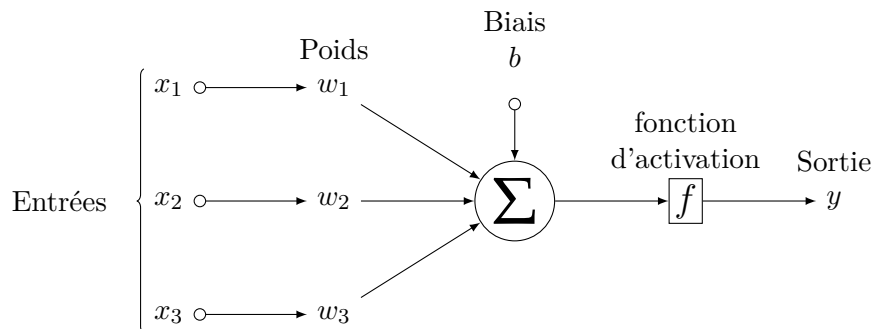


FIGURE I.2.1 – *Perceptron simple avec 3 entrées ayant une fonction d'activation*

Cette entité de calcul élémentaire réalise deux opérations arithmétiques simples : la somme pondérée de ses entrées et l'application d'une fonction d'activation non linéaire f sur le résultat de cette somme. La fonction d'activation proposée à l'origine par [McCulloch et Pitts \(1943\)](#) est la fonction d'Heaviside. Cette fonction d'activation à seuil est particulièrement adaptée aux problèmes de classification présente des limites pour la modélisation des fonctions non linéaires (2 réponses possibles). L'introduction de fonctions dérivables de type sigmoïdes et l'association de plusieurs unités ont permis d'accroître la performance de ces opérateurs ([Suykens et al. \(1996\)](#)). L'association des neurones en réseau est possible depuis les travaux de [Rosenblatt \(1961\)](#), qui créa le modèle du premier perceptron pour imiter le système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perceptron et une couche liée à la prise de décision. C'était le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

L'utilisation des réseaux de neurones comme outils de prévision date des années 60 avec les travaux de [Hu \(1964\)](#) dans sa thèse où il essaya de réaliser des prévisions météorologiques par des réseaux de neurones. Cependant, il était difficile d'utiliser les réseaux de neurones, car à cette époque les algo-

rithmes d'apprentissage n'étaient pas performants. Ainsi, les travaux sur les réseaux de neurones ont stagné jusqu'en 1986 du au développement rétro-propagation du gradient par [Werbos \(1988\)](#), [Rumelhart et al. \(1986\)](#).

Depuis les travaux de [Zhang et al. \(1998\)](#), les réseaux de neurones ont connu des développements significatifs, leur utilisation en finance à des fins de prévision gagne en notoriété.

Le type de réseau de neurones fréquemment utilisé est le réseau de neurones multicouche appelé aussi « réseau de neurones non bouclé ». La dénomination peut varier suivant la fonction d'activation, telle que les réseaux à fonction radiale ([Chng et al. \(1996\)](#)), les réseaux polynomiaux ([Shin et Ghosh \(1995\)](#)), et les réseaux d'ondelettes ([Delyon et al. \(1995\)](#)).

Le réseau de neurones peut être considéré comme un modèle de régression linéaire ou non linéaire suivant sa structure. L'un des avantages du réseau de neurones réside dans sa capacité à traiter des problèmes complexes. En effet, la structure d'un modèle neuronal peut se complexifier⁷ en fonction du problème traité. De plus, ce type de modélisation n'admet pas de limitation contrairement aux autres types de modèle de régression. Les réseaux de neurones permettent de réaliser des régressions non linéaires en dépit de la méconnaissance des liens possibles entre les variables explicatives et les variables à expliquer.

Pour les problèmes qui traitent de la relation de cause à effet ou de prévisions, la relation fonctionnelle que modélise le réseau de neurones est définie par la relation suivante :

$$y = f(X_t)$$

où X_t : est un vecteur de paramètres qui sont pris en compte à l'entrée du réseau

f : la fonction de régression réalisée par le réseau de neurones

Dans cette spécification le réseau de neurones est un modèle de régression non linéaire de y sur X_t .

7. en augmentant le nombre des entrées ou le nombre de couches cachées

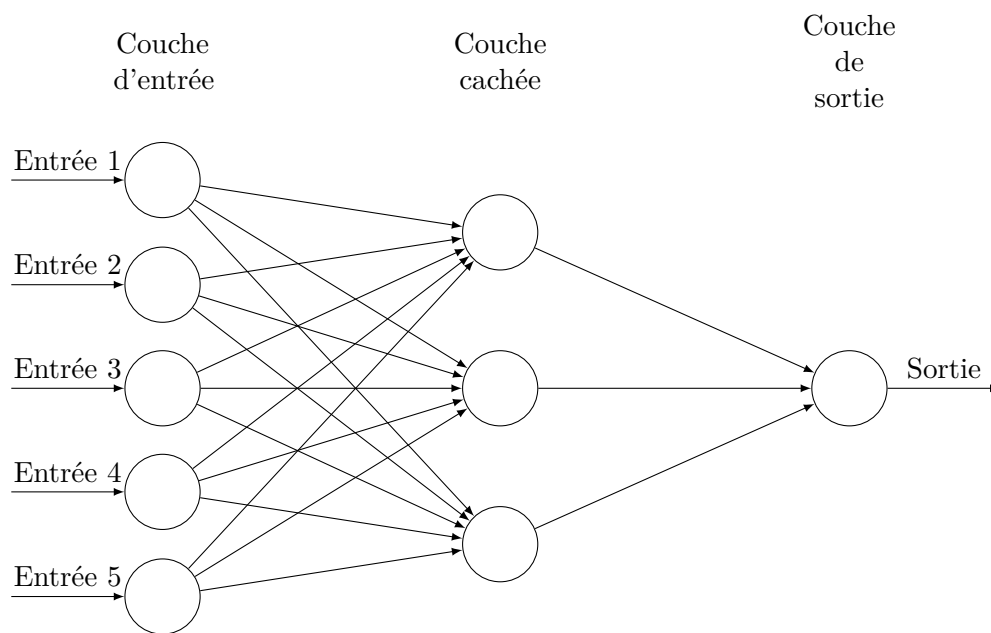


FIGURE I.2.2 – Architecture d'un perceptron multicouche

Dans les modèles de prévisions, on a $y_{t+1} = f(X_t)$; plus particulièrement si $X_t = [y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-p}]$, le réseau de neurones est appelé modèle autorégressif non linéaire (Weigend (1994)).

Cette modélisation offre la possibilité de réécrire les modèles de prévisions des séries temporelles par les modèles linéaires communément appelés “modèles ARMA” (Suykens et al. (1996)). De même la construction du modèle neuronal dépend du type de problème traité qu'il soit linéaire ou non et pose une contrainte sur la topologie à adopter. Apparue dans les années 90, cette topologie reste une étude qui est encore en cours de développement sur les réseaux de neurones. Rivals et al. (1995) proposent une première topologie des réseaux de neurones multicouches. Sous sa forme canonique, le réseau comprend une couche d'entrée, une couche interne (ou plusieurs) composée(s) de neurones à fonction sigmoïde et une couche de sortie. L'information circule des cellules d'entrée vers les neurones de sorties. Chaque cellule influence les autres par la propagation de son activité le long des axes pondérés (les axes du graphe), de sorte que l'état interne de l'unité déterminée par la fonction d'activation f définit l'état du réseau. En prévision, on utilise généralement le réseau de neurones multicouche. Ce réseau comprend généralement trois couches : une couche d'entrée qui reçoit les informations,

une couche cachée intégrant les fonctions d'activations, une couche de sortie comportant un seul neurone et donnant le résultat du calcul interne (Shaikh et Al-Dahhan (2003)).

Ce réseau possède une couche non visible de l'extérieur dite couche cachée servant à effectuer des calculs intermédiaires. Les neurones sont reliés entre eux par des poids synaptiques notés w_{ij} , l'algorithme d'apprentissage aura pour tâche d'évaluer ces poids en fonction des données présentées lors de la phase d'apprentissage.

Halquist et Schmoll (1989) ont évalué le pouvoir prédictif du réseau de neurones sur les contrats futurs du S&P500 et ont observé que les réseaux de neurones étaient capables de prédire les 61 % des tendances de l'indice. Trippi et DeSieno (1992) ont par la suite étudié les performances des stratégies basées sur les réseaux de neurones en termes de trading. Leur méthodologie consistait à optimiser les règles de trading à l'aide de réseaux de neurones. En testant leur stratégie sur les données du S&P500 ; ils ont trouvé que les rendements fournis par les réseaux neuronaux surperformaient ceux obtenus avec la stratégie passive. Dans la continuité des travaux de Trippi et DeSieno (1992) ; Tsaih et al. (1998) proposent d'évaluer les performances d'un modèle de trading ; qui est un modèle hybride basé sur les signaux de données par les indicateurs techniques et des réseaux de neurones. Les auteurs proposent ainsi une démarche originale pour prédire les variations journalières des contrats futurs du S&P500 sur la période de 1984 à 1993. Le but étant de composer des systèmes de trading intelligents pilotés par les réseaux de neurones pour générer les signaux de trading. Tsaih et al. (1998) ont pu observer que le système de trading intégrant le réseau de neurones à résonance battait la stratégie passive sur la période de 1988 à 1993.

Gencay (1998a) s'est servi d'un réseau de neurones non bouclé à une couche cachée pour générer des signaux de trading à partir de l'information contenue dans l'historique des cours du DOW JONES sur la période de 1983 à 1988. Il constitua 4 sous-périodes comprenant chacun une période d'entraînement d'environ 3 ans et une période de test de 250 jours. Ses résultats ont montré que le réseau de neurones donnait des résultats satisfaisants par rapport à la stratégie passive en termes de rentabilité. De plus, les réseaux

de neurones donnaient en moyenne 58,33% de bonnes prévisions, indiquant la possibilité de prédire en partie les variations de l'indice boursier. Toutefois, le modèle possède des ratios de Sharpe faibles, qui sont en moyennes de 0,3 montrant ainsi que les stratégies utilisées sont risquées. [Fernandez-Rodriguez et al.](#) ont testé la profitabilité des réseaux de neurones sur l'indice du marché de Madrid. Ils ont montré que les signaux de trading produits par les réseaux de neurones non bouclés généraient des profits supérieurs par rapport à la stratégie passive « acheter et conserver » en l'absence de coût de transaction. Leur méthodologie s'est inspirée d'une part de [Gencay \(1998a\)](#) pour le choix du modèle de réseaux de neurones, et d'autre part de [Gencay \(1999\)](#) pour la spécification des variables explicatives.

[Dunis et Jalilov \(2002\)](#) ont proposé de comparer les performances d'un système de trading basé sur les réseaux neuronaux par rapport aux modèles ARIMA, stratégies naïves et buy-and-hold. Les objectifs des auteurs tentent de mettre en évidence le caractère non linéaire des séries financières et ainsi la nécessité d'utiliser les modèles neuronaux comme modèle de régression. [Dunis et Jalilov \(2002\)](#) ont comparé les performances en termes de trading des modèles neuronaux, ARIMA, naïves et buy-and-hold sur les données du S&P500, EUROSTOXX50, FTSE100 et NIKKEI25. Sur la période de test, correspondant à la période de mai 1999 au 6 juin 2000 ; les résultats obtenus avec les réseaux neuronaux surperformaient ceux obtenus par les autres modèles. De plus, les résultats réalisés avec l'indice EUROSTOXX50 présentaient les meilleurs rapports rendement/risque en termes de trading, si bien qu'ils montrent le caractère inefficace des marchés sur cette période.

I.2.3 ÉTUDES SUR L'EFFICACITÉ DE L'ANALYSE TECHNIQUE

Cette revue de la littérature dresse l'état de l'art des différentes méthodes, les plus utilisées en analyse technique pour tester l'hypothèse d'efficace des marchés financiers au sens faible.

L'analyse technique rejette l'hypothèse d'efficace des marchés financiers, puisque son but est de proposer des outils pour prédire l'évolution des cours boursiers et les différentes possibilités d'en tirer profit. Elle n'aborde pas la question s'il est possible de prédire l'évolution des séries financières, mais

comment y arriver.

Elle tente de montrer l'intérêt de l'analyse technique sur le milieu académique notamment sur les tests de l'efficacité des marchés au sens faible. Cette revue montre en effet que les résultats des tests issus de la littérature montrent deux groupes divergents sur l'étude des performances des outils de l'analyse technique : l'un qui soutient la profitabilité de l'analyse technique et le second qui en soutient son inefficacité en tant qu'outil d'investissement.

L'analyse fondamentale a tendance à étudier des variables économiques ou financières et leurs interactions, leurs influences sur les mouvements des cours boursiers alors que l'analyse technique va plutôt faire un constat, sans pour autant aller chercher dans les causes. On entend par cause : tout mécanisme qui peut avoir des conséquences sur la détermination des prix des actifs. Ces causes sont généralement ignorées, car leur prise en compte nécessiterait de construire un modèle avec un nombre de degrés de liberté assez élevés. La théorie de Dow a contribué de façon significative au développement de l'analyse technique. Elle est encore largement employée par les opérateurs qui spéculent sur les marchés financiers. Elle continue également à donner naissance à diverses approches utilisées en analyse technique et a favorisé l'émergence de myriade de techniques de trading utilisant l'analyse graphique ou les indicateurs techniques. Cependant, l'analyse technique fut l'objet de controverse entre le milieu professionnel et académique, respectivement les « techniciens » et « les fundamentalistes ». Cette controverse posée par le milieu académique concerne les fondements et l'efficacité de l'analyse technique à procurer des profits et à remettre en cause l'hypothèse d'efficacité des marchés énoncés par [Fama \(1970\)](#) . D'autant plus, que l'analyse technique constitue la négation de l'efficacité des marchés au sens faible, qui stipule qu'il est impossible d'exploiter l'information contenue dans l'historique des prix pour anticiper les évolutions futures des cours boursiers et d'en tirer profit par la suite. Le débat sur l'efficacité de l'analyse technique comme un outil d'investissement et l'efficacité des marchés continuent d'alimenter les travaux de la littérature.

[Samuelson \(1965\)](#) (page 44), montre que dans la mesure où le marché boursier est considéré comme un « jeu équitable », alors les anticipations des

prix des actifs fluctuent de façon aléatoire. Selon cet auteur « Il n'y a pas de possibilité de réaliser des profits en extrapolant les changements passés dans le prix à terme, que ce soit par des études graphiques ou par tout autre moyen ésotérique de la magie ou des mathématiques ». Samuelson affirme ainsi qu'il est inutile de recourir à l'analyse technique pour prévoir les évolutions futures des cours boursiers, car « la cotation du marché au temps t incorpore déjà toute l'information concernant son futur, et en ce sens, a déjà pris en compte les aléas futurs autant que cela soit humainement possible ».

Avec la formalisation de l'efficience des marchés par Fama (1970), de nombreux auteurs ont testé cette hypothèse en vue de la rejeter ou de la valider, de plus, ces tests mettent en lumière les controverses qui concernent l'efficacité de l'analyse technique comme outils de prévision.

Alexander (1961) réalisa l'un des premiers tests sur l'étude des performances des méthodes des filtres utilisées en analyse technique. La méthode des filtres constitue un ensemble de règles, qui permet de générer des signaux d'achat ou de vente. Ainsi, on procède à un achat si le prix de l'actif au temps t a au moins augmenté de $X\%$ par rapport au prix de l'actif au temps $t-1$. La position est conservée tant que le prix de l'actif ne diminue pas de $X\%$ par rapport à son prix antérieur. Dans cette configuration, Alexander (1961) suppose que les prix des actifs sont persistants et peuvent suivre une tendance haussière ou baissière. De plus, l'auteur montre que les performances réalisées par cette méthode sur chaque indice composant le Dow Jones sont significatives et rejettent l'hypothèse de marche aléatoire. Toutefois, Mandelbrot (1997) (page 418) affirme qu'il existe un biais dans les calculs effectués par Alexander (1961), car ce dernier suppose que l'investisseur peut acheter l'actif au cours souhaité, soit au plus bas ajouté d'un certain pourcentage x , soit au plus haut diminué du même pourcentage x . En effet, cela n'est pas possible dans la réalité, car les ordres ne sont pas toujours exécutés au prix souhaité du fait des fluctuations que subissent les cours ; entraînant une augmentation des frais de commission. Face à ces critiques, Alexander (1964) teste ses stratégies sur les données du S&P500, en tenant compte des coûts réels de transaction. Ses conclusions montrent

que seul un filtre avec un coefficient élevé a pu battre la stratégie naïve de buy-and-hold. Fama et Blume (1966) reprennent la même méthodologie adoptée par Alexander (1961; 1964), en prenant des filtres avec des paramètres variant de 1% à 50% et les ont testés sur les données journalières de chaque indice qui rentre dans le calcul du Dow Jones. Ils ont montré que les performances des méthodes de filtres ne surperforment pas en moyenne la stratégie buy-and-hold lorsqu'on tient compte des coûts de transactions. De plus, les performances obtenues dépendent des paramètres affectés aux filtres, que ce soit pour les positions acheteuses ou vendeuses sur le court terme et long terme.

Cootner (1964) a étudié les performances des moyennes mobiles ayant des paramètres de 1 à 200 sur les 45 indices du NYSE en données hebdomadaires; en considérant la période de 1956 à 1960. Ainsi, en tenant compte des coûts de transactions, leurs résultats ont montré que les performances des moyennes mobiles ne surperforment pas de façon significative la stratégie buy-and-hold. De même, Van Horne et Parker (1967) ont calculé les performances des moyennes mobiles de 100, 150 et 200 jours; par rapport à la stratégie de buy-and-hold vis-à-vis de l'hypothèse de marche aléatoire. Leur expérimentation portait sur les données journalières de 30 indices composants du NYSE. Leurs résultats soutiennent l'hypothèse de marche aléatoire des cours, car l'utilisation des données passées par l'analyse technique n'offrait pas de rendement significatif par rapport à la stratégie buy-and-hold et cela même en ignorant les coûts de transaction.

Logue et al. (1978) testent l'efficacité des méthodes de filtres sur plusieurs taux de change basés sur le dollar américain, tout en tenant compte du risque, des coûts de transaction, et des tests statiques. Ils observent ainsi que pour les filtres de 0,5% à 5% surperforment les stratégies de buy-and-hold, en offrant des rendements excédentaires, que ce soit sur la période in-sample et out-of-sample.

Sweeney (1988) propose de réévaluer les résultats obtenus par Fama et Blume (1966), considérés comme un article de référence de l'époque sur la mesure de performances de méthodes de filtre. Sweeney (1988) a utilisé

les filtres avec de 0,5%, et les ont appliqués sur 14 indices du DOW JONES sur la période de 1970 à 1982. Il conclut que les filtres à 0,5% produisent des rendements annuels excédentaires, lorsqu'on tient compte des coûts de transaction.

[Brock et al. \(1992\)](#) étudient les performances de plusieurs types de moyennes mobiles sur les données journalières du Dow Jones sur la période de janvier 1887 à décembre 1986, soit plus de 90 ans de données. Ils construisent 26 règles de trading basées sur les moyennes mobiles et les cassures de supports et résistances, largement utilisées par les traders professionnels. Ils distinguent les moyennes mobiles par rapport à leur fenêtre, considérée comme courte pour $n=1,2$ ou 5 et longue pour $n=50, 150$ ou 200, en considérant les couples de moyennes mobiles courtes et longues suivantes (1 jour, 50 jours), (1 jour, 150 jours), (5 jours, 150 jours), (1 jour, 200 jours) et (2 jours, 200 jours). Ils définissent par la suite les règles de trading suivantes : achat si la moyenne mobile courte est supérieure d'au moins 1% par rapport à la moyenne longue et vente si la moyenne mobile courte est au moins inférieure de 1% par rapport à la moyenne mobile longue. Ils ont par la suite construit quatre périodes distinctes pour évaluer les stratégies de trading respectivement les périodes 1897-1914, 1915-1938, 1939-1962 et 1962-1986. Ainsi, les performances obtenues par les différentes stratégies sur ces périodes révèlent des performances qui surperforment celles de la stratégie buy-and-hold. De plus, les gains obtenus sur les positions acheteuses ont été supérieurs par rapport à ceux obtenus sur les positions vendeuses. Par la suite, les auteurs proposent d'utiliser la méthode de bootstrap pour tester si on peut obtenir les mêmes performances à l'aide de modèle économétrique de type GARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) et d'un processus autorégressif d'ordre 1. Leurs observations montrent que les modèles de type marche aléatoire avec dérive, le processus autorégressif d'ordre 1, les modèles GARCH-M et EGARCH n'expliquent pas les résultats obtenus par les méthodes d'analyse technique. En d'autres termes, les stratégies basées sur les indicateurs techniques possèdent un pouvoir prédictif supérieur par rapport aux modèles économétriques de type marche aléatoire ou GARCH. [Hudson et al. \(1996\)](#) reprennent la même méthodologie que [Brock et al.](#)

(1992) pour tester si l'utilisation des moyennes mobiles et des cassures de supports et résistances produisent les mêmes conclusions sur un indice boursier britannique notamment le FT30 (Financial Times Industrial Ordinary Index) sur la période de juillet 1935 au janvier 1994. Toutefois, ils prennent en compte les coûts de transaction qui étaient omis par les travaux de Brock et al. (1992). Ils vérifient ainsi que dans la mesure où l'on supprime les coûts de transaction, l'analyse technique constitue un outil prédictif intéressant. Toutefois, en présence de coût de transaction de l'ordre de 1%, les gains moyens par transaction étaient de 0,8% de plus par rapport à la stratégie buy-and-hold. Ainsi, les performances obtenues par l'analyse technique seraient conditionnées par le niveau des coûts de transaction.

De même, Mills et al. (1997) teste la méthodologie de Brock et al. (1992) sur les données journalières du FT30 (Financial Times Industrial Ordinary Index) sur la période de 1935 à 1980, en comparant les résultats obtenus issus de l'analyse technique avec la méthode de bootstrap et le modèle AR-GARCH, en l'absence de coûts de transaction. Leurs conclusions stipulent que sur les périodes de 1935-1954 et 1955-1974, les stratégies basées sur l'analyse technique produisaient des excès de rentabilités plus élevés par rapport à ceux obtenus avec la stratégie buy-and-hold. Toutefois, ces résultats se dégradent à partir des années 80, dues à l'absence de dérive dans les cours du FT30. En effet, en l'absence de dérive, les cours suivent une marche aléatoire de la forme $P_t = P_{t-1} + \epsilon_t$ avec ϵ_t un bruit blanc gaussien. Dans ce cas, les prix deviennent plus faciles à prédire, car $E(P_{t+1}) = P_t$. Ainsi, Mills et al. (1997) affirment que l'évolution des prix est plus facile à anticiper, en entraînant un marché moins efficient et l'investisseur doit privilégier une gestion passive avec la stratégie de buy-and-hold.

Bessembinder et Chan (1998) réexaminent les résultats obtenus par Brock et al. (1992) sur les cours du DOW JONES afin d'en tester la significativité, en présence de coûts de transaction et en apportant une correction sur le fait que les trades réalisés ne sont pas synchrones. Les résultats ne prévoient pas de réaliser des profits qui puissent surperformer la stratégie buy-and-hold.

Gencay (1998b) teste la profitabilité de simples techniques de trading basées sur les moyennes mobiles et les réseaux de neurones de type non bouclés sur

les données du DOW JONES sur la période de 1897 à 1988. Dans sa modélisation, l'auteur propose également une comparaison entre les performances des modèles linéaires et non linéaires. En effet, il utilise les moyennes mobiles pour générer les règles de trading définies par [Brock et al. \(1992\)](#), du réseau de neurones non bouclé à une couche pour estimer la moyenne conditionnelle et des modèles AR(1) et GARCH-M pour servir de benchmark. L'auteur divisait par la suite la période de 1897-1986 en quatre sous-périodes, soit respectivement la période 1 (1817- 1914), la période 2 (1915-1938), la période 3 (1939-1962) et la période 4 (1962-1986). Les raisons de ce choix sont en rapport avec les grands événements de l'histoire de l'humanité, tels que les périodes de dépression (période 1), les guerres mondiales (période 2 et 3) et l'après-guerre (période 4). Les résultats de cette étude ont montré les mêmes conclusions énoncées par [Brock et al. \(1992\)](#), sur le fait que les modèles linéaires ne sont pas assez robustes pour permettre de prendre en compte les dynamiques des rendements des cours. Ainsi, la présence d'une dynamique non linéaire dans les cours est prise en compte partiellement par les modèles linéaires à moyenne conditionnelle. En effet, seul le réseau de neurones non bouclé a permis d'avoir des performances plus accentuées par rapport aux modèles ayant servi de benchmark.

[Sullivan et al. \(1999\)](#) ont repris les spécifications de [Brock et al. \(1992\)](#) et ont mis en évidence que les règles de trading ne permettaient pas de procurer des profits excédentaires sur une période d'une dizaine d'années. Ils ont montré aussi que les règles de trading ont été construites en s'aidant du data-mining sur les données que [Brock et al. \(1992\)](#) utilisaient.

[LeBaron \(2000\)](#) met en pratique la méthodologie de [Brock et al. \(1992\)](#), en apportant toutefois quelques modifications sur les données et les moyennes mobiles utilisées. En effet, [LeBaron \(2000\)](#) considère les données du DOW JONES sur la période de janvier 1897 à février 1999, soit presque 10 ans de plus par rapport aux données utilisées par [Brock et al. \(1992\)](#) dans leurs travaux. [LeBaron \(2000\)](#) utilise la moyenne mobile simple afin de créer les stratégies de type momentum. Les résultats produits par les stratégies issues des moyennes mobiles ont été profitables sur la période de 1897 à 1987, toutefois, le contraire se produit sur la période 1988-1999. En effet, les ren-

dements donnés par les stratégies sur cette période sont légèrement négatifs, alors que ce n'est pas le cas pour la stratégie buy-and-hold. De plus, les auteurs soutiennent que les performances ont drastiquement diminué sur la période de 1988-1999 ; et cela peut être causé par le fait que les paramètres des moyennes mobiles utilisés dans les travaux de [Brock et al. \(1992\)](#) aient été sélectionnés à l'aide de fouille de données ou que les cours aient changé de régime durant cette période.

[Skouras \(2001\)](#) teste si les outils fournis par l'analyse technique peuvent invalider l'hypothèse d'efficience des marchés financiers au sens faible. Dans un premier temps, il a mis en place une modélisation portant sur la sélection de règles de trading apprises par des agents créés artificiellement au moyen de l'intelligence artificielle. Ces agents devaient apprendre par l'expérience pour devenir des analystes techniques artificiels. Les objectifs visent à constituer un système de trading basé sur les travaux de [Brock et al. \(1992\)](#) pour générer les signaux d'achat et de vente. De plus, les auteurs recourraient à des outils appartenant à l'intelligence artificielle comme les réseaux de neurones pour améliorer les systèmes de trading. Contrairement aux nombreux travaux présentés dans la littérature, [Skouras \(2001\)](#) ne cherche pas à ce que sa modélisation procure des rendements excédentaires par rapport à la stratégie buy-and-hold mais qu'elle puisse maximiser l'utilité de l'investisseur, qui dépend de son capital, des coûts de transactions et de sa position sur le marché. De plus, le degré d'efficience doit être calculé pour évaluer les performances de l'analyse technique et permettre également de définir les types d'investisseurs. Leurs conclusions ont ainsi montré que les stratégies basées sur les moyennes mobiles pouvaient améliorer l'utilité des investisseurs lorsque le risque est neutre. Pour les agents averses au risque, leurs fonctions d'utilité sont concaves et ont montré qu'ils se restreignent à recourir à l'analyse technique. La prise en compte des historiques des cours par les analystes artificiels améliorent les prises de décision, puisque, leurs performances surperforment celles obtenues par la plupart des moyennes mobiles de [Brock et al. \(1992\)](#), et les stratégies buy-and-hold. Ainsi, lorsque le risque est neutre, les auteurs affirment qu'on peut rejeter l'hypothèse d'efficience des marchés.

Plus récemment, [Marshall et Cahan \(2005\)](#) ont étudié les performances des techniques de trading issues des travaux de [Brock et al. \(1992\)](#) sur l'indice boursier néo-zélandais sur la période de 1970-2002, en constituant trois sous-périodes respectivement, période 1 (1^{er} janvier 1970 au 31 décembre 1980), période 2 (1^{er} janvier 1981 au 31 décembre 1991) et période 3 (1^{er} janvier 1992 au 31 décembre 2002). L'hypothèse que les auteurs avancent est la suivante : « si le marché néo-zélandais est moins efficient, alors, il est possible de tirer profit de cet état à partir de l'analyse technique ». Afin de tester cette hypothèse, ils adoptent les règles de trading de [Brock et al. \(1992\)](#) pour créer 12 conditions de trading à l'aide des moyennes mobiles et des cassures de supports et résistances. Leurs résultats ont ainsi montré que sur la période 1, les profits étaient très significatifs, sur la période 2, cette significativité se dégradait et sur la période 3, les profits n'étaient pas significatifs. De plus les p-value des profits sur les signaux d'achat et de vente sur les périodes 1 et 2, ont été produits par la moyenne mobile variable et ne pouvaient pas être expliqués par les modèles GARCH-M. En revanche, sur la période où les p-value n'étaient pas significatifs, les résultats par les filtres et les modèles GARCH-M n'étaient pas significativement différents. De plus, lorsque le marché semble être inefficent, la microstructure du marché limite les possibilités d'arbitrage, ce qui est le cas du marché néo-zélandais sur la période 3.

CONCLUSION

L'analyse technique constitue un ensemble de méthodes qui exploite les informations contenues dans l'historique des cours pour en déduire leurs évolutions futures. Cette discipline s'est développée depuis la publication des travaux de Dow par [Hamilton \(1922\)](#) et [Rhea \(1932\)](#) sur l'étude graphique des mouvements des cours de la bourse. Si la méthode a connu du succès auprès des professionnels, elle a cependant produit un certain scepticisme auprès des fundamentalistes. D'ailleurs cette divergence de pensée a été accentuée par l'énoncé de l'hypothèse d'efficience des marchés financiers par [Fama \(1970\)](#). Dans sa forme faible, l'hypothèse d'efficience stipule qu'il n'est pas possible de réaliser des profits anormaux pour toute stratégie basée sur l'historique des cours. Cette assertion a conduit beaucoup d'auteurs à tester l'hypothèse d'efficience des marchés dans sa forme faible par les fundamentalistes, aussi bien que par les adeptes de l'analyse technique. De plus, de nouvelles disciplines se sont attelées à la tâche telle que la géométrie fractale, l'intelligence artificielle et la théorie du chaos.

Tester l'efficience des marchés au sens faible consiste à déceler certaines caractéristiques qui ne sont pas inhérentes pas à la marche aléatoire ; ou encore de procéder aux possibilités d'arbitrage au moyen de stratégie de trading. En ce qui concerne les résultats sur les tests d'efficience ; les travaux énoncés dans la partie 1 ont montré que les cours boursiers peuvent présenter des anomalies vis-à-vis de l'hypothèse de marche aléatoire. Quant aux résultats issus de l'analyse technique, ils sont plutôt controversés sur les possibilités d'arbitrage. En effet, ils peuvent dépendre de plusieurs facteurs qui portent sur : les outils utilisés, la méthodologie employée et la période sur laquelle l'expérimentation est effectuée.

Deuxième partie

**Les apports de la
décomposition en ondelettes
dans l'étude des séries
financières**

DE L'ANALYSE DE FOURIER À L'ANALYSE PAR ONDELETTES

INTRODUCTION

L'analyse de Fourier fait partie des outils modernes du traitement du signal et de l'image. Elle est largement utilisée dans les différents domaines des sciences, en physique, en télécommunications, en médecine, en économie, en finance, etc. Son applicabilité nécessite que la série soit stationnaire du premier ou du second ordre. On note également que cette condition n'est généralement pas respectée dans la réalité. En effet, la plupart des signaux réels respectent rarement ces conditions de stationnarité, car elles impliquent que les caractéristiques de ces signaux sont invariantes dans le temps ou dans l'espace. Les signaux réels appartiennent au champ des signaux transitoires, car ces signaux ne sont pas éternels et ne sont pas nécessairement invariants dans le temps. Dans la pratique, la présence de non stationnarité dans le signal ou de la série chronologique impose de disposer de modèle qui en soit capable d'en tenir compte. En économie, la présence de non stationnarité est généralement due à une racine unitaire résultant de la présence d'une tendance déterministe ou stochastique. L'une des premières solutions pour tenir compte de la non stationnarité dans l'analyse des signaux fut proposée par [Gabor \(1946\)](#). L'approche proposée consiste à localiser les fréquences présentes dans le signal dans le temps, en effet, cette localisation est perdue lors de la transformée de Fourier. Cette idée est devenue par la suite la base de « la représentation temps-fréquence ». Le but étant de fournir une bonne

précision de la répartition fréquentielle des spectres du signal ainsi que leur localisation dans le temps.

II.1.1 L'ANALYSE DE FOURIER : SES FONDEMENTS ET SES APPORTS

Le signal est un concept important dans la plupart des sciences qui peuvent revêtir plusieurs formes. En physique, il est utilisé comme vecteur d'informations, concernant principalement les mesures d'une grandeur physique telles que le signal sonore, le signal sismique, le signal radar, etc. En médecine, on étudie généralement les signaux d'un encéphalogramme, d'un électrocardiogramme. Dans les domaines des sciences économiques ou financières, le signal est associé aux séries temporelles, chronologiques ou chroniques, car il correspond à des suites d'observations indexées par le temps. Le signal est présent dans la plupart des disciplines scientifiques, et on peut l'étudier à la fois dans le domaine temporel. Les outils utilisés pour l'étudier peuvent être classés en deux catégories : domaines temporels et l'analyse harmonique. Deux approches qui font partie de la discipline du traitement du signal. Le concept de signal est inhérent aux études des phénomènes physiques où il joue un rôle important en véhiculant l'information. Les ondes mécaniques, par exemple, résultent de la propagation d'une perturbation physique sans transport de matière. Ces signaux sont généralement perceptibles par les sens de l'être humain. Ces informations sont transformées en signaux électriques au niveau du cerveau, pour être traitées afin d'en extraire de l'information. Les signaux sont aussi le résultat d'une acquisition lors d'une mesure d'une grandeur physique qui conduit à leur stockage. On distingue deux catégories de signaux, les signaux analogiques et les signaux numériques. Les signaux analogiques étant continus, ce type de signal se rapproche de en plus du cas réel puisqu'à chaque temps t , on peut correspondre une valeur $f(t)$ correspondant à la mesure d'une grandeur physique. Le signal tend à se rapprocher de la réalité puisque son but est de garder de façon possible cette mesure supposée qui reflète la réalité. À cause de leurs caractéristiques, les signaux analogiques requièrent des supports de stockage tels que les bandes magnétiques. Dans le monde où nous

vivons, nous sommes envahis constamment par des signaux (les ondes mécaniques, les ondes lumineuses, ondes radio, etc.). Tous ceux que nos sens perçoivent en tant que données sont par la suite ; traitées, analysées par notre cerveau afin de nous délivrer les informations. Dans le domaine de la science fondamentale comme la physique, la compréhension de ce qui nous entoure nécessite la compréhension des processus physiques. Comprendre ces processus physiques implique la confrontation entre théorie et observations. Ainsi avoir des données d'observation de bonne qualité contribue à la fiabilité des analyses. Toutefois, effectuer des mesures à l'aide d'appareils mécaniques, analogiques ou numériques n'est pas sans risque puisque ces mesures contiennent des erreurs dues au calibrage, à la précision ou encore au bruit. Le développement des traitements des signaux est lié étroitement au développement de la technologie notamment aux disciplines qui étudient l'électricité. Ce développement a commencé à partir du XIX^e siècle, une période où la science commence à exploiter les signaux électriques pour convoier l'information à travers les diverses inventions telles la télégraphie, la téléphonie. Finalement c'est à partir du XIX^e siècle que commence le développement de l'électronique avec les inventions des diodes par Fleming en 1904 (Bouthillon (1956)) et de la triode par Lee De Forest en 1907 (De Forest (1907)). Ces composants offrent une certaine souplesse pour la manipulation des signaux à faible puissance (Sedra et Smith (2016)). L'électronique analogique a facilité les applications des traitements des signaux. Le début des années 20 était marqué par un tournant majeur dans le développement des outils des traitements des signaux (Pier (1992)). Ce changement va de pair avec l'ouvrage de Fourier (1822) intitulé « Théorie analytique de la chaleur », dans laquelle l'auteur propose de résoudre l'équation de la chaleur. Il montre ainsi que cette équation aux dérivées partielles peut être résolue de façon analytique dont les solutions sont une somme de fonctions trigonométriques. Toutefois, l'approche proposée par Fourier (1822) utilisant des fonctions trigonométriques n'est pas nouvelle en physique. Elles sont également employées en astronomie (Cousin (1787), d'Alembert). Par la suite, les travaux de Fourier (1822) ont été enrichis par Dirichlet (1829) sur l'étude des convergences des séries de Fourier (1822), auxquelles on lui a attribué

le « Théorème de Dirichlet » (Yves (2017)). On note également les contributions de Riemann sur les études des séries trigonométriques publiées par Dugac (1976) en 1868. Riemann montre que : « Il est possible de représenter une fonction par une série trigonométrique » ((Dugac 1976, page 27)). Ces travaux ont ravi Darboux ((Dugac 1976, page 27)), car selon ce dernier « Ce mémoire de Riemann est un chef-d'oeuvre semblable à ces vieux tableaux dont quelques parties en pleine lumière vous font regretter ce que le temps a détruit ou ce que l'auteur a négligé » ((Dugac 1976, page 27)). Cette affirmation de Darboux se confirme aujourd'hui par les impacts que l'analyse de Fourier a apportés aux sciences, non seulement en physique, mais également en biologie Lestrel (2008), en télécommunications (Rabiner et Schafer (1978)), en économie (Granger et Hatanaka (1964)), etc. Il faut attendre le début des années 20 à travers les travaux de Wiener (1930) sur l'unification des résultats des différents auteurs sur l'étude des séries de Fourier. Cette unification, communément appelée « analyse harmonique généralisée », propose d'étendre l'analyse de Fourier sur les fonctions de classe L^1 et L^2 où L^p désigne les classes de fonctions d'exposant p intégrable au sens de Lebesgue, aux signaux périodiques ou apériodiques, ou aux signaux bruités dans l'espace euclidien. À partir des années 40, les applications des séries de Fourier à travers l'analyse harmonique ont été utilisées spécialement pour améliorer les techniques radars pour des applications militaires (198 (1987)). À partir de cette période, le traitement des signaux a connu un essor important. L'avancée majeure que le traitement du signal a apportée repose sur les travaux de Shannon (1949) sur la numérisation des signaux analogiques en signaux numériques par le principe de l'échantillonnage.

Cette technique qui a été initialement utilisée en télécommunications a conduit au développement du traitement du signal à travers le filtrage. En effet, le théorème de Shannon (Jerri (1977)) établit les conditions nécessaires sur la fréquence d'échantillonnage maximale à utiliser lors de la numérisation. Le choix de la fréquence d'échantillonnage peut supprimer certaines fréquences indésirables dans le signal analogique, réalisant ainsi une opération de filtrage (AUVRAY (2003)). Shannon (1949) développe également le concept d'entropie lié à la quantité d'information, terme

emprunté aux principes de la thermodynamique pour mesurer le niveau de désordre. L'utilisation de cette dernière est liée aux transmissions de l'information à l'aide des différentes sources. L'entropie permet également d'évaluer la quantité de bruit dans le signal lorsque ce dernier est du type gaussien, sa connaissance permet ainsi de restituer un signal bruité sans perte d'information suivant les différents canaux utilisés ([Auger \(1999\)](#)). De plus, le traitement des signaux a vu également ressurgir les travaux de [Wiener \(1949\)](#) sur « L'extrapolation, l'interpolation et le lissage des séries temporelles, avec leurs applications en ingénierie » dans les continuités des travaux de [Kolmogorov \(1941\)](#) montrant que la transformée de Fourier est un cas particulier de décomposition sur les bases de fonctions trigonométriques dans l'espace de Hilbert et également de [Wold \(1939\)](#).

[Wiener \(1949\)](#) est surtout reconnu pour avoir utilisé la transformée de Fourier pour construire un outil de filtrage du bruit qui porte d'ailleurs son nom : le filtre de Wiener. Ce filtre a ainsi pour but de retirer une partie du bruit d'un signal. Dans le cas des signaux utilisés en physique, le bruit est associé généralement au bruit blanc gaussien. L'approche proposée par [Wiener \(1949\)](#) consiste à filtrer le bruit dans le domaine fréquentiel, ensuite à l'aide de la transformée de Fourier inverse, on peut obtenir le signal filtré. Le filtrage dans le domaine fréquentiel constitue ainsi une alternative au filtrage dans le domaine temporel. L'avantage de la transformée de Fourier dans le cas de ce type de filtrage réside dans le fait qu'on peut distinguer les spectres respectifs du signal désiré et du bruit. L'opération de filtrage consiste à supprimer les spectres associés au bruit blanc gaussien, car ses caractéristiques sont bien connues ([Wiener \(1949\)](#)).

La transformée de Fourier s'obtient du domaine temporel vers le domaine fréquentiel et vice versa. Dans le cas où la transformée de Fourier est dite directe : elle donne la représentation du signal du domaine temporel vers le domaine fréquentiel alors que dans le cas contraire, on parle de transformée de Fourier inverse. La transformée de Fourier d'un signal continu $X(t)$ s'effectue de la fonction suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \exp^{-2j\pi ft} dt$$

Et sa transformée de Fourier inverse est :

$$X(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \exp^{-2j\pi ft} df$$

Où $X(t)$ est un signal, une série temporelle dépendant du temps, $X(f)$ la transformée de Fourier dépendant de la fréquence f , j est le nombre complexe imaginaire pur tel que $j^2 = -1$. La transformée de Fourier de tout signal $X(t)$ de classe L^1 et L^2 au sens de Lebesgue peut s'écrire sous la forme d'une combinaison linéaire infinie de $\cos(2\pi ft)$ et $\sin(2\pi ft)$, sur différentes fréquences. La transformée de Fourier $X(f)$ donne la répartition fréquentielle et leur contribution respective.

Dans les problèmes discrets, on utilise la transformée de Fourier discrète (TFD) ou son inverse. En traitement du signal, on a également recours à la transformée de Fourier rapide pour optimiser les calculs. L'étude du signal dans le domaine fréquentiel s'appelle l'analyse spectrale.

La notion de fréquence a été peu considérée en économie alors que le domaine fréquentiel ou des phases stipulent qu'il est possible de décomposer toute fonction $f(t)$, série temporelle ou signal en physique sur des bases de fonctions trigonométriques. La fréquence est une notion universelle en physique, elle est généralement associée à l'étude des phénomènes périodiques. Afin d'illustrer la notion de fréquence, supposons que l'évolution d'un phénomène périodique soit décrite par un signal ou une série temporelle $X(t)$. Sa périodicité implique que son évolution s'obtient par translation d'un motif assimilé à un cycle par un vecteur de longueur T , où T est un intervalle de temps. La fréquence correspond à l'inverse de la période, et au nombre de cycle effectué par unité de temps.

L'étude des propriétés du signal $X(t)$ dans le domaine fréquentiel est appelée communément « Analyse harmonique du signal », qui est généralement associée aux analyses de Fourier ou encore analyse spectrale.

L'analyse harmonique des séries économiques s'appuie sur des fondements empiriques. L'un de ses fondements est lié aux études des cycles économiques notamment des affaires en économie ([Mitchell \(1913\)](#), [Persons \(1926\)](#)). L'étude des cycles économiques entraîne une convergence sur les notions étudiées en économie et en physique puisque l'approche proposée

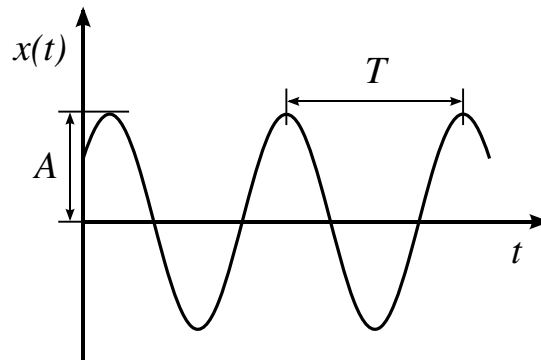


FIGURE II.1.1 – Schéma d'un signal périodique $x(t)$, d'amplitude A et de période t . Source : https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/56/Simple_harmonic_motion.svg

par [Persons \(1920\)](#) où l'auteur propose de décomposer une série temporelle en plusieurs composantes. Dans ce sens, il introduit indirectement la notion de fréquence dans sa méthode à travers le concept de « cycle des affaires ». Selon [Persons \(1920\)](#), une série temporelle peut se décomposer en quatre composantes :

$$X(t) = T(t) + C(t) + S(t) + u(t)$$

où $T(t)$, $C(t)$, $S(t)$, $u(t)$ sont respectivement les composantes tendancielle, cycliques, saisonnières et aléatoires.

Dans la littérature, chaque composante possède des définitions multiples et complémentaires, sans être exhaustive, nous citons quelques références concernant ces définitions. Pour [persons1920](#), [persons1926](#), la composante tendancielle correspond à « une composante régulière croissante ou décroissante, en accord avec certains principes, sur toute la période considérée ». Elle peut être également une fonction déterministe du temps, ou stochastique ([Hamilton \(1994\)](#)). Il existe différentes approches pour isoler les composantes d'une série chronologique, chaque méthode se différencie par rapport à la composante à isoler. Concernant la composante tendancielle, on l'approxime par les opérations de lissage ou de filtrage. On établit ces opérations en utilisant les moyennes mobiles simples ([Osborn \(1995\)](#)) ou par les filtres HP ([Hodrick et Prescott \(1980\)](#)). On peut également se référer au développement des méthodes d'ajustement saisonnier à partir des années 50 (pour des amples informations, nous conseillons le lecteur aux ouvrages

de [Ladiray et Quenneville \(2012\)](#) et [Bee Dagum et Bianconcini \(2016\)](#)).

[Persons \(1920; 1926\)](#) décrit la composante saisonnière comme étant la répétition ou l'occurrence d'une information suivant les saisons. On peut aussi l'associer aux changements saisonniers (ou variations saisonnières) comme ceux observés dans les changements de « température ou de pluviosité ». Ces mouvements saisonniers surviennent souvent à des périodes « déterminées et constantes ». Ensuite la composante cyclique est comparable aux composantes saisonnières, la différence réside sur le fait qu'elles ont une périodicité variable en fonction du temps ([Persons \(1920; 1926\)](#)). Enfin la composante irrégulière est celle qui est aléatoire ou « sporadique » selon [Persons \(1920; 1926\)](#)). Elle est due à des phénomènes imprévisibles qui affectent le monde des affaires comme la survenue de « La Grande Guerre » ([Persons \(1920; 1926\)](#)).

Les caractérisations de ces composantes utilisent deux méthodes distinctes, deux approches toutefois complémentaires, car la première se fait dans le domaine temporel et la seconde dans le domaine fréquentiel. L'intérêt de l'analyse harmonique sur l'étude des séries économiques est liée de près aux caractérisations de ces divers composants. L'étude des cycles économiques a été largement documentée dans la littérature depuis les travaux de [Mitchell \(1913\)](#), elle s'est faite essentiellement dans le domaine temporel à travers l'extraction des différentes composantes et leur lien avec l'économie. Sans être exhaustives, nous renvoyons le lecteur aux travaux de [Beveridge et Nelson \(1981\)](#), [Diebold et Rudebusch \(1994\)](#), [Baxter et King \(1999\)](#).

En ce qui concerne l'étude des séries économiques dans le domaine fréquentiel, elle a été rendue possible grâce aux contributions des auteurs tels que «Milton Friedman, Jon Von Newman, John Tukey et Oskar Morgenstern » ([Granger et al. 2001](#), page 2)). D'après [Cargill \(1974\)](#), les premières applications de l'analyse de Fourier dans les séries économiques étaient liées étroitement aux analyses des cycles économiques. En effet, les premières tentatives tentent d'étudier les propriétés fréquentielles à l'aide du périodogramme, une approche basique de l'analyse spectrale qui est un estimateur de la densité spectrale de puissance. Le périodogramme a été utilisé dans le but de déceler l'existence de périodicités liées à la tendance ou aux cycles.

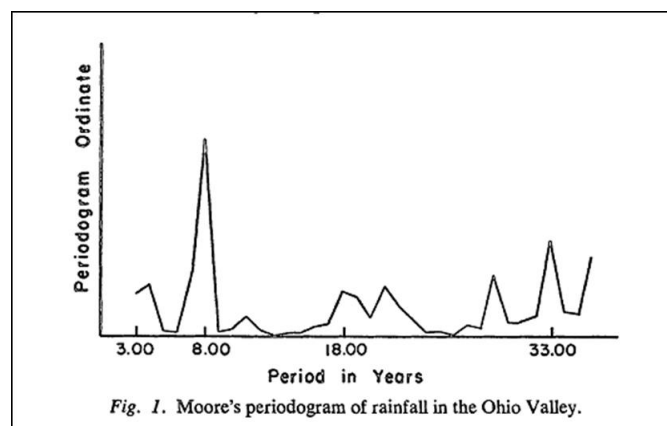


FIGURE II.1.2 – Périodogramme des précipitations de la valley D'Ohio. Source : Moore (1914)

Cargill (1974) liste les principales contributions des différents auteurs sur les utilisations du périodogramme en économie. Ces premières applications ont été réalisées par « (Moore 1914, Moore et al. 1923), (Beveridge 1921; 1922), Crum (1923), (Wilson 1934b;a), Greenstein (1935) et Davis (1941) » ((Cargill 1974, page4). De ces travaux ressortent une certaine dualité entre les cycles étudiés dans le domaine temporel et leurs correspondances dans le domaine fréquentiel.

Le périodogramme étant un graphique qui montre la densité spectrale en fonction des fréquences, les pics mis en évidence par le périodogramme montrent l'importance des périodicités au sein de la chronique ou de la fonction étudiée. Par exemple, Moore (1914) étudie les liens qui existent entre les effets des précipitations sur l'économie agricole dans la vallée de l'Ohio. Il veut démontrer les liens qui existent entre les périodogrammes des précipitations avec ceux des productions et des prix agricoles. Le graphique II.1.2 affiche différentes périodicités dans les précipitations, et notamment leur contribution dans la chronique. Dans cette situation, le pic associé à la période 8 ans est le plus prépondérant dans les précipitations, suivi d'autres processus ayant des périodicités dont les contributions sont moindres par rapport à celui de 8 ans. Ce type d'étude affirme que les outils de l'analyse spectrale peuvent conduire à d'importantes investigations en économie. Cela s'est traduit notamment par le développement de l'étude des cycles économiques. Si l'analyse de Fourier a su trouver diverses applications en économie à travers l'étude du périodogramme, à partir des années soixante elle a commencé à s'intensifier. On doit cet intérêt à Sir Clive William

John Granger et Hatanaka dans les années soixante. Il faut conclure que l'utilisation de l'analyse de Fourier n'apporte pas de franc succès auprès de la sphère économique malgré les avancées qui ont pu être faites depuis [Moore \(1914\)](#) car l'analyse de Fourier est un outil mathématique dont le but est d'étudier les phénomènes périodiques à caractère ondulatoire. C'est sans doute pour raviver l'intérêt pour cet outil que Sir Clive William John Granger et Hatanaka ont développé de nombreuses applications en rapport avec l'étude des cycles économiques. Ils commencent à déterminer le cadre théorique et conceptuel de cet outil, notamment l'analyse spectrale dans l'ouvrage le livre « *Spectral analysis of economic times series* ». Selon [GRANGER et al. \(1964\)](#), l'analyse spectrale est un outil riche et permettant d'expliquer la nature des séries économiques. L'une des premières raisons réside dans la capacité de la transformée de Fourier à tenir compte de la « régularité » ou de « l'irrégularité » ([GRANGER et al. \(1964, page 18\)](#)). L'analyse spectrale est apte également à « décrire les fluctuations » ([GRANGER et al. \(1964, page 15\)](#)) qui sont présentes dans les cycles économiques et constitue une extension aux travaux de [Moore \(1914\)](#), [Burns et Mitchell \(1947\)](#) et [Mitchell et al. \(1951\)](#).

L'ouvrage de [GRANGER et al. \(1964\)](#) constitue une bonne introduction aux concepts de l'analyse spectrale et leur application à l'étude des séries économiques. Riche en illustration, ce livre propose un rapprochement entre les différents aspects des notions étudiées en analyse des séries temporelles et de l'analyse spectrale. Des notions souvent reliées à la nature des séries économiques qui peuvent être stationnaires ou non. Une caractéristique souvent redoutée lors de la modélisation économétrique car la plupart des modèles de l'époque étaient inadaptées pour tenir compte de la non stationnarité. [GRANGER et al. \(1964\)](#) introduisent la définition de l'analyse spectrale en faisant l'analogie avec le récepteur radio. Ils expliquent entre autres qu'un poste radio reçoit différents types d'ondes correspondant à des sons qui peuvent être également du bruit. Lors de l'utilisation de la radio, on sélectionne souvent les fréquences qui sont associées à des canaux. Dans le cas où on change de canaux, on entend des « grésillements » correspon-

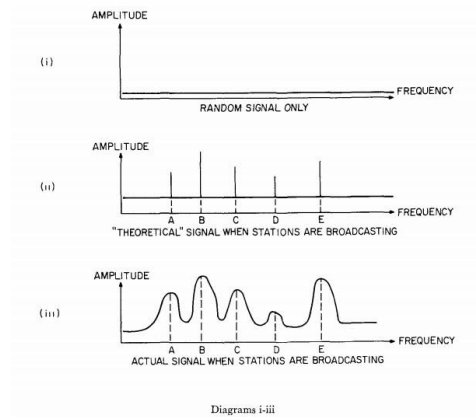


FIGURE II.1.3 – *Exemples de spectre d'amplitude de signaux* . Source : (GRANGER et al. 1964, page 53)

nant à du bruit. En effet, entre deux canaux émetteurs, il y a une absence d'information et une présence de bruit. Dans cette analogie GRANGER et al. (1964) font référence aux canaux par rapport aux fréquences, le signal aux ondes radio et le récepteur radio comme étant le filtre physique. Ils affirment alors que ces bruits indésirables correspondent aux ondes radio qui se propagent dans l'atmosphère dont les sources peuvent être naturelles ou artificielles ((GRANGER et al. 1964, page 18)) Ces manipulations quotidiennes reflètent l'analyse spectrale dont le but est d'identifier les différentes fréquences (canal radio) contenues dans un signal (ondes radio) à travers le poste radio. Toutefois, il est impossible de réaliser un filtre parfait dans la réalité selon la théorie du signal ce qui implique la présence de certaines fréquences indésirables (bruit) dans le signal filtré. GRANGER et al. (1964) considèrent une définition classique du spectre d'amplitude comme étant un graphique qui montre la répartition des fréquences et leurs amplitudes correspondantes dans une chronique. La figure II.1.4 montre les spectres d'amplitude de trois signaux, respectivement un signal aléatoire (i), théorique (ii) et réel (iii). Un graphique intéressant qui montre plusieurs aspects possibles du spectre d'amplitude en analogie avec la sélection des stations radio. .

Les auteurs mettent également en évidence les différents apports de l'analyse spectrale à l'analyse des séries économiques. Ces apports concernent une autre vision des séries temporelles, permettant d'en distinguer les faces cachées et complémentaires en faisant référence à leurs caractéristiques dans le domaine fréquentiel. De plus, les différents aspects

des comportements des séries temporelles stationnaires ou non se révèlent dans le domaine fréquentiel à travers l'examen de leurs densités spectrales. Des analyses qui peuvent aider à déterminer les sources de tendances qu'elle soit déterministe ou stochastique.

Par la suite, nous nous intéressons aux tentatives des descriptions de la notion de tendance dans les chroniques dans le domaine temporel et fréquentiel établies par [GRANGER et al. \(1964\)](#). La tendance pouvant faire partie des caractéristiques d'une chronique, elle a fait l'objet d'innombrables investigations dans les études des cycles économiques (([Moore 1914](#), [Moore et al. 1923](#))). La tendance est la composante qui montre l'évolution d'une chronique sur le long terme. Elle peut être une fonction déterministe du temps ou être stochastique et les méthodes d'extraction peuvent varier suivant ces considérations ([Nelson et Plosser \(1982\)](#)). Lorsque la tendance est une fonction déterministe du temps, on l'extrait généralement à l'aide des fonctions polynomiales. Dans le cas où la tendance est d'origine stochastique, on a recours généralement à la modélisation par les modèles ARIMA ([Hamilton \(1994\)](#)).

Dans la théorie des cycles économiques, il existe trois modèles fondamentaux sur la décomposition des séries économiques selon les différentes composantes ([Ladiray et Quenneville \(2012\)](#)). Ces modèles peuvent être additifs ($X_t = T_t + C_t + S_t + I_t$), multiplicatifs ($X_t = T_t \times C_t \times S_t \times I_t$) ou mixtes ($X_t = T_t \times (1 + C_t) \times (1 + S_t) \times (1 + I_t)$) ([Ladiray et Quenneville \(2012\)](#)). Les extractions des différentes composantes ont donné lieu à de nombreux travaux dans la littérature. Dans le domaine temporel, on doit généralement ces méthodes d'extraction, statistiques ou économétriques, aux développements de la théorie des cycles économiques. En ce qui concerne l'étude de ces composantes dans le domaine fréquentiel, elle s'est faite initialement à travers l'analyse harmonique où on essaie d'identifier ces diverses composantes à travers l'analyse du périodogramme. Ces analyses sont possibles à travers les notions associées au « temps », « période » ou « fréquence » qui sont de concepts universels dans les disciplines scientifiques.

L'analyse spectrale a notamment contribué à mieux comprendre les

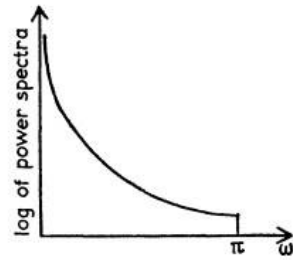


FIGURE 1.—Typical spectral shape.

FIGURE II.1.4— *Allure commune des spectres d'amplitudes des séries économiques.*
 Source : [Granger \(1966\)](#)

séries économiques. On peut faire référence à l'article de [Granger \(1966\)](#) paru dans les années soixante qui s'intitule : « *The typical spectral shape of an economic variable.* ». L'auteur met en évidence dans son article paru en 1966, la tendance, une caractéristique commune qui apparaît dans les séries économiques via l'analyse spectrale. Cet article fait ressortir également plusieurs questionnements quant à la modélisation économétrique sur le modèle de marché aléatoire. Les variations sur le court terme sont souvent interprétées comme se rapprochant de la marche aléatoire. Toutefois, les composantes sur le long terme et la saisonnalité sont considérées comme négligeables. Pourtant, le modèle de marche aléatoire a conduit au développement de l'une des hypothèses les plus controversées en économie financière qui est « l'hypothèse d'efficience des marchés financiers » ([Fama \(1970\)](#)). Ce modèle¹ qui décrit l'évolution des variations des cours boursiers comme une variable aléatoire indépendante et identiquement distribuée.

Il affirme que pour un bruit blanc, sa puissance spectrale est constante, c'est-à-dire que les contributions des différentes fréquences dans le signal dans le domaine temporel sont invariantes et constantes. Toutefois, la plupart des chroniques en économie exhibent des tendances. Ces dernières sont particulièrement identifiées dans le domaine fréquentiel où on observe de fortes contributions des fréquences qui se rapprochent de 0. On peut notamment voir d'après la figure [II.1.4](#) que la puissance spectrale est inversement proportionnelle à la fréquence. Dès lors que la plupart des économistes procèdent à une différence première, cette opération enlève des informa-

1. $X_t - X_{t-1} = \epsilon(t)$ Où $\epsilon(t)$ une variable aléatoire indépendante et identiquement distribuée.

tions importantes contenues dans la chronique telles que les composantes tendanciennes. Cette suppression de tendance est due à plusieurs raisons. La première considère que la tendance est une source de la non stationnarité qu'il faut enlever. La seconde est qu'il est difficile pour les modèles économétriques de modéliser les chroniques sans considérer les sources de la non stationnarité sans entraîner des biais dans les analyses faites. Si on adopte le modèle de marche aléatoire et qu'on conclut qu'une chronique prise en différences premières suit, un bruit blanc ignore l'existence des composantes tendanciennes, cycliques ou saisonnières. Cela peut entraîner des biais importants pour l'analyse des séries non stationnaires. À ce propos, [GRANGER et al. \(1964\)](#) affirment que pour ces types de séries, il est possible d'appliquer l'analyse spectrale si les changements qui s'y opèrent « varient très peu au cours du temps » (([GRANGER et al. 1964](#), page chap 9)). D'après [Granger \(1966\)](#), les puissances spectrales des séries économiques possèdent des « motifs typiques », qui confirment la présence des composantes tendanciennes, cycliques et saisonnières dans ces chroniques. Il remarque également que les contributions des différentes composantes varient dans le domaine fréquentiel. En effet, la tendance apparaît clairement comme la composante qui possède la plus forte contribution caractérisée par les basses fréquences. Or le problème est lié à l'existence d'une tendance a été étudié auparavant par [GRANGER et al. \(1964\)](#) dans le chapitre huit où ils étudient le modèle suivant :

$$Y(t) = m(t) + X_t$$

Où $Y(t)$ est un processus non stationnaire,

X_t un processus stationnaire.

Ils proposent plusieurs approches pour essayer de définir la quantité $m(t)$ en analysant les comportements des densités spectrales de la chronique suivant la présence de la quantité $m(t)$ ou lorsque cette dernière est retirée. Ils considèrent trois formes de $m(t)$, la première est qu'elle résulte du signal lissé $Y(t)$, la seconde est que $m(t)$ est une fonction déterministe du temps et la dernière consiste à écrire $m(t)$ suivant la décomposition en séries de Fourier. On peut prendre comme exemple le spectre d'amplitude de $m(t)$,

dans le cas où il est linéaire (cf. II.1.5). L'analyse de la densité spectrale (cf. II.1.6) de la série $Y(t)$ en considérant que $m(t)$ est une tendance linéaire montre qu'il est très difficile de différencier les spectres d'amplitudes de la série $m(t)$. Selon (GRANGER et al. 1964, page chap 9) « définir exactement la source de tendance » s'avère être compliqué dans les domaines fréquentiels et temporels malgré le fait qu'on peut l'approcher. Et le choix de la méthode d'extraction de la tendance dépend de « la modélisation souhaitée » ((GRANGER et al. 1964, page chap 9)).

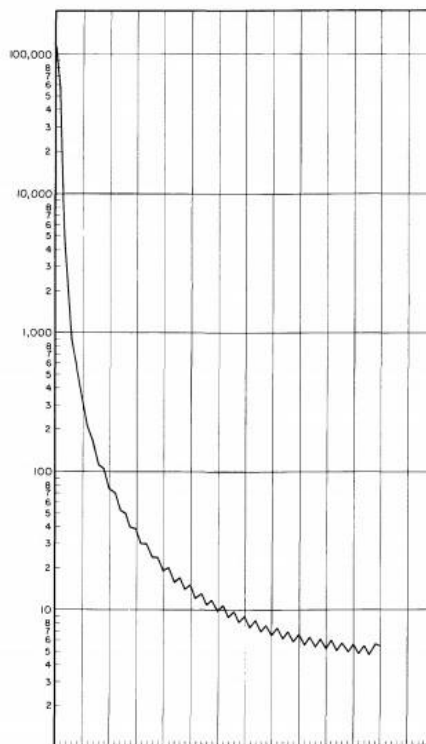


Figure 8.1. Estimated Power Spectrum of a Linear Trend

FIGURE II.1.5 – *Spectre d'amplitude d'une tendance linéaire* . Source : (GRANGER et al. 1964, page 131)

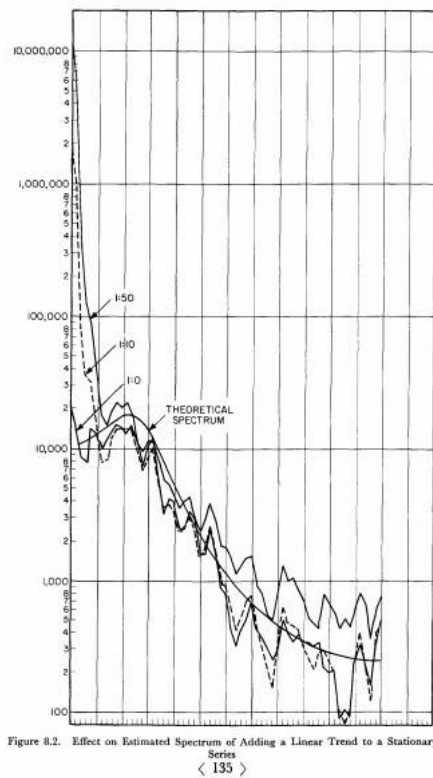


FIGURE II.1.6 – Spectre d'amplitude de la série $Y(t) = m(t) + X_t$, où $m(t)$ est une tendance linéaire et $X(t)$ un processus stationnaire. Source : (GRANGER et al. 1964, page 131)

II.1.2 LES REPRÉSENTATIONS TEMPS-FRÉQUENCE

Différents auteurs ont montré que l'analyse de Fourier possède des limitations pour comprendre les phénomènes transitoires en opposition à ceux qui sont permanents. Si la transformée de Fourier consiste à décomposer un signal stationnaire sur la base de fonctions trigonométriques, elle permet seulement d'étudier le signal dans le domaine fréquentiel. Selon (Mallat 2000, page 1), l'analyse de Fourier n'est pas adaptée à l'analyse des signaux transitoires « plus complexes que les signaux stationnaires ». En effet, la transformée de Fourier utilise la base $\exp^{i\omega t}$ qui sont « les vecteurs propres des opérateurs linéaires stationnaires ». Ainsi la transformée de Fourier peut être vue comme l'utilisation d'un opérateur stationnaire sur une fonction $f(t)$ afin d'avoir les informations fréquentielles dans l'espace des phases ((Mallat 2000, page 2)). C'est cette caractéristique qui rend la transformée limitée aux signaux ou fonctions appartenant aux espaces L^1 et L^2 et rend difficile l'interprétation des signaux transitoires. C'est pour pallier à cette carac-

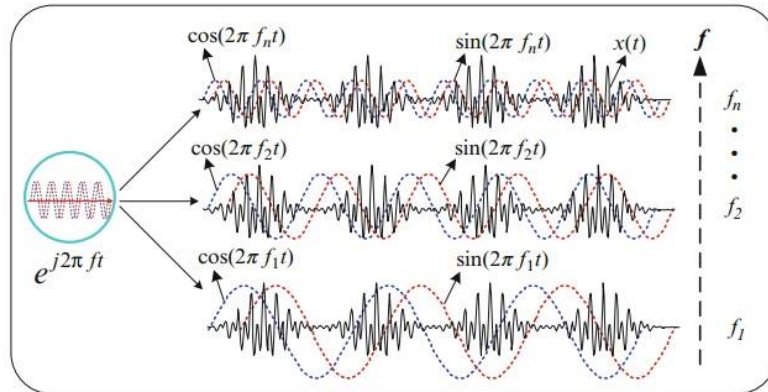


FIGURE II.1.7 – « Illustration de la transformée pour un signal continu ». Source : (Gao et Yan 2010, page 20)

téristique que se sont développées les représentations dans le plan-temps fréquence à l'issue des travaux de Gabor (1946), Ville et al. (1948), Wigner (1932) et Grossmann et Morlet (1984). La représentation temps-fréquence a été développée afin de pallier aux transformées de Fourier continues et discrètes. Elle forme un ensemble de techniques mathématiques qui a pour but de combler les limitations de la transformée de Fourier. Elle permet en outre de travailler sur les signaux continus ou discrets, où elle donne la possibilité d'analyser les signaux dans le domaine fréquentiel et temporel simultanément. La localisation donnée à la fois dans le domaine fréquentiel et temporel est possible avec la représentation temps fréquence. Parmi les outils qui permettent la représentation temps-fréquence, on distingue la transformée de Gabor (1946), la transformée de Fourier à fenêtre (Allen et Rabiner (1977)) et la transformée en ondelettes (Mallat (2000)) qui décomposent le signal dans l'espace temps-fréquence.

Par la suite, nous nous intéressons aux idées qui ont entraîné le développement de la représentation temps fréquence. Initialement, l'analyse de Fourier a permis de décomposer un signal sur la base de fonctions trigonométriques ou encore de pouvoir représenter le signal dans l'espace des phases. La figure II.1.7 constitue une visualisation de la transformée de Fourier d'un signal continu. On peut notamment voir que les fonctions trigonométriques utilisées sont monochromatiques et qualifiées « d'ondes éternelles » ((Abdeldjalil 2012, page 22)).

Selon Mallat (2000), l'utilisation des fonctions sinusoïdes $\exp^{i\omega t}$ est

adaptée dans le cas où le signal à analyser est stationnaire, car ces fonctions sont « les vecteurs propres des opérateurs linéaires stationnaires » (Mallat (2000, page 1)). Il affirme que pour un opérateur linéaire L , il vérifie la relation suivante (Mallat (2000, page 2)) :

$$\forall \omega \in \mathbb{R} \quad L \exp^{i\omega t} = \hat{i}(\omega) \exp^{i\omega t}$$

Cette relation montre que les propriétés de l'opérateur linéaire L peuvent contribuer aux modifications en amplitude des fréquences au sein du signal. Soit il « amplifie ou atténue » le niveau d'amplitude de ces dernières (Mallat (2000, page 2)). Il affirme que cette caractéristique limite les utilisations des opérateurs linéaires pour les processus transitoires. La transformée de Fourier se heurte à un problème majeur, celui de donner simultanément le contenu fréquentiel et la localisation temporelle. Afin de corriger ce problème, Gabor (1946) introduit la transformée de Fourier à court terme ou à fenêtre glissante (Gao et Yan 2010, page 22).

$$SF(\tau, f) = \langle f, g_{\tau, f} \rangle = \int s(t) g_{\tau, f}^*(t) dt = \int s(t) g(t - \tau) \exp^{i\omega t} dt$$

La transformée de Fourier à fenêtre glissante est assez intuitive dans la façon dont elle a été élaborée. Gabor (1946) introduit en effet une fonction $g_{\tau, f}^*(t)$ appelée « atome temps-fréquence » pour analyser le signal sur son support par translation. Les particularités d'une telle fonction est qu'elle est centrée et dont le module vaut 1. Le rôle de l'analyse via la fenêtre glissante est de pouvoir donner une localisation (cf. II.1.8) des phénomènes transitoires contrairement à la transformée de Fourier. En effet, les fonctions sinusoïdes sont des ondes éternelles, périodiques et leurs oscillations peuvent s'obtenir par translation. La pondération qu'elles effectuent sur le signal est donc identique sur l'axe des réels. Elle rend la différentiation des fréquences difficile. Afin de pallier à ce problème, l'analyse par l'utilisation des « atomes temps-fréquence » permet de capter l'information localement à l'aide de boîtes (cf. II.1.9) . Toutefois, la transformée de Fourier à court terme impose une restriction sur la largeur de la fonction g . L'une de ses caractéristiques est d'avoir une localisation énergétique autour

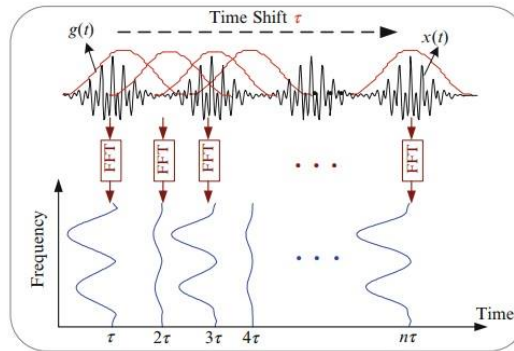


FIGURE II.1.8 – « Illustration de la transformée de Fourier à court terme » .
Source : (Gao et Yan 2010, page 22)

de τ sur un intervalle temporel σ_t . Dans la pratique, « l'atome temps-fréquence » est généralement associé à un rectangle de centre $(\tau; \omega)$, de longueur fréquentielle σ_t et de longueur fréquentielle σ_ω ((Mallat 2000, page 3)). La précision de la surface de la boîte est donnée par la relation suivante :

$$\sigma_t \times \sigma_\omega \geq \frac{1}{2}$$

Cette restriction résulte du principe d'incertitude de Heisenberg (1949). Cette loi est issue de la mécanique quantique, elle affirme qu'il est impossible de connaître simultanément la vitesse et la position d'une particule. L'analogie faite en traitement du signal du principe d'incertitude de Heisenberg (1949) repose sur le fait qu'il existe une limite de précision sur la localisation de la fréquence dans le temps ou dans l'espace. La connaissance de la vitesse et de la position d'une particule est cruciale en physique notamment en mécanique quantique. En fait, ce principe définit les limites de la connaissance du monde physique. La précision est nécessairement recherchée à partir du moment où l'on effectue des analyses. Soit à partir des mesures effectuées à l'aide d'appareils électroniques ou mécaniques. Dans ces deux situations, l'approximation intervient et est cruciale. La précision définie dans la qualité de la connaissance de ce que l'on souhaite s'approprier. C'est par elle qu'on définit également nos limites, sur notre façon à appréhender ou à mesurer les phénomènes physiques.

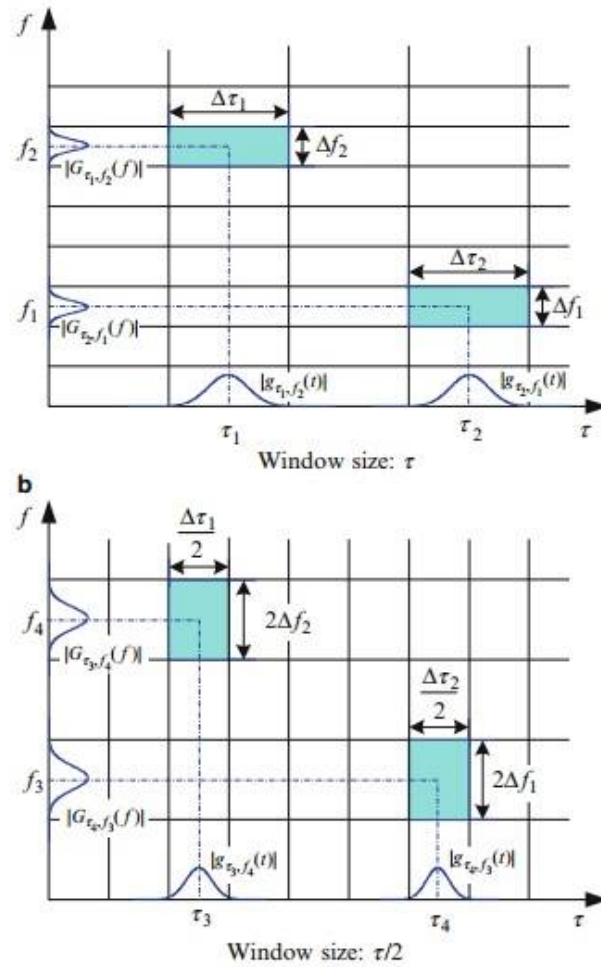


FIGURE II.1.9 – « Boîtes temps-fréquence ou atomes temps-fréquence ». Source : (Gao et Yan 2010, page 24)

CONCLUSION

L'analyse de Fourier est un outil qui a eu de nombreuses applications dans l'étude des séries temporelles. Sa principale fonction consiste à déterminer les fréquences contenues dans un signal donné en s'aidant de fonctions trigonométriques. Elle nécessite toutefois que le signal doive être stationnaire. Or cette condition est difficilement satisfaite pour les séries temporelles qu'on rencontre dans la réalité. Des approches ont été élaborées afin contourner l'analyse de Fourier à travers la représentation temps-fréquence comme la transformée de Fourier à fenêtre glissante. Toutefois, son utilisation nécessite de définir avec une bonne précision les dimensions de l'atome temps-fréquence suivant le principe [Heisenberg \(1949\)](#). Dans la pratique, l'analyse de Fourier aide également à identifier les différentes caractéristiques qui sont présentes dans une série temporelle. Les travaux de [GRANGER et al. \(1964\)](#) montrent que les composantes tendancielle, cycliques et périodiques peuvent être mises en évidence par l'analyse de Fourier. Ces composantes étant importantes pour l'étude du signal, nous proposons d'introduire par la suite la décomposition en ondelettes dont l'un des avantages est de permettre l'extraction de la composante tendancielle du signal.

LA DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES

INTRODUCTION

L'analyse par ondelettes est un outil récent dans le domaine des mathématiques appliquées. [Daubechies \(1992\)](#), [Chui \(1992a\)](#) et [Graps \(1995\)](#) fournissent les fondements de la théorie des ondelettes. Elle offre la possibilité de faire des estimations semi-paramétriques des structures très complexes sans en connaître la forme fonctionnelle sous-jacente ([Meyer \(2001\)](#)).

L'analyse par ondelettes est devenue un outil incontournable en traitement du signal en compression de données et en analyse d'images ([Unser et al. \(2000\)](#)), on peut ainsi trouver d'innombrables articles dans la littérature qui traite des ondelettes et de leurs applications en physique, économie, statistiques notamment en datamining ([Li et al. \(2005\)](#)) et en finance ([In et Kim \(2012\)](#)). Contrairement à l'analyse de Fourier qui donne un aperçu du comportement global, l'analyse par ondelettes donne un aperçu du comportement local. La transformée de Fourier permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel. Le signal issu de la transformée de Fourier donne une idée de la quantité de fréquences et la quantité d'énergie dans chaque fréquence existante dans la série. Cependant, les effets locaux ne sont visibles que dans le domaine temporel et non dans le domaine fréquentiel. L'analyse par ondelettes permet l'utilisation d'une fenêtre entièrement évolutive qui est déplacée le long du signal afin de capturer le comportement local dans le domaine temporel. Ce processus est répété plusieurs fois avec

différentes tailles de fenêtre avec une collection de représentations temps-fréquence du signal à la suite.

La transformée en ondelettes du signal donne les coefficients d'ondelettes qui fourniront des informations à différentes échelles. Cette transformation est souvent appelée décomposition temps-échelle. Toutefois, il n'y a pas de lien direct entre la fréquence en transformée de Fourier et les coefficients d'ondelettes. L'échelle est réservée pour l'analyse par ondelettes alors que le terme fréquence est conservé pour l'analyse de Fourier.

Les obstacles à l'utilisation de la théorie des ondelettes commencèrent à être levés grâce aux travaux de Ramsey (1999) qui donnent un aperçu de la contribution des ondelettes à l'analyse des politiques économiques et financières. Il a notamment ouvert des voies sur l'utilisation de la théorie des ondelettes sur :

- . « L'analyse exploratrice : temps-échelle versus fréquence » :

Les familles d'ondelettes permettent particulièrement d'étudier l'importance des composantes fréquentielles des séries chronologiques par rapport au temps. En économie et en finance, la connaissance de ces composantes fréquentielles peut être utilisée pour distinguer les effets à court et à long terme.

- . « Estimation de la densité spectrale et de l'homogénéité locale » :

Les estimations de signaux par noyaux d'ondelettes sont supérieures aux estimations obtenues par noyau (ou encore méthode de Parzen (1962)).

- . « Décomposition temps-échelle : »

Elle permet de connaître les liens possibles entre les variables économiques. Walker (2002), Stevenson (2001) ont utilisé l'analyse par ondelettes pour étudier le prix de l'électricité sur le marché en Australie. En examinant à la fois la demande et le prix à différentes périodes et à différents niveaux de résolutions, ils ont pu séparer le signal du bruit. Ramsey et Lampart (1998) ont cherché à la fois la relation entre la consommation, le revenu et le PIB. La décomposition en temps-échelle a donné un nouveau signal transformé construit à partir des coefficients

d'ondelettes sous différentes échelles. À chaque échelle, une régression a été faite entre les deux variables et cette recherche a abouti à trois conclusions : premièrement, la relation entre les variables économiques varie selon les différentes échelles ; deuxièmement la décomposition en ondelettes résout les anomalies mentionnées dans la littérature et troisièmement la pente relative entre la baisse de consommation et les revenus baisse avec l'échelle.

. La prévision des séries temporelles :

Les ondelettes peuvent représenter des structures très complexes sans connaître la forme fonctionnelle sous-jacente. Cette approche s'est révélée être un grand avantage pour l'analyse de ces séries chronologiques. En outre, les ondelettes ont facilité la localisation précise des discontinuités et l'isolement des chocs. Le processus de lissage dans la décomposition temps-échelle facilite la réduction du bruit dans le signal original et la reconstruction de celui-ci avec la transformée en ondelettes inverses. Pour de nombreux signaux, le comportement à basse et haute fréquence donne à ces signaux leur identité. Si on prend l'exemple de la voix humaine, les composantes de basse fréquence permettent à une personne de comprendre ce qui se dit. Les composantes à haute fréquence donnent la nuance à la voix. Supprimer les composantes à haute fréquence rend le son de la voix différente, mais on peut encore comprendre ce qui se dit.

On sait que les marchés financiers sont caractérisés par la présence d'une grande hétérogénéité des traders, [Muller et al. \(1997\)](#). Elle peut s'expliquer par la différence des croyances de leurs préférences, de leurs anticipations, de leurs perceptions du marché, de leurs degrés d'information, de leurs contraintes budgétaires, etc.

Cette hétérogénéité des horizons temporels des marchés financiers est un facteur majeur qu'il faut prendre en compte dans le modèle de prévision. Les petites échelles captent le comportement aux hautes fréquences alors que les grandes échelles captent celui aux basses fréquences. Des auteurs font appel à la décomposition en ondelettes pour l'estimation de la volatilité. On peut citer [Lai et al. \(2006\)](#), notons

que l'idée de cette approche temps-fréquence de la décomposition en ondelettes est donc de séparer le comportement aux hautes et basses fréquences.

II.2.1 L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION (AMR)

L'analyse multirésolution est une approche mathématique qui consiste à représenter un signal comme étant la somme de ses approximations et de ses détails sur plusieurs niveaux de résolution. L'approximation correspond à un signal lissé, et devient plus grossière au fur et à mesure que j augmente. Suivant le concept de l'analyse multirésolution qui consiste à appliquer à chaque résolution un filtre passe-bas sur l'approximation, cela conduit à supprimer de façon croissante la présence des composantes en hautes fréquences. Quant aux détails de la décomposition en ondelettes, ils correspondent aux composantes hautes fréquences sur chaque niveau de résolution j . Par exemple, l'approximation d'une fonction f au niveau de résolution j peut être définie par la donnée d'une suite de coefficients qui correspondent à une moyenne locale de f sur des intervalles disjoints de longueurs 2^j . Lorsqu'on passe de la résolution j à la résolution $j+1$ le niveau d'approximation est plus grossier, alors que lorsqu'on passe du niveau j au niveau $j-1$ on affine la qualité de l'approximation.

De façon formelle, l'approximation d'une fonction f à la résolution j correspond à la projection orthogonale de f sur un sous-espace $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$. L'efficacité de la méthode réside dans la grande liberté de choix et de construction des bases orthogonales adaptées au signal étudié et les algorithmes rapides issus de la théorie du codage [Mallat \(1989\)](#), [Hubbard \(1997\)](#).

L'analyse multirésolution ([Cohen et al. \(1992\)](#), [Abry \(1997\)](#)) de $L^2(\mathbb{R})$ est donnée par une suite $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ de sous-espaces fermés vérifiant :

1. $\forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j \subset \dots \subset L^2(\mathbb{R})$

2. $\cap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$ et $\cup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R})$

$$3. x \rightarrow f(x) \in V_j \iff f(2x) \in V_{j+1}$$

$$4. x \rightarrow f(x) \in V_0 \iff \forall n \in \mathbb{Z}, f(x-n) \in V_0$$

5. Il existe une fonction $\varphi \in V_0$ telle que la famille dénombrable $\varphi_n : \varphi(x-n)_{n \in \mathbb{Z}}$ est une base orthonormée de V_0 . La fonction φ est appelée fonction d'échelle de l'analyse multirésolution.

Pour un signal $x(t)$ donné, l'algorithme pyramidal par analyse multirésolution [Misiti et Works \(1996\)](#) est donné par le schéma suivant :

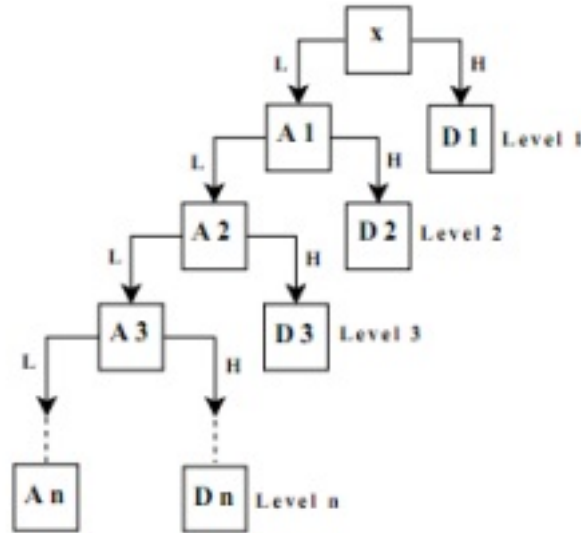


FIGURE II.2.1 – Décomposition pyramidale par analyse multirésolution.

$$\begin{aligned} \text{Ainsi } x(t) &= A_1(t) + D_1(t) \\ &= A_2(t) + D_2(t) + D_1(t) \\ &= A_3(t) + D_3(t) + D_2(t) + D_1(t) \\ &= A_j(t) + D_j(t) + D_{j-1}(t) + \dots + D_1(t) \end{aligned}$$

Où $A_j(t), D_j(t)$ ont respectivement les approximations et détails au niveau j .

On sait que φ_t est dans $V_0 \subset V_1$, on peut écrire :

$$\varphi_t = \sqrt{2} \sum_k h(k) \varphi(2t-k) \text{ et } \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \varphi(2t-k)$$

La fonction φ est appelée fonction d'échelle (ou ondelette père) avec $\int \varphi t dt = 1$. La fonction ψ est appelée ondelette mère et $\int \psi t dt = 0$

Les quantités $h(k)$ et $g(k)$ ont des les coefficients des filtres passe-bas et passe-haut qui se définissent par :

$$h(k) = \sqrt{2} \int \varphi(t) \varphi(2t - k) dt \text{ et } g(k) = \sqrt{2} \int \psi(t) \varphi(2t - k) dt$$

Ainsi toute fonction $f(t)$ de $L^2(\mathbb{R})$ peut être construite comme une séquence de projections des ondelettes mères et pères générés à partir de φ et ψ par dilatation ou compression et par translation.

On montre alors que la représentation de la fonction $f(t)$ dans $L^2(\mathbb{R})$ peut s'écrire :

$$f(t) = \sum_{k=1}^K a_{j,k} \varphi_{j,k} + \sum_{k=1}^K d_{j,k} \psi_{j,k} + \sum_{k=1}^K d_{j-1,k} \psi_{j,k} + \dots + \sum_{k=1}^K d_{1,k} \psi_{1,k}$$

Soit $f(t) = A_j(t) + D_j(t) + D_{j-1}(t) + \dots + D_1(t)$;

avec $A_j(t) = \sum_{k=1}^K a_{j,k} \varphi_{j,k}$ et $D_j(t) = \sum_{k=1}^K d_{j,k} \psi_{j,k}$

Où j est le nombre de composantes en multirésolution et k le nombre d'une composante donnée.

Les coefficients $a_{j,k}, d_{j,k}, \dots, d_{1,k}$ sont les coefficients de la transformée en ondelettes issues des projections :

$$a_{j,k} = \int \varphi_{j,k}(t) f(t) dt$$

$$d_{j,k} = \int \psi_{j,k}(t) f(t) dt$$

Pour $j = 1, 2, \dots, j$:

$$f(t) = \sum_{k=1}^K a_{j,k} \varphi_{j,k} + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K d_{j,k} \psi_{j,k}$$

II.2.2 L'ALGORITHME À TROUS

L'algorithme à trous a été proposé par [Holschneider et al. \(1989\)](#) et [Shensa \(1992\)](#) pour éviter la décimation engendrée par la décomposition en ondelettes discrètes (DWT). En effet, l'un des avantages que procure le calcul de la décomposition en ondelettes non décimée est de permettre l'invariance par translation. Une propriété que ne possède pas la DWT obtenue avec « l'algorithme pyramidal » de [Mallat \(1989\)](#). Cette propriété

indique que la décomposition en ondelettes d'une chronique X_t de taille N , produit des approximations et des détails de taille N également.

L'algorithme à trous permet d'obtenir une décomposition en ondelettes non orthogonales, elle est invariante par translation, elle est non décimée et fortement redondante (Shensa (1992)).

Selon Renaud et al. (2002), la décomposition en ondelettes décimée est plutôt adaptée pour la compression de données. Toutefois, elle rend difficile l'analyse entre le signal d'origine et les coefficients de la décomposition en ondelettes à cause du changement de structure temporelle provoquée par cette décomposition.

Renaud et al. (2005) affirment que le choix de la décomposition en ondelettes non décimée évite le phénomène d'« aliasing ou repli du spectre » qui est inhérent à la DWT .

Nous reprenons par la suite le cas unidimensionnel de la décomposition en ondelettes par l'algorithme à trous Holschneider et al. (1989), Shensa (1992), Starck et al. (1998).

Soit $X = [X_1, X_2, \dots, X_t]$, un ensemble d'observations indexées par le temps. Sa décomposition en ondelettes non décimée par l'algorithme de Haar peut se formaliser de la façon suivante :

$$X_t = C_{J,t} + \sum_{j=1}^J w_{j,t}$$

où $C_{J,t}$ correspond à l'approximation de la décomposition en ondelettes de X_t au niveau de résolution J .

Les coefficients des approximations $C_{J,t}$ s'obtiennent par la convolution suivante :

$$C_t(t) = \sum_l h(l) C_{j-1}(t - 2^{j-1}l)$$

où $h = \left(\frac{1}{2}; \frac{1}{2}\right)$: la fonction d'échelle associée au filtre passe-bas.

Les coefficients des détails au niveau de résolution j sont :

$$w_j(t) = C_{j-1}(t) - C_j(t)$$

Nous adoptons la méthodologie de [Murtagh et al. \(2004b\)](#) pour le calcul de la décomposition en ondelettes de Haar non décimée via l'algorithme à trous. [Murtagh et al. \(2004b\)](#) proposent de choisir les filtres $h = \left(\frac{1}{2}; \frac{1}{2}\right)$ et $g = (1; -1)$ pour son calcul.

La décomposition en ondelettes non décimée par l'algorithme à trous a été utilisée par [Aussem et al. \(1998\)](#) comme méthode de prétraitement des données. Les auteurs argumentent qu'il est possible d'exploiter les informations contenues dans les approximations de cette décomposition pour prédire l'évolution des cours journaliers de l'indice du S&P500. Leur approche consistait à décomposer cette série financière au niveau de résolution 4, puis d'utiliser les réseaux de neurones dynamiques pour en réaliser les prévisions de chaque approximation sur chaque niveau de résolution. Ainsi, la prévision de l'indice du S&P500 s'obtenait en sommant les prévisions obtenues sur chaque coefficient d'ondelettes. Ils concluent par la suite que la décomposition en ondelettes combinée avec les réseaux de neurones dynamiques est capable de capturer les informations utiles pour la prévision de cette série financière.

[Zheng et al. \(1999\)](#) montrent que la transformée en ondelettes de Haar redondante possède des atouts intéressants en ce qui concerne le filtrage du bruit basé sur le calcul de l'entropie ([Starck et al. \(1998\)](#)) et pour la prédiction de séries financières ([Aussem et al. \(1998\)](#)).

[Renaud et al. \(2005\)](#) testent deux possibilités offertes par la décomposition en ondelettes de Haar redondante, qui concernent le filtrage et la prédiction de séries temporelles. Dans la première partie de leur article, les auteurs proposent une sélection parcimonieuse des coefficients de la décomposition en ondelettes afin d'en constituer les variables explicatives de leurs modèles de prévision basés sur les processus autorégressifs. Dans la seconde partie, les auteurs tentent une approche basée sur les filtres de Kalman à des fins de prévision. Ils proposent ainsi d'utiliser les coefficients de la décomposition en ondelettes dans un système d'équations espace-état. Les obtenus ont montré que l'utilisation de la décomposition en ondelettes redondante dans les deux approches permettait d'avoir des résultats robustes que ce soit sur les données réelles ou simulées. La version de l'algorithme à trous proposée par

Murtagh et al. (2004b) utilise les filtres de Haar qui sont non symétriques. La transformée en ondelettes de Haar redondante (HTW) n'engendre pas de problème d'effet de bord. La HTW permet également de mieux capter l'information utile dans la chronique en réduisant le bruit (Martínez-Moya et al. (2013)).

Benaouda et al. (2006) proposent d'utiliser comme un outil de prétraitement le lissage effectué par la décomposition en ondelettes non décimée afin de réaliser les prévisions journalières et intra journalières de la charge électrique d'un site de production localisée en Australie sur la période du 1^{er} janvier 2009 au 31 décembre 2002. Ils ont ainsi évalué les performances de plusieurs familles de modèles de prévision, dont le processus autorégressif multi échelle, le réseau neuronal multicouche, le réseau récurrent d'Elman et un modèle de régression basé sur les réseaux de neurones. En adoptant cette modélisation, les auteurs testent si le lissage réalisé par la décomposition en ondelettes permet d'éliminer de manière efficace le bruit et d'obtenir de meilleures qualités sur les données prédites. En se basant sur la MAPE (mean absolute percentage error) et l'APE (accumulated prediction error), il évalue ainsi sept modèles de prévision dont cinq non linéaires qui font parties des modèles neuronaux et deux processus autorégressifs. Le modèle qui sert de benchmark est le modèle AR(27). Les résultats de leur expérimentation révèlent que le modèle autorégressif multiéchelle était le mieux adapté pour la modélisation. Selon les auteurs, ce modèle ne nécessite pas une phase d'apprentissage contrairement aux réseaux neuronaux, une étape cruciale pour l'utilisation des réseaux de neurones, mais pénalisante dans le cas où le volume des données est assez grand.

LES APPLICATIONS DE LA DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES DANS LES SÉRIES TEMPORELLES

II.3.1 LE FILTRAGE DU BRUIT DANS LES SÉRIES FINANCIÈRES

Le bruit est un élément indésirable qui est généralement présent dans les données d'observation. En effet, les données peuvent être contaminées par le bruit lors de leur collecte ou pendant leur acquisition par les appareils de mesure, entraînant des biais dans les analyses.

Le filtrage du bruit peut revêtir deux notions distinctes avec la théorie des ondelettes. La première est liée au débruitage et la seconde au lissage. Ces deux méthodes possèdent leur spécificité et aussi leur utilisation en finance puisqu'elles sont regroupées parmi les méthodes de filtrage du bruit.

Pour la définition du débruitage et du lissage, nous nous référons à [Taswell \(2000\)](#). Les termes en anglais « denoising » qui signifie débruitage et « smoothing » qui sont associées au « lissage » sont généralement confondus dans la littérature. Selon l'auteur, le lissage consiste à appliquer des filtres passe-bas sur les données afin d'en éliminer les fréquences élevées et d'en capter les informations contenues en basse fréquence. Dans le concept de débruitage, l'approche consiste à supprimer tout ce qui est bruit dans les données et permet ainsi de garder les informations aux hautes et basses fréquences. Cette distinction est bien marquée en traitement du signal,

notamment en compression de données où le bruit est généralement associé à des lois de probabilités telles que la loi gaussienne ou de Poisson. Lors de la compression de données, on cherche à estimer la composante déterministe du signal qui est contaminée par le bruit. Spécifiquement, cette estimation s'écrit :

$$S(t) = D(t) + B(t)$$

où $S(t)$ correspond à une valeur observée, elle est unidimensionnelle dans le cas d'une série temporelle ;

$D(t)$ est associée à la composante déterministe ; et $B(t)$ fait référence au bruit, qui peut être de type gaussien ou de Poisson.

Il existe plusieurs méthodes pour estimer les valeurs de $D(t)$. Ces méthodes sont regroupées sous l'appellation « seuillage » par ondelettes ([Donoho et Johnstone \(1994\)](#)) qui se déclinent sous plusieurs versions telles que la méthode seuillage "SURE" ou "DURE" ([Donoho \(1995\)](#)).

En finance, l'utilisation des filtres comme les moyennes mobiles repose sur le principe que ces outils permettent de réduire la quantité de bruit dans les séries financières. Toutefois, comme le souligne [Taswell \(2000\)](#), cette approche ne constitue pas du débruitage, mais correspond au lissage. L'utilisation de ces filtres n'enlève donc qu'une partie du bruit dans les données. L'estimation des valeurs de $D(t)$ utilise la décomposition en ondelettes discrètes décimée ; cependant ce type de décomposition n'est pas adapté pour l'étude de séries temporelles notamment lors qu'on procède à des prévisions ([Renaud et al. \(2002\)](#)). La compression de données privilégie ce type de décomposition. La principale raison est d'ailleurs associée au terme « décimée » car il signifie une décroissance dans le nombre des coefficients d'ondelettes à chaque niveau de résolution. De la même façon, cette approche réduit la quantité d'information à numériser en supprimant l'information superflue introduite par le bruit.

Faire du débruitage est lié à l'estimation d'une fonction non paramétrique à l'aide des fonctions d'ondelettes. Elle consiste entre autres à mettre en place un modèle de régression non linéaire où les variables explicatives sont les fonctions d'ondelettes.

La méthode de débruitage n'est pas adaptée à des fins de prévision pour plusieurs raisons. La première est liée au modèle d'estimation $S(t) = D(t) + B(t)$. Ce type de modèle impose la connaissance de la nature du bruit qui est présente dans les données, or cette information n'est pas disponible pour les séries financières. De plus, le débruitage utilise généralement la décomposition en ondelettes décimée, or ce type de décomposition entraîne un changement dans la structure temporelle des données (Renaud et al. (2002)). Puisqu'il est principalement utilisé en compression de données, cette technique cherche à rendre optimale la suppression du bruit dans les données à numériser dans le cas où la nature du bruit est connue de façon à pouvoir compresser et restituer un signal.

Contrairement au débruitage, le lissage d'une chronique ne supprime pas totalement le bruit. Il enlève une partie des informations contenues en haute fréquence qui ne sont pas nécessairement du bruit. Ainsi, il permet d'atténuer les effets du bruit dans les hautes fréquences, mais contribue à la perte de l'information.

Dans les séries financières, les sources de bruit peuvent être nombreuses et d'origines variées et des travaux les ont mises en évidence. Par exemple Shleifer et Summers (1990) affirment que l'anticipation de certains investisseurs peut être à l'origine du bruit. L'auteur qualifie ces investisseurs de « noise trader ». De plus, ces noises traders sont qualifiées de « non rationnelles », et les conséquences de leur anticipation se retrouvent dans les hautes fréquences (Chen et al. (2006)). Afin de limiter l'impact de ces « noise trader », il est donc nécessaire de procéder au filtrage puisque celui-ci permet d'éliminer en partie le bruit contenu dans les hautes fréquences. En effet, celui qui investit en bourse qu'il soit fondamentaliste ou chartiste cherche le modèle qui anticipe de façon optimale les variations des cours. Il devrait en principe avoir un modèle de prévision le moins sensible au bruit qui affecte le marché.

L'analyse technique se base sur des méthodes de lissage telles que les moyennes mobiles simples, exponentielles ou adaptatives pour créer les indicateurs techniques. La plupart de ces outils sont faciles à mettre en place, rendant leur utilisation accessible à n'importe quel opérateur du

marché. Or, parmi les méthodes de lissage, celle donnée par la décomposition en ondelettes est de plus en plus utilisée dans les prévisions des séries financières. On peut d'ailleurs distinguer la décomposition en ondelettes non décimée introduite par [Renaud et al. \(2002\)](#) qui permet de garder la structure temporelle de la série étudiée. D'ailleurs, cette décomposition a été utilisée dans de nombreux travaux dont le principal rôle est de filtrer le signal. Cette opération de lissage que réalise la décomposition en ondelettes est une méthode de filtrage linéaire du bruit et peut théoriquement conduire à la création d'indicateurs technique. Elle atténue les composantes en hautes fréquences contenues dans les chroniques. La littérature stipule que la présence de noise traders qui opèrent sur le marché à très court terme peut être considérée comme une source de bruit, car ils perturbent l'évolution des actifs financiers.

[Alrumaih et Al-Fawzan \(2002\)](#) tentent de montrer les différents intérêts que présente la décomposition en ondelettes discrète notamment sur les avantages que procure le débruitage sur la prévision des séries financières. Ils ont ainsi étudié les performances des modèles de régression linéaire, d'une moyenne mobile simple, d'un lissage exponentiel, du modèle autorégressif d'ordre 2 et du modèle ARMA (2,4) sur les prévisions de l'indice boursier saoudi stock index sur la période de 26 janvier 1994 au 4 novembre 1999. Sur l'ensemble des données ; les 1200 premières valeurs ont servi pour estimer les différents paramètres des modèles, tandis que les 505 dernières valeurs ont été utilisées pour la phase d'évaluation des performances. Les auteurs considèrent deux scénarios ; dans le premier les données n'ont pas été débruitées contrairement au second scénario. Ils ont constaté une amélioration des performances des différents modèles de prévisions en se basant sur les critères statistiques tels que le RMSE (Root Mean Squared Error) et le mean absolute deviation (MAD), entre le premier et le second scénario. De plus, cette différence est bien mise en évidence sur les modèles autorégressifs et ARMA. [Wong et al. \(2003\)](#) proposent de modéliser le taux de change US dollar/DM, en supposant que ce dernier possède une composante tendancielle et saisonnière. Son approche consiste à appliquer la décomposition

en ondelettes discrètes afin de capturer ces dynamiques au sein de la série. Leurs résultats suggèrent que la décomposition en ondelettes permet de capter efficacement la tendance et la saisonnalité.

De même [Schlüter et Deuschle \(2010\)](#) ont observé que le débruitage peut améliorer les performances des modèles ARMA et ARIMA sur les cours de l'UK POWER price, qui possédait une forte composante aléatoire.

[Ferbar et al. \(2009\)](#) ont observé que le débruitage donnait de meilleurs résultats lorsqu'il est utilisé à des fins de prévision que le modèle de lissage exponentiel.

II.3.2 L'ÉTUDE DE DÉPENDANCE DE LONG TERME

L'existence de mémoire ou de dépendance de long terme peut remettre en cause l'EMH. Selon [Barkoulas et Baum \(1996\)](#), cette présence de mémoire fournit une preuve contre la forme faible de l'EMH puisque cela implique une dépendance non linéaire dans le premier moment de la distribution. D'après [Qian et Rasheed \(2004\)](#) et [Eom et al. \(2008\)](#), il y a un lien entre la prédictibilité des rendements des cours et la présence de mémoire dans les cours, si bien que cette dépendance soulève des questions quant à l'utilisation des méthodes de prévision linéaire, des tests statistiques qui sont souvent basés sur les méthodes de tests standards et aux théories de modélisation des prix d'actif.

Le physicien Harold Edwin Hurst (1880-1978) est l'un des pionniers qui a permis d'ouvrir cet axe de recherche. [Hurst \(1951\)](#) étudie les crues du Nil, il découvre un phénomène de persistance et de mémoire de long terme des niveaux des réservoirs alimentés par le fleuve. À partir de ses travaux empiriques, il construit une nouvelle statistique appelée 'Exposant de Hurst' qui est calculée à partir de l'analyse des étendues normalisées. Par la suite, [Mandelbrot et Wallis \(1969\)](#) proposent une méthode graphique pour calculer l'exposant de Hurst. L'utilisation de tels outils est plus pertinente et plus robuste que les méthodes classiques de calcul d'autocorrélation, d'analyse de la variance et de l'analyse spectrale ([Mandelbrot \(1972\)](#)).

Toutefois, si l'analyse des étendues normalisées (R/S) permet l'estimation

de la persistance d'une série, la significativité des valeurs estimées ne peut être testée puisque les caractéristiques statistiques de H sont inconnues (Peters (1991)). À ce sujet, Lo (1991) confirme que la distribution de la statistique R/S ne peut être définie, de plus, elle est sensible à la fréquence des données (journalière, mensuelle, annuelle). Ainsi, il propose un nouveau test appelé « R/S modifiée » pouvant prendre en compte la présence d'une dépendance à court terme.

Le calcul de l'exposant de Hurst à partir de l'analyse multirésolution (AMR) constitue une approche alternative par rapport aux autres méthodes décrites dans la littérature pour détecter la présence de mémoire dans les séries financières. Son implémentation a été fournie initialement à l'issue des travaux de Jones et al. (1996). Cette nouvelle méthode d'estimation de l'exposant de Hurst a notamment été appliquée en séries temporelles (Vialar (2009)), sur l'étude des persistances des indices boursiers (Matteo (2007), Kyaw et al. (2006), Tan et al. (2012)) et des taux d'intérêts (Karuppiah et Los (2005a), Beres H. (2009)).

Il est à souligner qu'il existe de nombreuses méthodes qui permettent de calculer l'exposant de Hurst, (Palma (2007)). Si bien que le choix de celle-ci reste arbitraire et dépend souvent de la stationnarité ou non de la série étudiée (Kirichenko et al. (2000)). En ce qui concerne l'exposant de Hurst issu de l'AMR, les investigations qui ont été menées soutiennent la robustesse de cette estimation, citons les travaux de Shen et al. (2007), Bayraktar et al. (2003). À ce propos, Brown et al. (2008) ont mené une étude sur douze estimateurs différents de l'exposant de Hurst et ils se sont intéressés à leur capacité à déceler la présence de mémoire dans des séries temporelles. Selon les auteurs, l'exposant de Hurst de l'AMR est faiblement biaisé par rapport aux autres exposants.

L'estimation de l'exposant de Hurst permet de classer les séries temporelles en trois catégories, elles sont persistantes pour $0,5 < H < 1$, anti-persistantes pour $0 < H < 0,5$ ou aléatoires pour $H = 0,5$.

La décomposition en ondelettes permet de procéder à des estimations non paramétriques, qui s'affranchissent des conditions liées à la nature gaussienne des données et surtout à la stationnarité.

Le paramètre de Hurst a permis d'étudier des phénomènes naturels, tels que l'étude de l'hydrologie du Nil par [Hurst \(1951\)](#), puis a été ensuite repris par Mandelbrot avec la relation $D=2-H$.

On distingue deux types de mémoire au sein d'une série temporelle. La première est dite mémoire à court terme et la seconde mémoire à long terme.

Selon [Hamilton \(1994\)](#), un processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$ stationnaire vérifiant les propriétés suivantes :

- $E(X_t) = \mu \forall t$
- la covariance entre (X_t) et (X_{t-k}) ne dépend que du décalage k , c'est-à-dire que $cov[(X_t), (X_{t-k})] = \gamma_k \forall t, \forall k$,
- la variance de (X_t) est constante.

présente une dépendance de long terme si :

- sa fonction d'autocorrélation $\rho(k)$ est équivalente à $C_\rho |k|^{2d-1}$ quand $k \mapsto +\infty$, où C_ρ est une constante,
- $\rho(k)$ est équivalent également à $C_\rho |k|^{-\alpha}$ avec $\alpha = 2H - 1$ et $\alpha \in [0; 1]$ où H est le paramètre de Hurst.

Suivant les valeurs de H , la quantité $C_\rho |k|^{2H-1}$ fournit plusieurs informations sur la nature du processus X_t :

- dans le cas où $0 < H < 0,5$; on a une dépendance de court terme, la quantité $\sum_k |k|^\alpha$ est absolument convergente.
- si $0,5 < H < 1$, le processus présente une dépendance de long terme, $\sum_k |k|^\alpha \mapsto +\infty$

Sa densité spectrale (définie par [Priestley \(1981\)](#)) :

$$f(\lambda) = \frac{\sigma^2}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \rho(k) e^{ik\lambda}$$

est approximativement équivalente à $C_f |k|^{-\alpha-1}$ où $C_f = \frac{1}{\Gamma} C_\rho \Gamma(\alpha) \sin\left[(\alpha + \frac{\pi}{2})\right]$ où Γ est la fonction d'Euler définie par $\Gamma \mapsto \int_0^{+\infty} t^{z-1} e^{-t} dt$

L'étude de la dépendance de long terme est étroitement liée à celle de l'autosimilarité et à la nature fractale des séries temporelles. Différentes méthodes ont essayé d'estimer le paramètre de Hurst pour étudier les séries temporelles.

L'exposant de Hurst constitue un paramètre important dans l'étude des dépendances de long terme, de l'autosimilarité et de la dimension fractale. [Jones et al. \(1996\)](#) ont utilisé l'analyse par paquets d'ondelettes via l'analyse multirésolution pour estimer l'exposant de Hurst et notent la robustesse de cette méthode comparée à d'autres estimations du paramètre de Hurst comme la transformée de Fourier plus rapide.

[Simonsen et al. \(1998\)](#) ont appliqué la décomposition en ondelettes continues pour estimer le paramètre de Hurst sur deux catégories de données. La première a été générée artificiellement, et la seconde issue de données réelles. Ils ont supposé que ces données suivent une loi d'échelle et que leur décomposition en ondelettes continues vérifie la relation suivante :

$$W[h](\lambda a) \simeq \lambda^{\frac{1}{2}+H} W[h](a)$$

où W est l'opérateur de la transformée en ondelettes continues,
 h le processus présentant un caractère d'autosimilarité,
 a le paramètre d'échelle,
 H : le paramètre de Hurst,
 λ une constante.

Ils ont par la suite comparé les performances de la décomposition en ondelettes continues et la transformée de Fourier dans l'estimation du paramètre de Hurst sur ces deux catégories de données. Ils ont ainsi noté que sur les données simulées et réelles, les deux méthodes donnaient des résultats satisfaisants. Toutefois, la décomposition en ondelettes continues surperforme la transformée de Fourier sur la robustesse.

En effet, ce paramètre est présent dans la définition du processus autosimilaire, processus présentant une dépendance de long terme ou processus

fractale.

La théorie des ondelettes a développé de nombreuses façons d'estimer le paramètre de Hurst, que ce soit pour caractériser des données réelles ou issus de processus à mémoire tels que les processus ARFIMA (p,d,q) et les mouvements browniens fractionnaires.

Les processus ARFIMA (p,d,q) ou FARIMA (p,d,q) font partie des processus stochastiques à mémoire longue.

Ces processus résultent d'une généralisation des processus ARMA (Box et al. (2011)) dus notamment aux travaux de Granger (1980) et Hosking (1981a).

X_t est un processus ARFIMA (autoregressive Fractionally Integrated Moving Average) si et seulement si elle satisfait la condition suivante :

$$(1 - B)^d \phi(B) = \Phi(B) \epsilon_t$$

avec $\phi(B) = 1 + \phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_p B^p$ et $\Phi(B) = 1 + \Phi_1 B + \Phi_2 B^2 + \dots + \Phi_q B^q$

où $\phi(B)$ et $\Phi(B)$ correspondent aux polynômes retards, dont les pôles sont à l'extérieur du cercle unité, et ϵ_t un bruit blanc.

Le processus ARFIMA (p,d,q) ou FARIMA (p,d,q) admet les propriétés suivantes :

- il est stationnaire lorsque $\frac{-1}{2} < d < \frac{1}{2}$,
- est un processus AR(1) pour p=1, d=0 et q=0,
- à mémoire longue pour $0 < d < \frac{1}{2}$,
- à mémoire courte pour $\frac{-1}{2} < d < 0$,

La théorie des ondelettes permet d'estimer le paramètre de différenciation fractionnaire $d = H - \frac{1}{2}$. Pour l'estimation de la différenciation fractionnaire, on peut prendre l'exemple de Jensen (1999) qui propose une estimation basée sur la relation entre la variance des détails de la décomposition en ondelettes de la série $X_t t \in \mathbb{Z}$, un processus ARFIMA (p,d,q) stationnaire et du paramètre d'échelle.

Ils ont montré que pour un processus ARFIMA (p,d,q) avec $|d| < \frac{1}{2}$,

distribué suivant $\mathcal{N}(0, \sigma^2 2^{-2jd})$ à variance finie $|\sigma^2| < \infty$.

Le paramètre d peut être calculé par la méthode des moindres carrés ordinaires dans la relation suivante :

$$\ln \tilde{R}(j) = \ln \sigma^2 - d \ln 2^{2j} + O_p(1)$$

où $\tilde{R} = \frac{1}{2^j} \sum_{k=0}^{2^j-1} w_{j,k}^2$, avec j : le niveau de la décomposition en ondelettes, $w_{j,k}^2$ les coefficients des détails.

Selon [Jensen \(1999\)](#), l'estimateur des moindres carrés est un estimateur non biaisé lorsque le niveau de décomposition en ondelettes j est assez élevé.

Ils ont ensuite comparé les performances de leur approche par rapport à celle proposée par [Geweke et Porter-Hudak \(1983\)](#) et ont observé que les paramètres obtenus avec les ondelettes étaient plus consistants. Un an plus tard [Jensen \(2000\)](#) proposait une estimation semi-paramétrique du paramètre d par l'utilisation du maximum de vraisemblance basée sur les ondelettes WMLE (Wavelet Maximum Likelihood Estimator). Cette nouvelle approche améliore l'estimation comparée à celle obtenue avec les moindres carrés ordinaires. Ils ont observé que l'estimation via le WMLE n'était pas sensible à la spécification du modèle ni au bruit l'affectant. De plus, elle est efficiente et arrive à mieux distinguer les processus à mémoire courte et à mémoire longue. Cette estimation permet également de diminuer l'ordre de calcul de la fonction de vraisemblance d'un facteur de N (longueur des données).

[Mandelbrot et Van Ness \(1968\)](#) étendent le concept de mouvement brownien de [Kolmogorov \(1940\)](#) et [Yaglom \(1958, pp.22\)](#) pour étudier les processus fractales. Cette généralisation a conduit à la formalisation mathématique du mouvement brownien qui fait partie des processus autosimilaires. Sa propriété statistique lui confère des avantages intéressants en ce qui concerne la modélisation des phénomènes naturels ([Mandelbrot et Van Ness \(1968\)](#)), car ce sont des processus gaussiens qui peuvent présenter de la mémoire.

Un processus X_t est un mouvement brownien fractionnaire noté $B_H(t)$; où H est le paramètre de Hurst ($0 < H < 1$) si et seulement si ([Mandelbrot et Van Ness \(1968\)](#)) :

$$E [B_H(t) - B_H(s)] = \sigma^2 |t - s|^{2H}$$

et dont la fonction d'autocovariance est :

$$\text{cov}(B_H(t); B_H(s)) = \frac{\sigma^2}{2} (|t|^{2H} + |s|^{2H} - |t - s|^{2H})$$

avec $B_H(0) = E [B_H(t)]$

Suivant les valeurs de H , le mouvement brownien fractionnaire est :

- sans mémoire pour $H = \frac{1}{2}$,
- anti-persistant ou à mémoire courte pour $0 < H < \frac{1}{2}$,
- persistant ou à mémoire longue pour $\frac{1}{2} < H < 1$.

La théorie des ondelettes a permis de simuler des processus browniens fractionnaires et a également permis d'estimer le paramètre de Hurst de ce type de processus (Flandrin (1992), Abry et Sellan (1996)).

En ce qui concerne l'estimation du paramètre de Hurst pour un processus autosimilaire, on peut notamment se référer à l'estimation donnée par Abry et al. (2003). Le paramètre de Hurst vérifie la relation suivante :

$$\log_2 [\text{Var}\{d_{j,k}\}] = (2H + 1)j - \log_2 \left[\frac{\sigma^2}{2} V_\phi(h) \right]$$

On obtient ainsi une droite de pente $(2H + 1)$ en supposant que le terme $\frac{\sigma^2}{2} V_\phi(h)$ est constant.

Les estimations du paramètre de Hurst sont généralement basées sur l'exploitation des informations contenues dans la variance $\text{Var}\{d_{j,k}\}$ des détails issus de la décomposition en ondelettes au niveau de résolution j . Selon Veitch et Abry (1997), le fait que le niveau de résolution j apparaisse dans le premier et second membre dans l'équation précédente rend son estimation fastidieuse. Afin d'apporter de la rigueur dans cette approche, Veitch et Abry (1999) propose les modifications suivantes :

- d'utiliser $\mu_j = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} d_x^2(j, k)$ à la place de $\text{Var}\{d_{j,k}\}$; où $n_j =$

$n 2^{-j}$ correspond aux effectifs des coefficients des détails de la décomposition en ondelettes au niveau de résolution j .

- d'estimer H dans l'équation suivante :

$$\log_2 \mu_j \sim (2H + 1)j + \log_2 C - \log(2) \log X_{N_j}$$

où N_j correspond à une variable du Chi-deux à n_j degré de liberté.

[Karuppiah et Los \(2005b\)](#) ont utilisé l'analyse multirésolution pour estimer le paramètre H afin de détecter le phénomène d'autosimilarité sur les devises de huit États asiatiques (Japon, Hong-Kong, Indonésie, Malaisie, Philippines, Singapour Taïwan et Thaïlande). Ils ont appliqué l'approche développée par [Flandrin \(1992\)](#), basée sur l'analyse multirésolution et ont utilisé les ondelettes de Haar pour le calcul. Sa recherche s'inscrit dans la continuité des travaux de [Ramsey et al. \(1995\)](#), qui ont lancé des investigations sur la présence de processus autosimilaire dans les indices boursiers américains. Cette recherche avait pour but d'étudier les relations qui existent entre les détails de la décomposition en ondelettes et leur échelle de résolution.

L'estimation du paramètre de Hurst par [Flandrin \(1992\)](#) suppose que les devises proviennent de processus non stationnaires du type mouvement brownien fractionnaire. [Karuppiah et Los \(2005b\)](#) ont comparé l'estimation du paramètre de Hurst issue de plusieurs méthodes, dont la première provient de l'analyse des étendues normalisées, la seconde de celle proposée par [Flandrin \(1992\)](#) et de la mesure de l'irrégularité de Lipschitz.

L'estimation du paramètre de Hurst par ces différentes méthodes a été faite à l'aide du scalogramme, c'est-à-dire du graphique de la quantité $|d_{j,n}|^2$ en fonction de j ; où $d_{j,n}$ correspond aux détails de la décomposition en ondelettes. Concrètement, ces méthodes vont déceler l'irrégularité. La similarité présente dans le scalogramme permet d'avoir une meilleure visualisation temps-fréquence des processus présents dans les données.

Leurs conclusions ont montré que les paramètres de Hurst estimés par la méthode de [Flandrin \(1992\)](#), ont confirmé la présence d'irrégularité, de persistance ou d'anti-persistance dans les devises asiatiques. De plus, [Karuppiah et Los \(2005b\)](#) argumentent qu'il est préférable d'adopter la mo-

délisation via le mouvement brownien fractionnaire (MBF) pour modéliser les taux d'intérêt au lieu du mouvement brownien géométrique (MBG). En effet, le MBF est capable de tenir compte de la dépendance à court terme comme à long terme, alors que ce n'est pas le cas du MBG. De plus, les valeurs estimées des paramètres de Hurst par les différentes approches ont révélé le caractère non homogène de ces paramètres aux différentes échelles. [Tan et al. \(2012\)](#) ont mené des analyses sur les indices cotés sur les marchés du Bursa Saham et de Malaisie pour détecter la présence de mémoire dans les séries financières. Ils ont constitué 175 indices sur la période du 1^{er} janvier 1990 au 31 décembre 2008, comprenant ainsi 4958 jours d'observations. Leur méthodologie consiste à étudier les rendements logarithmiques des cours ajustés à la fermeture et d'en analyser la présence de mémoire. Ils adoptent différentes méthodes pour estimer le paramètre de Hurst.

La première mesure utilisée est celle proposée par [Granger \(1980\)](#) et [Hosking \(1981b\)](#) pour le calcul du paramètre de différentiation fractionnaire. La seconde est issue de l'estimation semi-paramétrique basée sur la théorie des ondelettes qui détermine le paramètre d du processus ARFIMA (p,d,q) , proposée par [Jensen \(2000\)](#). La dernière est basée sur l'estimation du paramètre de Hurst par l'analyse des fluctuations redressées (DFA), dont l'origine provient des travaux de [Stanley et al. \(1993\)](#) et [Peng et al. \(1994\)](#). En utilisant ces méthodes, les auteurs ont calculé l'évolution des paramètres de Hurst sur la période de 1993 à 2008 à l'aide d'une fenêtre glissante de 1024 jours. Ils ont observé que les valeurs du paramètre de Hurst estimées par la méthode de DFA pouvaient être négatives sur certaines périodes contrairement à celles données par les ondelettes. Ce constat suppose que l'estimation donnée par les ondelettes est plus réaliste sur ces données. Les auteurs affirment également qu'il est judicieux d'estimer la présence de mémoire suivant une fenêtre évolutive au lieu de le faire directement sur la totalité des données.

[Mielniczuk et Wojdyło \(2007\)](#) ont proposé de comparer les performances de 3 mesures du paramètre de Hurst sur des données simulées et réelles. Les auteurs sont partis du principe que les mesures du paramètre de Hurst basées sur l'analyse des étendues normalisées (R/S) et l'analyse des fluctua-

tions redressées ainsi que la théorie des ondelettes développées par [Veitch et Abry \(1999\)](#) sont les plus utilisées.

La génération de données provient des processus ARFIMA (0,d,0) et du fractal gaussian noise avec les paramètres de Hurst allant de 0,5 à 0,9 par pas de 0,1 sur la base de 100 simulations. Les données simulées sont persistantes sauf dans le cas où $H=0,5$. Leurs résultats ont fait apparaître des différences de performances en termes de RMSE pour les estimateurs du paramètre de Hurst. En effet, les performances observées à l'issue des estimations sur les données simulées dépendent de plusieurs paramètres. Le premier est lié au type de processus qui génère les données, le second au paramètre de Hurst qui a servi à les simuler et le dernier à la taille des données.

En ce qui concerne les performances mesurées sur le calcul de H sur les données simulées par les processus fGn, celles données par l'analyse R/S surperforment celles données par les méthodes DFA et ondelettes. On constate cette différence sur les données générées par les processus fGn de taille 2^N avec $9 \leq N \leq 13$ sauf pour le cas où $N=13$ et $H=0,7$ et celles générées par les processus ARFIMA de taille 2^N avec $9 \leq N \leq 12$ sauf pour le cas où $N=11$ et $H \geq 0,7$. Leurs résultats laissent également apparaître que les performances données par les ondelettes s'améliorent lorsque la taille des données augmente. D'ailleurs, les résultats obtenus avec les rendements logarithmiques des taux de change EUR/PLN, CHF/PLL ET USD/PLN indiquent que la méthode R/S fournit de meilleures performances. En effet, les conclusions obtenues sur les données simulées semblent confirmer celles obtenues sur les données réelles, car la taille des données était de 506.

II.3.3 LA PRÉVISION DES SÉRIES FINANCIÈRES

L'hypothèse d'efficience des marchés était une hypothèse forte selon laquelle les informations étaient reflétées instantanément dans les prix ([Fama \(1991\)](#)). D'ailleurs, l'auteur suggère la nécessité d'adopter un modèle de formation de prix pour appuyer cette théorie. Dans ce sens, de nombreux théoriciens ont tenté de construire des modèles de formation de prix ([Sharpe](#)

(1964)). L'ensemble des approches développées regroupe des outils de modélisation qui sont censés mimer le comportement des marchés financiers à travers la formation des prix d'actifs (Kellerhals (2004)). Les objectifs de tous ces modèles sont communs, ceux de remettre en cause l'EMH dans sa forme faible, en réalisant de meilleures anticipations des mouvements des prix d'actifs et de permettre la réalisation de profits anormaux. En effet, si le marché est efficient, alors il n'est pas possible de prédire l'évolution des cours, car ils suivent une marche aléatoire.

L'utilisation de la théorie des ondelettes comme outil de prévision s'est largement développée depuis les années 90. Les ondelettes sont surtout utilisées pour le prétraitement des données (Murtagh (1998), Ramsey (1999), Huang et al. (2010)). Elles participent à la construction de modèles de prévisions basés sur les processus autorégressifs (Mabrouk et al. (2008)), autorégressifs conditionnellement hétéroscédastiques généralisés (Liu et Shi (2013)), les machines à vecteurs de support (Wu (2009)), les filtres de Kalman (Zheng et al. (2000)), etc. Toutefois, l'usage des ondelettes s'est progressivement étendu grâce aux développements des modèles de l'intelligence artificielle, tels que les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques et la logique floue, Thuillard (2000), Chakravarty et al. (2011). De ce fait, les modèles de l'intelligence artificielle basés sur ondelettes sont appelés « modèles hybrides » (Chen et Abraham (2010)). Parmi ces possibilités, les modèles hybrides intégrant les réseaux neuronaux et les ondelettes sont les plus exploités en économie (Mingming et Jinliang (2012)) et en finance (Ortega (2012)); notamment sur les prévisions des rendements d'indices boursiers (Hsieh et al. (2011), Zhao et al. (2008)). Quelques résultats montrent les performances de ces modèles hybrides; Ario (1996) développe des outils de prévisions à partir de l'AMR. Leur méthodologie consistait à décomposer une série temporelle X_t afin d'en capturer la composante liée à la tendance y_t , la saisonnalité z_t et le bruit ϵ_t . Leur modèle de prévision est ainsi basé sur la décomposition en ondelettes et du modèle ARIMA. La prévision de la série X_t à l'horizon h , s'obtient par la sommation des prévisions des différentes composantes y_t et z_t obtenues à l'aide des modèles ARIMA.

Aussem et Murtagh (1997) ont procédé également à la construction de modèle de prévision basé sur la décomposition en ondelettes. Le modèle construit est un modèle hybride neuronal puisqu'il combine à la fois, les capacités de prétraitement de la décomposition en ondelettes et du modèle de régression basé sur le réseau de neurones.

Contrairement à la méthodologie proposée par Ario (1996) , qui utilise la décomposition en ondelettes discrètes décimée, Aussem et Murtagh (1997) utilisent la décomposition en ondelettes non décimée (Shensa (1992)) basée sur les ondelettes de Haar.

Aussem et Murtagh (1997) procèdent ainsi à la décomposition au niveau de résolution 5, ils obtiennent ainsi 6 vecteurs lignes qui comprennent l'approximation au niveau de résolution 4 $A_{5,t}$ et les détails ($W_{1,t}, W_{2,t}, W_{3,t}, W_{4,t}, W_{5,t}$). Ils réalisent la prévision pour chaque coefficient d'ondelettes en utilisant un modèle neuronal. Les prévisions correspondant à chaque coefficient d'ondelettes peuvent s'écrire de la façon suivante :

$$\tilde{C}_{4,t+1} = f(C_{4,t}, C_{4,t-1}, C_{4,t-2}, C_{4,t-3}, C_{4,t-4},)$$

$$\tilde{W}_{j,t+1} = f(C_{j,t}, C_{j,t-1}, C_{j,t-2}, C_{j,t-3}, C_{j,t-4},)$$

pour j allant de 1 à 5,

f correspond à la fonction de régression réalisée par le modèle neuronal.

Ainsi, la prévision de la série X_t au temps t+1 s'écrit de la manière suivante :

$$\tilde{X}_{t+1} = \tilde{C}_{4,t+1} + \tilde{W}_{j,t+1}$$

Appliqués sur les données des taches solaires, les modèles construits ont produit des résultats satisfaisants en se basant sur le critère statistique du RMSE.

Selon Aussem et Murtagh (1997) , l'utilisation de l'algorithme à trous permet d'éviter le problème de structure temporelle dans les données, c'est-à-dire que les coefficients d'ondelettes à la date t, n'incluent pas l'information à la date t+k.

Zhang et al. (2001) mettent en évidence que l'utilisation d'un modèle hybride neuro-ondelette apporte une profitabilité significative par rapport à un modèle neuronal multicouche.

Leur méthodologie consiste à utiliser la décomposition en ondelettes à trous utilisée également par Aussem et al. (1998) et Gonghui et al. (1999) pour la création du modèle hybride. Ils ont ainsi évalué en termes de trading, les performances du modèle hybride par rapport aux modèles neuronaux multicouches sur les données journalières des contrats futures à la fermeture du marché. Ces contrats futures sont respectivement les bons de trésor de 3 et 10 ans cotés sur le marché de Sidney.

Murtagh et al. (2004b) développèrent un modèle de prévisions en utilisant les réseaux de neurones combinés avec la décomposition en ondelettes. L'idée est donc de prendre les coefficients d'ondelettes et les mettre à l'entrée du réseau de neurones pour générer la sortie du signal désiré. On peut ainsi établir plusieurs modèles en fonction du type de réseau choisi.

Selon Yu (2009), les réseaux neuro-ondelettes constituent des outils robustes qui peuvent être utilisés en macroéconomie. En effet, ses travaux mettent en évidence les liens entre certaines variables macroéconomiques et leurs impacts sur la crise financière de 2008.

Parmi les modèles hybrides, on distingue également les modèles de réseaux d'ondelettes dont l'émergence remonte aux années 90. Ce type de réseau est dit hybride, car il allie les avantages de la décomposition en ondelettes aux réseaux de neurones. Ce type de réseau diffère des réseaux de neurones non bouclés au niveau des fonctions d'activation. On peut notamment se référer aux travaux de Zhang et Benveniste (1992) où les auteurs proposent la construction du réseau d'ondelettes. La particularité de ce type de réseau est due au fait que sa fonction d'activation est une fonction d'ondelettes. Selon Zhang et Benveniste (1992), les avantages d'un réseau d'ondelettes se trouvent au niveau de son aptitude à être un approximateur universel :

- on peut obtenir une forme explicite montrant le lien entre les paramètres du réseau et la variable expliquée.

- de proposer une meilleure qualité d'estimation avec une structure neuronale réduite.

Les auteurs ont ainsi créé ce type de réseau pour pallier aux limites des performances des fonctions d'activation de type sigmoïde. Le réseau d'ondelettes constitue une nouvelle alternative pour mieux prendre la complexité des séries financières qui sont non linéaires. Ce type de réseau a ainsi suscité l'intérêt des chercheurs en finance pour étudier les cours boursiers dont la modélisation et la prévision occupent une place importante.

Chen et al. (2005) étudient les performances d'un type de réseau d'ondelettes dont la fonction d'activation de la couche de sortie est linéaire. Ce réseau est ensuite optimisé par un algorithme qui estime la distribution des données. Ils ont comparé les performances de ce type de réseau avec un réseau d'ondelettes classiques sur les données du NASDAQ 100 sur la période de 11 janvier 1998 au 11 janvier 2002 et du NIFTY du 1er janvier 1998 au 3 décembre 2001. Les données ont été divisées en deux sous-périodes afin de constituer, d'une part, la période d'entraînement du réseau et d'autre part, la période de test. Les pouvoirs prédictifs de chaque réseau ont été mesurés à partir des critères statistiques tels que les coefficients de corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs réelles, la MAPE et le RMSE. Les résultats obtenus avec le réseau d'ondelettes localement linéaire et qui utilise l'algorithme d'estimation de distribution, devançaient ceux des réseaux d'ondelettes classiques. Une différence de performance qui a été mise en évidence sur les données du NIFTY, où les MAPE et RMSE étaient respectivement de 35% et 59%.

Ye et al. (2015) proposent une amélioration du réseau d'ondelettes en apportant des modifications au niveau de l'ajustement des poids synaptiques. Leur motivation se base sur le fait que le réseau d'ondelettes classiques possède quelques désavantages dont le premier est d'avoir un taux d'apprentissage constant et le second entre autres, un algorithme d'apprentissage, généralement celui du gradient n'arrivant pas, dans la plupart des cas, à atteindre les minimums locaux. Ils ont ainsi comparé les performances du modèle de réseau d'ondelettes amélioré dont l'ajustement des poids synaptiques est réalisé en utilisant l'algorithme génétique comme algorithme

d'apprentissage. Afin de procéder aux comparaisons des performances, les auteurs ont utilisé les données de l'indice du marché de Shanghai sur la période de 23 mars 2012 au 28 novembre 2014. Ils ont ainsi mesuré le pouvoir prédictif de ces réseaux sur 100 prévisions. Les résultats ont montré que les réseaux d'ondelettes améliorés possédaient des MAPE et des RMSE plus faibles par rapport aux réseaux d'ondelettes classiques.

CONCLUSION

L'analyse par ondelettes est initialement un outil du traitement du signal principalement utilisé pour la compression de données et le débruitage. Son utilisation dans les autres domaines de la science s'est progressivement développée à travers l'étude des séries temporelles. Les propriétés de la décomposition en ondelettes lui confèrent des propriétés intéressantes pour les analyses des données. L'analyse par ondelettes constitue un outil intéressant pour le filtrage du bruit, la dépendance de long terme et la prévision des séries temporelles. Ces apports sont notamment nombreux de par les approches qui sont proposées dans la littérature. L'analyse par ondelettes constitue ainsi un outil qui possède de nombreux atouts pour la modélisation, puisqu'elle s'affranchit des hypothèses de linéarité, de stationnarité. Des caractéristiques qui sont difficilement prises en compte par l'analyse harmonique de Fourier ou par l'économétrie des séries temporelles. Elle est ainsi adaptée pour étudier des données particulières comme les séries financières à travers le filtrage du bruit, l'étude de dépendance de long terme, et la prévision des séries temporelles. En ce qui concerne, l'étude des séries financières, ces trois caractéristiques se retrouvent généralement au coeur des approches pour la modélisation. En ce qui concerne le filtrage du bruit, l'analyse par ondelettes offre une panoplie d'approche pour la suppression du bruit à travers l'utilisation des filtres passe-bas et passe-haut et d'importantes investigations peuvent être menées dans ce domaine. En effet, la nature du bruit présente dans les séries financières n'a pas été attribuée. En ce sens, le choix de la décomposition en ondelettes et le niveau de résolution à adopter sont choisis arbitrairement, ce qui laisse à supposer une approche non optimale. Sachant que la nature même du bruit est méconnue, l'étude des dépendances de long terme constitue une information à prendre en compte pour l'étude des séries financières. Diverses méthodes existent pour estimer la mémoire longue dont la plus commune est l'estimation de

l'exposant de Hurst. La connaissance de cette information est cruciale pour la prévision des séries financières. L'approche proposée par l'analyse par ondelettes est généralement associée aux études des informations contenues dans la variance des détails. L'exposant de Hurst associé est défini selon une loi d'échelle qui lie les variances des détails au niveau de résolution j . En ce qui concerne la prévision des séries temporelles, elle est axée sur l'exploitation contenue dans les données filtrées, soient les approximations ou les détails sur chaque niveau de décomposition. Les approches vues dans cette partie construisent des modèles hybrides capables de prendre en compte les informations contenues dans les approximations ou dans les détails. Cela suppose ainsi que les séries étudiées présentent un caractère déterministe dans le sens où le filtrage réalisé par la décomposition en ondelettes supprime une partie du bruit.

Troisième partie

**Décomposition en ondelettes
de Haar et système de trading**

PRÉSENTATION DES DIFFÉRENTS INDICATEURS TECHNIQUES

INTRODUCTION

Cette troisième partie de la thèse présente dans un premier temps, les différents indicateurs techniques créés à partir des ondelettes de Haar via la décomposition en ondelettes non décimée. Par la suite, nous procédons à l'évaluation de leurs performances respectives en termes de trading.

La partie 2 présente les différentes applications de la décomposition en ondelettes et leurs contributions à l'étude des séries temporelles notamment en économie et en finance. Les applications de la théorie des ondelettes sont nombreuses particulièrement dans le domaine de l'ingénierie, en traitement du signal et des images.

La décomposition en ondelettes permet de décomposer un signal en temps et en échelle, en appliquant successivement des filtres passe-haut et passe-bas. Chaque opération de filtrage est supposée éliminer une partie du contenu fréquentiel de la chronique. Les filtres passe-bas lissent davantage le signal en filtrant les fréquences élevées, alors que les filtres passe-haut éliminent les basses fréquences. Les filtres en ondelettes de Haar font partie de la famille des ondelettes de Daubechies. Cette base d'ondelette est réputée comme étant la plus simple à utiliser puisque chaque filtre passe-haut ou passe-bas ne possède que deux éléments.

Le filtrage est un concept important en analyse technique, diverses mé-

thodes ont été mises en place pour filtrer les cours boursiers afin d'en déceler les tendances. C'est dans cette optique que l'utilisation des techniques de lissage telles que les moyennes mobiles simples ou exponentielles a pu se généraliser. Ces méthodes de lissage sont utilisées pour générer des positions d'achat ou de vente sur le marché, et sont également utilisées dans les systèmes de trading. Or le processus de lissage permet d'éliminer les composantes fréquentielles élevées au sein d'une chronique, puisqu'il fait intervenir des filtres passe-bas.

Selon Müller et al. (1993), il est important de tenir compte du contenu fréquentiel présent dans les séries financières pour optimiser les systèmes de trading. De leur point de vue, ils affirment que l'analyse fractale permet de mieux tenir compte de l'hétérogénéité des investisseurs. En effet, chaque investisseur utilise les données à diverses fréquences pour effectuer leur analyse. Chaque horizon temporel entraîne des différences d'anticipations du marché. De plus, ils soutiennent le fait que le marché possède une structure fractale due à la présence de ces participants sur le marché. Cette structure fait apparaître des investisseurs à court, moyen et long terme. Chaque investisseur appartenant aux divers horizons temporels n'adopte pas la même réaction. Müller et al. (1997) affirment que les marchés financiers sont caractérisés par la présence d'une grande hétérogénéité d'investisseurs. Elle peut s'expliquer par la différence des croyances, des préférences, des anticipations, des perceptions du marché, des degrés d'information et des contraintes budgétaires, etc. par les opérateurs du marché. Ainsi, cette hétérogénéité des horizons temporels des marchés financiers est un facteur majeur qu'il faut prendre en compte dans les modèles de prévision ou de trading. En effet, les petites échelles captent le comportement aux hautes fréquences tandis que les grandes échelles celui aux basses fréquences. Müller et al. (1997) définissent les institutions bancaires, les organisations commerciales, les fonds de pension d'investissement comme des investisseurs à basse fréquence, c'est-à-dire qui réalisent seulement des opérations sur le long terme, tandis que les traders intra journaliers font des opérations à très court terme ou en haute fréquence.

Dans ce type de marché où l'hétérogénéité des traders est présente, le bruit

peut faire référence aux comportements de certains investisseurs à très court terme (Shleifer et Summers (1990)) .

Shleifer et Summers (1990) affirment que la rationalité des investisseurs, condition sur laquelle l'efficience des marchés financiers s'est fondée, n'est pas toujours satisfaite, du fait qu'il existe deux types de traders : les traders rationnels et les traders dits « bruiteurs » ou « noise trader ». Si les traders rationnels utilisent l'ensemble de l'information disponible afin d'optimiser leur anticipation des prix des actifs, les noise traders commettent des biais d'anticipation. D'ailleurs, l'un des défauts de la noise trader se trouve dans sa confiance à faire du profit en prenant des risques élevés. De plus, les noise traders peuvent introduire plus de risque dans l'évolution des actifs en favorisant les distorsions de la valeur fondamentale de l'actif concerné.

Benhmad (2011) tente une approche par la théorie des ondelettes pour mettre en évidence l'hétérogénéité des investisseurs et les risques engendrés par ces derniers à travers l'estimation de la value-at-risk. L'une des motivations des traders à court terme concerne leur préférence à démultiplier leur transaction en observant continuellement les possibilités d'arbitrage sur le marché. Benhmad (2011) argumente que le recours à l'utilisation de la décomposition temps-échelle via la transformée en ondelettes permet de mieux modéliser la présence d'asymétrie dans la volatilité induite par l'hétérogénéité des investisseurs.

Selon LONG et al. (1990), les investisseurs rationnels sont bien informés, averses au risque, et leur anticipation du prix de l'actif financier est basée sur la somme des dividendes attendue, tandis que les noise traders sont plutôt associés aux praticiens du marché, ceux qui utilisent l'analyse technique à construire leur anticipation.

L'approche de Benhmad (2011) consiste à estimer la value-at-risk issue de la décomposition en ondelettes, qu'il appelle : la wavelet-at-risk. Cette mesure du risque est basée sur la value-at-risk, mais calculée sur les coefficients de la décomposition en ondelettes. Les résultats fournis par la wavelet-at-risk, confirment que les noise traders exécutent leur transaction en haute fréquence. Ces noise traders sont des traders intra journaliers et liquident généralement leur position à la fermeture du marché.

D'après [Stoll \(2012, pp.262\)](#), les anticipations des noises traders sont imprévisibles, leur présence contribuant à augmenter le risque et le bruit sur le marché.

Dans les systèmes de trading, les filtres de lissage comme les moyennes mobiles simples ou exponentielles sont utilisés pour filtrer les bruits présents dans le signal ou la chronique. En effet, les séries financières sont bruitées et l'application de ces filtres a pour objectif d'extraire l'information désirée comme la tendance sur le marché([Ehlers \(2013\)](#)). Ainsi déceler les phases de tendance sur le marché est important pour le praticien, car la prise de position d'achat ou de vente sur le marché serait conditionnée par les tendances haussières ou baissières. Toutefois, le processus de lissage diffère du processus de débruitage ([Donoho et Johnstone \(1994\)](#), [Chang et al. \(2000\)](#)), car il permet seulement d'atténuer le bruit dans le signal en filtrant les hautes fréquences. Or cette caractéristique est importante au niveau trading puisque le filtrage permet de diminuer le bruit engendré par les anticipations des noise traders.

À travers cette troisième partie, nous allons présenter quelques indicateurs techniques issus de l'analyse par ondelettes, et par la suite l'évaluation des performances de ces indicateurs techniques afin de tester l'hypothèse d'efficience des marchés financiers au sens faible.

Ces indicateurs techniques appartiennent à la catégorie des filtres de lissage comme les moyennes mobiles simples, exponentielles ou adaptatives.

Cette partie est décomposée en deux sous-parties, dont la première présente les différents indicateurs techniques et la seconde étudie leurs performances en termes de trading.

Les indicateurs techniques basés sur la décomposition en ondelettes discrètes non-décimée, appelée également transformée en ondelettes redondante. Dans la décomposition en ondelettes non décimée, on distingue la MODWT (Maximal overlap wavelet transform), la décomposition en ondelettes stationnaires, et la transformée en ondelettes par l'algorithme à trous. La décomposition en ondelettes discrètes non redondante est adaptée pour la compression de données, à cause de la décimation à chaque décomposi-

tion effectuée au niveau de résolution j , contrairement à la transformée en ondelettes discrètes redondantes n'effectuant pas de sous-échantillonnage.

La décomposition en ondelettes discrètes non décimée n'induit pas une réduction de facteur de 2^j des données à chaque niveau de résolution j . Cette décomposition n'entraîne donc pas un changement dans la structure temporelle des coefficients d'ondelettes.

La MODWT est une variante de la DWT. Elle perd le caractère orthogonal lié à la DWT. Il existe cinq types de familles d'ondelettes orthogonales qui sont utilisés en pratique (Dghais et Ismail (2013)) : les ondelettes de Haar, Daubechies, Symmlet, Coiflet, et les ondelettes de Meyer.

La MODWT comme la DWT peut être obtenue à l'aide de l'algorithme pyramidal de Mallat (1989). La MODWT est également appelée transformée en ondelettes non décimée, stationnaire (Nason et Silverman (1995)), invariante par translation (Liang et Parks (1996)), et invariante par temps (Pesquet et al. (1996)).

La MODWT possède des avantages vis-à-vis de la DWT notamment sur les points suivants :

- elle peut s'appliquer sur les données de taille $N > 0$ (avec N pair ou impair)
- les approximations et les détails de la décomposition en ondelettes sont associés au filtre à phase nulle.
- la décomposition est invariante, le décalage effectué ne modifie pas les coefficients de la décomposition en ondelettes
- elle produit une estimation asymptotique efficiente de la variance par rapport à celle faite par la DWT.

KAMAIAH (2014) propose de tester la forme faible de l'efficience des marchés financiers basée sur la décomposition en ondelettes non décimée. L'approche consiste à calculer l'entropie suivant la méthodologie décrite par Richman et Moorman (2000) sur les détails de la décomposition en ondelettes des données du NASDAQ, S&P500 et du DOW JONES sur la période de 4 janvier 1980 au 12 septembre 2013. Ils ont remarqué que les

courbes des entropies décroissaient en fonction du niveau de résolution de la décomposition en ondelette, c'est-à-dire que plus le signal était lissé, plus l'information contenue dans les détails diminuait. De plus, les courbes des entropies des indices du NASDAQ, DOW JONES et S&P500, coïncidaient avec les courbes d'entropie des bruits blancs simulés. Ils concluent ainsi qu'à partir de la 8^{ème} décomposition en ondelettes, le niveau de désordre mesuré par l'entropie était quasiment égal à celui contenu dans les bruits blancs. Cette remarque est intéressante, car elle stipule qu'au-delà du 8^{ème} niveau de résolution, le signal est assez lissé, et qu'il n'est pas nécessaire de le lisser davantage puisqu'on a le niveau de bruit contenu dans les détails se rapprochant de celui du bruit blanc.

[Percival \(1995\)](#) montre que la MODWT estime mieux la variance par rapport à celle obtenue avec la DWT. De plus, la variance cumulée issue de la somme des variances à chaque niveau de décomposition en ondelettes permet de développer un test non paramétrique portant sur la stationnarité ([Percival et Walden \(2000\)](#)).

Le lissage permet d'atténuer ou d'éliminer les fluctuations du signal dans les hautes fréquences. Le bruit peut affecter les résultats des analyses des données économiques ou financières en y introduisant du biais. Cette composante présente dans les cours boursiers peut induire ou fausser les anticipations de certains investisseurs. La popularité des méthodes de lissage a pour but d'amener le praticien à une meilleure analyse des informations contenues dans l'historique des cours. Toutefois, le lissage n'est pas une méthode de débruitage optimal, car certains auteurs supposent que le bruit peut être distribué à tous les niveaux de fréquences ([Los \(2006, pp. 185\)](#)).

Le lissage est une opération qui consiste à enlever les fluctuations en hautes fréquences présentes dans le signal. Le filtrage passe-bas est une appellation du même sens sauf qu'il est strictement linéaire ([van den Bogert \(1996\)](#)).

La MODWT fait partie des filtrages linéaires, elle consiste à décomposer une chronique, en une somme d'approximations et de détails. Il est similaire à la DWT, qui est également une opération de filtrage linéaire, en produisant un ensemble de coefficients d'ondelettes. Néanmoins, la MODWT est une transformation en ondelettes redondantes ([Percival et Walden \(2000,](#)

p.159)). La MODWT n'est pas adaptée pour la compression de données à cause de la redondance présente dans les coefficients de la décomposition. Toutefois, elle possède des caractéristiques intéressantes. La redondance présente dans la décomposition en ondelettes permet de garder l'alignement temporel entre le signal d'origine et les signaux issus de la décomposition. Cet avantage permet de mieux analyser les différences entre la chronique et ses décompositions.

III.1.1 LA MOYENNE MOBILE ADAPTATIVE

Dans cette partie, nous introduisons l'indicateur FRAMA modifié ($FRAMA_M$) qui est une variante de FRAMA. Il a été proposé par Derry Brown¹ et publié sur son blog <http://etfhq.com/blog/2010/10/09/frama-is-it-effective/>. Ainsi dans un premier temps, nous donnons la construction du FRAMA, puis nous introduisons le FRAMA modifié.

En analyse technique, les filtres de lissage comme les moyennes mobiles simples (MA) ou exponentielles (EMA) sont utilisés pour séparer le signal du bruit. En effet, les séries financières sont des processus non stationnaires, non linéaires et chaotiques. Pourtant, ces processus peuvent présenter des phases de tendance ou de mean reversion, et l'utilisation des filtres a pour but de déceler les phases de tendance sur le marché. A ce propos, Robert Colby stipule dans son livre intitulé 'The Encyclopedia of Technical Market Indicators' p.59 que les méthodes de lissage de moyenne mobile sont des outils intéressants en trading cependant qu'ils sont limités par la nature complexe des données financières, en d'autres termes, leur avantage sur le plan d'investissement peut être réfuté. En effet, ces indicateurs ne tiennent pas forcément compte de la nature fractale des séries financières et de leurs dynamiques. En 2005, John Ehlers propose l'indicateur FRAMA (Fractal Adaptative moving Average) dont la construction est basée sur la moyenne mobile exponentielle. Cet indicateur fait partie des indicateurs momentums dont la particularité est de pouvoir capter les tendances du

1. Derry Brown is the founder of OM3 Ltd, a cutting edge qualitative analysis firm from New Zealand.

marché sur le long terme. De plus, il inclut la mesure de la dimension fractale de la série pour mieux prendre en compte l'évolution des séries boursières. Son objectif est donc de s'adapter aux variations d'un indice boursier, dont la dynamique serait mieux captée par la mesure de la dimension fractale et ainsi d'offrir une meilleure rentabilité aux investisseurs.

Le calcul de cette dimension fractale introduit par Ehlers dans son livre 'Cybernetics Analysis For Stocks And Futures' p.65, est basé sur la dimension de Hausdorff-Besicovitch qui définit D_h comme étant le rapport logarithmique entre le nombre total d'homothéties internes N de l'objet et l'inverse du rapport r de ces homothéties. Soit $D_h = \frac{\ln(N)}{\ln(\frac{1}{r})}$. Ainsi Ehlers propose d'utiliser les informations sur les prix tels que le cours de clôture (close), le plus haut (high) et le plus bas (low) dans le calcul de la dimension fractale.

Formellement, il faut disposer des valeurs du close, high et low de taille n , puis on subdivise les données par 2, et on obtient ainsi 3 périodes d'observation. La première va de 0 à T , la seconde de T à $2T$ et la dernière de 0 à $2T$. Et sur chaque période i , on réalise une opération qui est le rapport de la différence entre le high et le low par la longueur de la période. Ainsi pour la première période on a $N1 = \frac{High - Low}{T}$, de même pour la seconde $N2 = \frac{High - Low}{T}$ et la troisième période $N3 = \frac{High - Low}{2T}$. La dimension fractale de l'indice boursier se définit comme suit :

$$D = \frac{\log(N1 + N2) - \log(N3)}{\log(2)}$$

[Ehlers \(2005\)](#) propose ainsi la formulation du FRAMA basée sur la moyenne mobile exponentielle comme suit :

$$FRAMA(t) = FRAMA(t - 1) + \alpha(t) \times (close(t) - FRAMA(t - 1))$$

avec $\alpha = \exp(w \times (D - 1))$

Le FRAMA modifié apporte un changement sur la valeur correspondante à $w=-4,6$ dans l'expression de α . Ce choix arbitraire est pris par [Ehlers \(2005\)](#) car il a conclu que la valeur du FRAMA oscillait entre les valeurs d'une

EMA rapide pour $D=1$, et d'une EMA lente pour $D=2$. Ainsi, Derry Brown propose un calcul basé sur les paramètres d'une EMA rapide (FC) et d'une EMA lente (SC) afin de ne pas imposer systématiquement la valeur de w à $-4,6$. Ainsi par étape, la nouvelle expression de α s'obtient comme suit :

$$w = \log(2/(SC + 1)) \quad (\text{III.1.1})$$

$$oldAlpha = \exp(w \times (D - 1)) \quad (\text{III.1.2})$$

$$oldN = \frac{(2 - oldAlpha)}{oldAlpha} \quad (\text{III.1.3})$$

$$newN = \frac{(SC - FC) \times (oldN - 1)}{SC - 1} + FC \quad (\text{III.1.4})$$

$$\alpha(t) = \frac{2}{newN + 1} \quad (\text{III.1.5})$$

Nous présentons l'estimation de la dimension fractale à partir de la transformée en ondelettes discrètes MODWT (maximal overlap discrete wavelet transform), car l'estimation de cette dimension repose sur l'estimation de la variance à partir des coefficients d'ondelettes suivant l'approche proposée par Percival et Walden (2000) (chapitre 9, section 5) . La MODWT est issue de la modification de la transformée en ondelettes discrètes (Percival et Walden (2000)) et est également obtenue à partir de l'analyse multirésolution (Mallat (1989)). En effet, une analyse multirésolution consiste à décomposer un signal sur plusieurs niveaux de résolution en utilisant des familles d'ondelettes. Si le signal d'origine correspond à la décomposition au niveau de résolution 0, les décompositions en ondelettes au niveau de résolution supérieure s'obtiennent par filtrage de façon itérative. Les filtres passe-haut et passe-bas correspondent respectivement aux fonctions d'échelles et d'ondelettes, qui permettent d'obtenir les approximations et les détails au niveau de résolution j (Daubechies et al. (1992), Chui (1992b)). Si la décomposition en ondelettes discrètes (DWT) est devenue un outil incontournable en traitement du signal, elle s'avère être particulièrement intéressante pour la compression de données Resnikoff et Wells Jr (1998) et en analyse d'images (Prasad et Iyengar (1997)). Toutefois, elle n'est pas adaptée à certaines analyses en séries temporelles notamment en économie et en finance. Lorsqu'on réalise la DWT, elle fait subir le phénomène de

sous-échantillonnage à chaque niveau de résolution j . Ainsi si la longueur initiale est N , à chaque niveau de résolution j , les longueurs des détails et des approximations valent $\frac{N}{2^j}$. Par ailleurs celle-ci n'est pas applicable lorsque la série étudiée est non-dyadique c'est-à-dire que longueur n'est pas un multiple de 2. De plus, cette décomposition est sensible aux premiers termes de la série temporelle à cause du sous-échantillonnage sur les sorties (Percival et Walden (2000)).

Soit $X(t)$ une série temporelle de longueur N , j le niveau de résolution de la MODWT, les coefficients d'ondelettes (\tilde{W} et \tilde{V}) au niveau de résolution j s'obtiennent par produit de convolution des filtres d'ondelettes $\tilde{h}_{j,l}$ et d'échelles $\tilde{g}_{j,l}$ avec $X(t)$. Ces deux filtres résultent de la modification des filtres d'ondelettes $h_{j,l}$ et d'échelles $g_{j,l}$ de la DWT avec $\tilde{h}_{j,l} = \frac{h_j}{2^j}$ et $\tilde{g}_{j,l} = \frac{g_j}{2^j}$. Étant donné que la série $X(t)$ est de longueur finie, les effets de bord peuvent survenir, afin de prendre en compte ce phénomène. Percival et Walden (2000) recommandent l'utilisation de la convolution circulaire :

$$\tilde{W} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_{j,l} X_{t-l \bmod N} \quad (\text{III.1.6})$$

$$\tilde{V} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_{j,l} X_{t-l \bmod N} \quad (\text{III.1.7})$$

Où $t=1, \dots, N$, « mod » fait référence au produit de convolution circulaire.

Percival (1995) montre que la variance au niveau de résolution j correspond à la moyenne des carrés des coefficients d'ondelettes :

$$\tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j) = \frac{1}{N_j} \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{W}_{j,t}^2 \quad (\text{III.1.8})$$

Où $\lambda_j \equiv 2^{j-1}$,

$N_j = N - L_j + 1$ correspond au nombre des coefficients d'ondelette au niveau de résolution j non affecté par les problèmes d'effet de bord,

$L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1$ au nombre de coefficients dans les filtres

d'ondelette et d'échelle.

Le calcul de la dimension fractale à partir de la décomposition en ondelettes implique le calcul des variances des détails à chaque niveau de résolution. Ainsi, on cherche à connaître s'il y a une similitude entre les variances sur chaque niveau d'échelle j . À travers une régression linéaire, on approxime sur une échelle logarithmique la relation entre $\tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j)$ et $\lambda_j \equiv 2^{j-1}$. Diverses méthodes ont été ainsi développées pour estimer le paramètre lié à la dimension fractale, et cette mesure est souvent associée aux autres paramètres des lois d'échelle, tel que l'exposant de Hurst, du paramètre de différentiation fractionnaire. Percival et Walden (2000) construisent une estimation de dimension fractale à partir de la MODWT suivant les approches proposées par Abry et al. (1995), Abry et Veitch (1998), Jensen (1999). Si le socle sur lequel repose ces estimations est identique, qui consiste à quantifier la relation entre les variances des détails et le niveau de résolution, leur construction varie selon la décomposition en ondelettes utilisée et la nature du processus. On peut ainsi distinguer trois approches pour l'estimation de la dimension fractale. La première consiste à utiliser le maximum de vraisemblance basé sur la DWT proposée par McCoy et Walden (1996), Jensen (1999; 2000) pour estimer le paramètre D dans le cas où les processus sont des mouvements fractionnaires ou multifractionnaires gaussiens. La seconde consiste à expliciter selon un modèle de régression la relation qui existe entre les variances calculées sur chaque niveau de résolution via le paramètre D (voir Abry et al. (1995), Abry et Veitch (1998), Jensen (1999)). La troisième approche consiste à garder l'alignement temporel via la MODWT. L'équation générale qui lie la variance au niveau de résolution j et $\lambda_j \equiv 2^{j-1}$ s'écrit $\tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j) \approx \xi + \beta \log(\lambda_j)$ (Percival et Walden (2000), page 374). Ainsi Percival et Walden (2000) proposent d'utiliser la méthode des moindres carrés pondérés basés sur la MODWT (WLSE : weighted least squares estimator) pour estimer le paramètre β avec $D = 2 - \frac{1}{2}(\beta + 1)$. De façon explicite, β s'obtient par le calcul suivant (Percival et Walden (2000), équation 376c) :

$$\tilde{\beta}^{wls} = \frac{\sum_{j=j_1}^{j_0} w_j \sum_{j=j_1}^{j_0} w_j \log(\lambda_j) Y(\lambda_j) - \sum_{j=j_1}^{j_0} w_j \log(\lambda_j) \sum_{j=j_1}^{j_0} w_j Y(\lambda_j)}{\sum_{j=j_1}^{j_0} w_j \sum w_j \log^2(\lambda_j) - (\sum_{j=j_1}^{j_0} w_j \log(\lambda_j))^2}$$

Où $j_0 = \max(1, \text{floor}(\log_2(N)))$ et $j_1 = \max(1, \text{floor}(\frac{\log_2(N)}{3} - 1))$,

$w_j \equiv \frac{1}{\psi'(\frac{n_j}{2})}$, ψ' la fonction trigamma, $n_j = \max(M_j, 1)$ sachant que $M_j \equiv$

$N - L_j + 1$ le nombre d'éléments contenus dans les détails au niveau de résolution j ,

$Y(\lambda_j) \equiv \log(\tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j)) - \psi(\frac{n_j}{2}) + \log(\frac{n_j}{2})$ avec ψ la fonction digamma. Le

FRAMA basé sur les ondelettes possède les mêmes spécifications au niveau de son écriture comme pour le FRAMA modifié. La différence se situe au

niveau de D , ainsi nous appelons respectivement $FRAMA_H$, les FRAMA

dont les D (paramètre de la dimension fractale) ont été obtenus en utilisant

la WLSE proposée par [Percival et Walden \(2000\)](#) (chapitre 9, section 5).

L'illustration des FRAMA est donnée par la figure [III.1.1](#). Les signaux lissés

obtenus à partir des deux méthodes choisies montrent une certaine similarité

quant à leur évolution respective. Visuellement, les signaux lissés ne sont pas

optimaux, car des signaux d'achat sont générés dans une phase baissière. En

supposant qu'il y a achat lorsque les cours évoluent au-dessus de l'indicateur

technique, le contexte de crise de 2008 montrerait des erreurs d'anticipation

des indicateurs techniques.



FIGURE III.1.1 – Illustration des $FRAMAE(4, 300, 126)$ et $FRAMAH(40, 250, 252)$ sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.

III.1.2 LES INDICATEURS $Haar_j$

. Dans cette partie, nous mettons en place la décomposition en ondelettes de Haar non décimée pour créer les indicateurs techniques $Haar_j$. Le choix de la décomposition de Haar est motivé par plusieurs raisons, en effet elle est facile à comprendre, à implémenter et est rapide au niveau du temps de calcul. En procédant à la décomposition en ondelettes, nous faisons l'hypothèse que l'approximation du signal au niveau j est un signal lissé. Dans ce signal, le bruit est atténué au fur et à mesure que l'ordre de la décomposition en ondelettes augmente, ainsi il peut être utilisé dans les systèmes de trading comme indicateur technique.

Pour tout signal $S = [S_1, S_2, \dots, S_n]$, sa décomposition en ondelettes de Haar non décimée au niveau de résolution j peut être formalisée de la façon suivante (Shensa (1992), Murtagh et al. (2004a)) :

$$Haar_1(t) = \frac{1}{2}(Haar_0(t) + Haar_0(t-1))$$

où $Haar_0(t) = S(t)$.

$$w_1(t) = C_0(t) - C_1(t)$$

Plus généralement :

$$Haar_{j+1}(t) = \frac{1}{2}(Haar_j(t) + Haar_j(t-2^j))$$

$$w_j(t) = Haar_j(t) - Haar_{j-1}(t)$$

Où $Haar_j(t)$: le signal lissé correspondant à l'approximation du signal au niveau de résolution j au temps t ,

$w_{j,T}$: les détails du signal S au niveau de résolution j au temps t .

L'ondelette de Haar est une onde de forme carrée à phase nulle.

Les signaux lissés (III.1.2) par les ondelettes montrent que l'ordre de la décomposition conditionne le degré de lissage. Le motif ou l'approximation de la décomposition au niveau de résolution j correspond à l'indicateur $Haar_j$. L'utilisation des cours lissés obtenus par les ondelettes de Haar est analogue à celle des moyennes mobiles simples. Un signal haussier se présente lorsque

les cours évoluent au-dessus du signal lissé alors que dans le cas contraire, on a signal baissier. Le degré de lissage effectué peut être choisi en fonction de l'horizon d'investissement. La figure [III.1.2](#) affiche trois périodes majeures, une phase baissière de 2000 à 2003, puis haussière de 2003 à 2008 et enfin la période de crise de 2008 à 2009.



FIGURE III.1.2 – Illustration des $Haar_6$, $Haar_7$, et $Haar_8$ sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.

III.1.3 LA MOYENNE MOBILE SIMPLE

Dans cette partie, on se propose d'étudier les propriétés de la moyenne mobile simple. En effet, ce type de filtre est l'un des plus célèbres en analyse technique, réputé pour être simple et pratique dans l'aide à la visualisation des graphes des cours boursiers. Il est courant de découvrir ce type de filtre dans les manuels de trading. D'ailleurs, la compréhension des techniques de trading qui reposent sur l'analyse technique commence généralement sur les études de moyennes mobiles. L'engouement pour l'utilisation de ce type d'outil a été également questionné par les académiciens. Ces derniers ont en effet posé la question de l'efficacité de ce type de filtre sur leur capacité à prédire l'évolution des cours boursiers. Ce type de questionnement est compréhensible étant donné la simplicité de la technique. En effet, on pourrait également se poser la question sur les diverses caractéristiques des cours boursiers, comme processus ayant des propriétés proches d'une marche au hasard. Deux idéologies s'affrontent ainsi sur la prédiction des cours boursiers. La première, qui tire ses sources de l'analyse technique, stipule que les tendances et renversements de tendance peuvent être étudiés avec des outils mathématiques qui sont généralement attribués au filtrage des signaux. Bien qu'il existe d'autres outils de l'analyse technique comme l'étude pure des graphiques, notre exposé cite, les méthodes principalement issues du filtrage. La seconde idéologie soutenue par les académiciens table sur la rigueur des outils statistiques et des probabilités. La différence entre ces deux idéologies réside dans le fondement même des outils qu'elles utilisent et leurs concepts. Du point de vue de l'analyse technique, on peut notamment penser que l'utilisation des filtres aide à comprendre comment peuvent évoluer les cours boursiers lorsqu'ils sont appliqués sur une série financière qui présente des fluctuations. La moyenne mobile élimine en partie ces fluctuations, afin de capter une tendance globale. En effet, quand on regarde de plus près l'évolution des cours boursiers, les fluctuations présentes peuvent être plus ou moins importantes suivant les périodes. C'est sur ce principe de lissage que la moyenne mobile est utilisée pour faire des prévisions en extrapolant les tendances. D'un autre côté, les académiciens ont l'habitude d'utiliser les sciences des probabilités et statistiques pour étudier les séries financières.

D'ailleurs le premier qui s'est lancé sérieusement dans cette quête et qui en fait une thèse fut Louis Bachelier.

Le signal sert de support pour véhiculer l'information des mesures physiques. Ces dernières résultent de l'acquisition des grandeurs mesurables telles que l'intensité du courant, de la force, de la pression ou de la température. Lors de l'acquisition du signal, il peut être contaminé par du bruit. On parle généralement des mesures résultantes des acquisitions ou des bruits de mesures.

La moyenne mobile est un des filtres les plus utilisés pour le filtrage puisque ces filtres sont les plus simples à utiliser et à mettre en place. Le filtrage ainsi réalisé par les moyennes mobiles permet de réduire une partie du bruit dans le domaine temporel. Toutefois, de par sa construction, la moyenne mobile simple n'est pas adaptée à réaliser un filtrage optimal, car elle n'est pas capable de distinguer les bandes fréquentielles.

Le filtre moyenneur ou moyenne mobile simple est l'un des filtres les plus populaires en analyse technique. Son but est de permettre de supprimer en partie les mouvements erratiques et de fournir une estimation de la tendance des cours. Il peut être utilisé sur des chandeliers à diverses fréquences, soit à des données journalières, hebdomadaires ou mensuelles. Le processus de lissage réalisé par ce filtre se déplace tout au long de la série traitée. Elle est récursive puisque la mise à jour du cours lissé change au fur et à mesure que l'on avance dans le temps. Une illustration des trois moyennes mobiles utilisées dans cette thèse est donnée par la figure III.1.3. On peut notamment voir que le degré de lissage est en fonction de l'ordre de la moyenne mobile, plus la valeur de cette dernière augmente plus le cours est lissé. Si le processus de lissage est supposé capturer la tendance, la difficulté consiste à sélectionner le degré de lissage adéquat. En d'autres termes, la détermination de l'ordre de la moyenne mobile doit se faire de manière optimale. Suivant l'ordre de la moyenne mobile, on peut par conséquent détecter divers types de tendances, soit à court, moyen ou long terme.



FIGURE III.1.3 – Illustration des moyennes mobiles de longueur $N=50$, 150 et 200 sur les données du S&P500 à la fermeture sur la période de 2000 à 2010.

TESTS DE L'EFFICIENCE

FAIBLE

III.2.1 ÉTUDE DES FAITS STYLISÉS

Introduction

Les faits stylisés dont l'appellation a été introduite par [Kaldor \(1961\)](#), sont des propriétés statistiques intrinsèques aux séries financières. Ces propriétés constituent une divergence par rapport aux caractéristiques de la loi gaussienne. Leur présence entraîne généralement des conséquences importantes sur la modélisation à adopter. Ce qui a d'ailleurs conduit à la création des modèles qui peuvent tenir compte de ces particularités. De plus, les faits stylisés augmentent la complexité dans la modélisation des séries financières et impliquent la présence d'une non-linéarité dans les séries. En effet, la plupart des modèles économétriques reposent sur des hypothèses fortes telles que la normalité, or elle est ne peut être satisfaite dans l'étude des séries financières. Les faits stylisés concernent entre autres la non-stationnarité des séries qui sont considérées comme des marches aléatoires. L'une des critiques sur l'utilisation de la loi normale en finance est sans doute associée au modèle CAPM (Capital asset pricing model) ou modèle d'évaluation des actifs financiers, définie par [Sharpe \(1964\)](#), [Lintner \(1965\)](#) et [Mossin \(1966\)](#) et s'inspire de la théorie moderne du portefeuille établie par [Markowitz \(1952\)](#). Selon [Mandelbrot et Hudson \(2010\)](#), le modèle CAPM ne reflète pas la réalité du marché; en effet le risque y est sous-estimé en supposant que le modèle fait l'hypothèse d'une distribution normale des résidus. De plus, ils soulignent la relation linéaire qui lie l'es-

pérance de la rentabilité du titre et le niveau de risque « $\frac{\text{moyenne}}{\text{covariance}}$ ». De plus, l'hypothèse de normalité des distributions ne tient pas compte des valeurs extrêmes dues à l'épaisseur des queues de distribution. Le CAPM fait partie de la théorie financière qui étudie les primes du risque d'un ou plusieurs actifs financiers, sous certaines conditions telles que la rationalité des investisseurs, la normalité des distributions, l'absence des coûts de transaction, l'aversion aux risques, la diversification du portefeuille etc. [Merton \(1980\)](#) souligne que le modèle CAPM n'est pas totalement efficace sur sa spécification. En effet, l'estimation des rendements anticipés telle qu'elle est décrite montre la dépendance par rapport au rendement de l'actif et du taux sans risque, mais ne tient pas compte des effets de levier pour mieux tenir compte du niveau de risque. De plus, l'estimation des rendements anticipés doit tenir compte de la non-stationnarité quand on effectue le calcul du rapport "moyenne sur variance", elle doit également prendre en compte l'hétéroscédasticité.

L'anormalité des rendements des cours boursiers a été observée par [Mandelbrot \(1967\)](#). Il étudia notamment les caractéristiques des rendements des cours boursiers par rapport aux assertions de [Bachelier \(1900\)](#), qui affirmait que ces derniers suivaient des lois normales. Les observations de [Mandelbrot \(1967\)](#) réfutent cette hypothèse et l'auteur propose de modéliser les rendements des cours du coton comme faisant partie des processus issus des lois stables de [Lévy \(1925\)](#). Ces conclusions dans lesquelles ce dernier affirme que la méthodologie adoptée par [Mandelbrot \(1967\)](#) était judicieuse sont également confirmées par [Fama \(1965\)](#). Il observe également que la description des rendements boursiers suivant les processus de [Lévy \(1925\)](#) est plus réaliste que la modélisation gaussienne. [Clark \(1973\)](#) étudie les différences premières des cours futures du coton sur deux périodes du 17 janvier 1947 au 31 août 1950 et du 24 mars 1951 au 10 février 1955. Il remarque que les rendements en différence exhibent d'importantes valeurs extrêmes. L'auteur affirme également que l'utilisation du théorème central limite ne permet pas d'atteindre la convergence vers la loi normale de la somme des rendements obtenus en différence des cours du coton. L'excès de kurtosis et la variance qui n'est pas finie font partie des causes de cette

non-convergence.

Les rendements arithmétiques ou logarithmiques des cours boursiers ont été largement étudiés et la littérature abonde sur leurs descriptions. En ce qui concerne les faits stylisés, on peut notamment les trouver dans les travaux de [Bollerslev et al. \(1992\)](#), [Granger et Ding \(1994\)](#), [De Vries et Leuven \(1994\)](#), [Pagan \(1996\)](#), [Campbell et al. \(1997\)](#), [Cont \(2001\)](#). Ils font ainsi ressortir les caractéristiques qui concernent en outre les propriétés suivantes :

- la non-stationnarité des séries financières
- l'anormalité des distributions des rendements arithmétiques ou logarithmiques
- l'absence d'autocorrélations dans les rendements arithmétiques ou logarithmiques
- la présence des clusters de volatilité
- les effets de levier

Ces propriétés impliquent pour la modélisation de disposer d'outils économétriques ou statistiques capables de tenir compte de ces faits stylisés. C'est ainsi que de nombreuses approches ont été développées dans le but d'avoir des modèles plus réalistes puisque les modèles linéaires tels que les modèles ARIMA semblent inefficaces. En effet, la modélisation des séries temporelles par les modèles ARIMA requiert des conditions de stationnarité telles qu'elles sont demandées par la méthodologie de [Box et Jenkins \(1970\)](#). Or, les séries financières de par leurs faits stylisés sont généralement non stationnaires. De plus, la modélisation ARIMA assume la dépendance à court terme dans les valeurs retardées de la série étudiée et arrive difficilement à réaliser de bonnes prévisions sur le long terme. De plus, ils n'arrivent pas à tenir compte du caractère hétéroscédastique des rendements des cours boursiers, car elle se base sur l'hypothèse que la variance conditionnelle est constante. Ces problèmes de modélisation ont conduit à la création des modèles qui peuvent inclure les clusters de volatilité. On doit notamment cette avancée aux travaux de [Engle \(1982\)](#) pour la spécification du modèle ARCH (Autoregressive conditional heteroscedasticity). Plus tard, [Bollerslev \(1986\)](#) introduit le modèle GARCH (Generalized autoregressive

conditional heteroskedasticity), moins restrictif pour modéliser la variance conditionnelle. Dans sa spécification, l'auteur utilise la représentation du processus ARIMA, où la variance conditionnelle s'exprime en fonction des valeurs retardées d'elle même et de la moyenne conditionnelle.

III.2.1.1 Statistiques descriptives des données utilisées

Les données utilisées dans cette étude sont les valeurs à la fermeture de quatre indices boursiers, deux américains et les deux restants, européens. Il s'agit notamment des valeurs à la fermeture des deux indices boursiers américains S&P500 et NASDAQ sur la période du 2^{er} janvier 1962 au 31 décembre 2015. Pour les actions européennes, nous avons choisi arbitrairement les indices majeurs sur le marché français (CAC40) et allemand (DAX) respectivement sur les périodes de 1^{er} août 1965 au 32 décembre 2015, et du 2^{er} janvier 1962 au 31 décembre 2015.

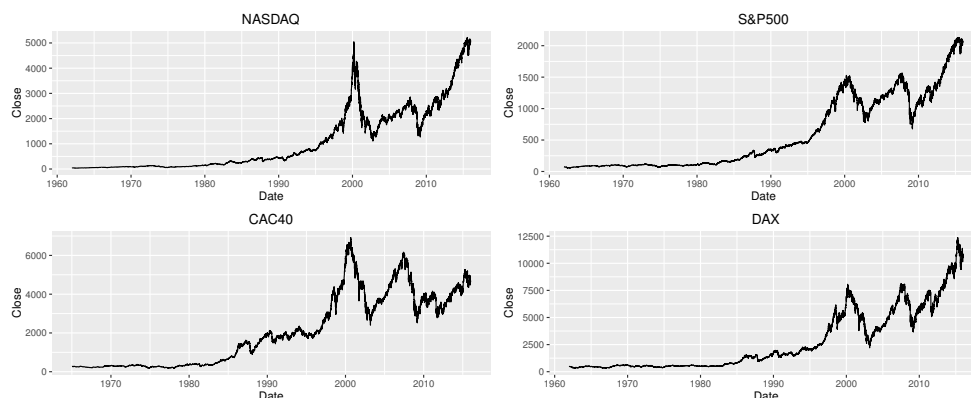


FIGURE III.2.1 – Graphes des indices (NASDAQ, S&P500, CAC40, DAX) à la fermeture.

Le tableau III.2.1 montre les statistiques sur les différents indices boursiers. On peut constater que le coefficient d'asymétrie est différent de 0 et positif pour tous les indices. Ainsi leurs distributions ne sont pas symétriques. Les kurtosis sont tous strictement supérieurs à 3, il existe donc des distributions platikurtiques des indices étudiés sur les périodes considérées. Le test de Jarque-Bera effectué sur chaque indice conduit ici à rejeter largement l'hypothèse d'une distribution normale.

Afin de tenir compte de la non-stationnarité apparente des séries, nous adoptons la transformation en rendements logarithmiques $r_t = \ln(t) - \ln(t - 1)$.

Les rendements logarithmiques (voir III.2.2) semblent fluctuer de ma-

TABLE III.2.1 – *Statistiques sur les indices à la fermeture*

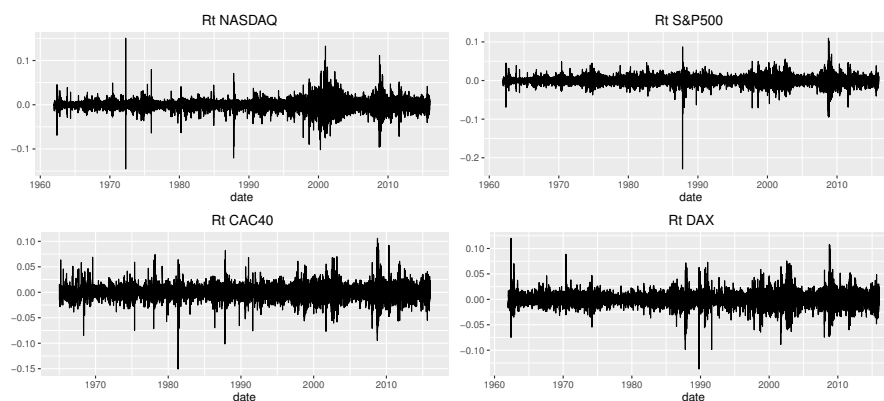
	NASDAQ	S&P500	CAC40	DAX
N	13595	13594	11996	13569
Moyenne	1081,07	582,81	2215,2	2751
Mediane	408,20	305,21	1867,7	1451,1
Minimum	32,52	52,32	177,7	316,6
Maximum	5218,86	2130,82	6922,3	12374,7
Skewness	1,28	0,86	0,48	1,12
Kurtosis	3,86	2,48	1,98	3,23
Jarques-Bera	4173	1843,6	989	2869,7
Probabilité	0	0	0	0

nière aléatoire autour de zéro, tandis que la variance varie au cours du temps avec des périodes de forte volatilité. On peut également remarquer des périodes distinctes de volatilité et de calme dans les séries des rendements. D'après le tableau III.2.2, le coefficient d'asymétrie est strictement négatif pour tous les rendements. Ceci implique également que les distributions des séries ne sont pas symétriques. Elles sont étalées vers la gauche et elles réagissent davantage à un choc négatif qu'à un choc positif. Le coefficient d'aplatissement (kurtosis) est supérieur à 3 pour les différents rendements, indiquant une forte probabilité d'apparitions des points extrêmes. On note également que le test de [Jarque et Bera \(1980\)](#) montre que l'hypothèse nulle de normalité est rejetée pour tous les rendements. En économétrie, la plupart des modèles adoptent en général l'hypothèse forte sur la normalité des distributions. C'est le cas des modèles de régression linéaire pour vérifier la robustesse du modèle à travers le test de la normalité des résidus. En effet, en cas de violation de la normalité, cela entraîne une non-convergence des estimateurs. Cette hypothèse est également cruciale pour faire de l'inférence statistique dans le cas des tests d'hypothèse. En effet, il est toujours difficile de connaître avec précision les caractéristiques des distributions des données sur lesquelles on désire réaliser les tests. De plus, il faudrait construire individuellement pour chaque type de distribution, le test associé. Les statistiques ont ainsi développé la théorie asymptotique pour approximer les distributions des données observées avec les distributions connues : normales, exponentielles, log-normales, etc. En finance, l'anormalité est liée aux faits stylisés des séries financières. Cette caractéristique rend la modélisation difficile, ainsi, il serait fastidieux de trouver des estimateurs convergents dans

TABLE III.2.2 – *Statistiques sur les rendements logarithmiques des indices*

	RT NASDAQ	RT S&P500	RT CAC40	RT DAX
N	13594	13593	11995	13568
Moyenne	0,0003489	0,00024	0,00023	0,00022
Médiane	0,0009294	0,00041	0,00031	0,00041
Minimum	-0,1451820	-0,2289	-0,15 064	-0,13706
Maximum	0,1504235	0,10957	0,10594	0,12
Skewness	-0,26	-1,01	-0,27	-0,135
Kurtosis	16,76	26,77	7,83	7,65
Jarques-Bera	10750	408480	30811	33212
Probabilité	0	0	0	0

le cadre d'une régression avec la méthode des moindres carrés ordinaires. Lorsque l'anormalité apparaît, la modélisation devient difficile et, ce qui fait recourir à l'usage d'autres techniques d'estimation de distribution

FIGURE III.2.2 – *Graphes des rendements logarithmiques des indices (NASDAQ, S&P500, CAC40, DAX) à la fermeture.*

III.2.1.2 Étude de la stationnarité du Nasdaq, S&P500, du CAC40 et du DAX

L'origine des tests de racines unitaires est étroitement liée aux caractéristiques des séries macroéconomiques (trend and random walks in macroeconomic times series). Ces caractéristiques sont dues notamment à la présence des tendances, chocs ou cycles qui affectent les variables macroéconomiques. Ainsi la prise en compte de ces processus est importante dans la modélisation économétrique, car ces racines unitaires représentent généralement les causes de non-stationnarité au sein des séries. La connaissance des sources de non-stationnarité est essentielle sur le type de modélisation à adopter, car une mauvaise spécification peut fausser les analyses. Par exemple dans

le cas des modèles ARIMA, la source de non-stationnarité doit être connue puis enlevée avant de réaliser la méthodologie de BOX et Jenkins.

III.2.1.2.1 Tests de racine unitaire

Le test de racine unitaire est un concept important dans l'étude des séries économiques ou financières. Il consiste à l'étude de la stationnarité au sein d'un processus X_t indexé par le temps. Rappelons que si X_t est un processus stationnaire pur si et seulement si ses moments d'ordre 1 et 2 sont constants au cours du temps (Hamilton (1994)). Ainsi, même si le processus en question X_t dépend du temps, ses propriétés statistiques définies par les deux premiers moments sont invariantes. Néanmoins, la réalité est tout autre, car ces conditions sont strictes selon Thomson (1994), lorsqu'on étudie les données réelles. Habituellement, on parle de stationnarité du second ordre ou faible pour les données réelles. Hamilton (1994) propose une définition du processus stationnaire du second ordre selon les trois points suivants :

- $E(X_t) = \mu \forall t$
- la covariance entre (X_t) et (X_{t-k}) ne dépend que du décalage k , c'est-à-dire que $cov[(X_t), (X_{t-k})] = y_k \forall t, \forall k$,
- la variance de (X_t) est constante.

Dans le cas où X_t n'est pas stationnaire, il existe des propriétés statistiques qui tendent à modifier la structure de la moyenne et de la variance au cours du temps. Selon Nelson et Plosser (1982), la source de la non-stationnarité peut être causée par la présence des cycles ou des chocs permanents qui persistent sur le long terme. L'auteur différencie notamment deux types de processus non stationnaires, le premier est le processus DS (Differency stationny) et le second TS (Trend stationary). Lorsque le processus X_t est de type DS, alors la source de non-stationnarité est du type stochastique (Nelson et Plosser (1982)). Pour un processus du type TS, il présente une source de non-stationnarité du type déterministe (Nelson et Plosser (1982)). L'auteur définit ainsi que les processus non stationnaires sont généralement caractérisés par des marches aléatoires (processus DS) ayant ou pas une

constante (drift), ou une tendance déterministe du temps. Ces propriétés tendent ainsi à modifier celles observées dans la moyenne et la variance. Dans la littérature, l'approche adoptée pour modéliser les séries non stationnaires consiste à identifier les processus TS et DS. C'est notamment le cas de la modélisation par les processus ARIMA (Box et al. (2011)). Dans ce type de modélisation, l'étude des racines unitaires constitue l'un des points clés pour identifier la source de non-stationnarité au sein de la série étudiée. Elle permet également d'identifier si la série en question est un processus DS ou TS, et peut aider à une meilleure spécification du modèle à adopter.

Dans cette partie, nous procédons au test de racine unitaire sur les données du Nasdaq, S&P500, Cac 40 et du DAX. Nous utilisons trois tests de stationnarité qui sont des tests standards utilisés en économétrie pour identifier si un processus est stationnaire ou non. Ces trois tests sont notamment les tests de Dickey et Fuller (1979), de Ng et Perron (1995) et Kwiatkowski et al. (1992). En ce qui concerne l'hypothèse nulle testée, elle se décline par la présence de racine unitaire pour les tests de Dickey et Fuller (1979) et Ng et Perron (1995), et la stationnarité pour le test de Kwiatkowski et al. (1992).

Le test de Dickey et Fuller (1979) consiste à vérifier si le processus X_t possède une racine unitaire, plus précisément si le processus est du type DS ou TS. Suivant les hypothèses qu'on souhaite tester, nous estimons deux modèles de régression. Le premier teste la présence à la fois d'une tendance stochastique et d'une tendance déterministe, que nous appelons modèle « Trend », et sa spécification peut être écrite de la façon suivante (Dickey et Fuller (1979)) :

$$\Delta X_t = \beta_1 + \beta_2 t + \pi X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

où ε_t est un bruit blanc gaussien, $\beta_1 + \beta_2 t$ correspond à la composante déterministe du temps, πX_{t-1} : la composante stochastique. Le second modèle de régression (drift) teste la présence de la composante stochastique en l'absence de composante déterministe dont la spécification est la suivante :

$$\Delta X_t = \beta_1 + \pi X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta X_{t-1} + \varepsilon_t$$

Le but du test de [Dickey et Fuller \(1979\)](#) consiste ainsi à vérifier si les paramètres estimés notamment β_1 , β_2 et π dans les modèles de régression ci-dessous constituent la source de non-stationnarité.

Le second test utilisé est celui de [Ng et Perron \(1995\)](#) est un test de racine unitaire basé sur les tests de [Dickey et Fuller \(1979\)](#), ce test permet en outre de distinguer la non-stationnarité due à une racine unitaire et la stationnarité en présence de tendance. Il résulte de la modification du test de [Dickey et Fuller \(1979\)](#) pour inclure la dépendance et l'hétéroscédasticité des résidus. En effet, le test de [Dickey et Fuller \(1979\)](#) fait l'hypothèse que les résidus issus de l'estimation sont indépendants et à variance constante, or, cette hypothèse est difficilement vérifiée pour certaines séries économiques et financières. Si l'autocorrélation apparaît dans les résidus lors de l'étude de la stationnarité par le test de [Dickey et Fuller \(1979\)](#), cela viole les hypothèses sur lesquelles le modèle a été construit. Afin de tenir compte de ces possibilités, [Ng et Perron \(1995\)](#) proposent la correction des estimateurs proposés par [Dickey et Fuller \(1979\)](#) et des statistiques associées pour prendre en compte l'hétéroscédasticité et la présence d'autocorrélation dans les résidus. Comme dans le cadre des tests de [Dickey et Fuller \(1979\)](#), nous estimons deux modèles de régression (trend et drift) pour l'étude de la stationnarité, selon les spécifications proposées par [Ng et Perron \(1995\)](#). Ainsi pour le modèle trend, on a :

$$X_t = \beta_1 + \beta_2 \left(t - \frac{1}{2}T\right) + \alpha X_{t-1} + \epsilon_{1t}$$

Pour le modèle drift, sa spécification peut être décrite par :

$$X_t = \beta_1 + \alpha X_{t-1} + \epsilon_t$$

Le test [Kwiatkowski et al. \(1992\)](#) est le troisième type de test utilisé dont l'hypothèse nulle est la stationnarité de la série et permet de vérifier celle-ci dans le cas où la série exhibe une composante déterministe du

temps. Le test utilise des modèles de régression qui tiennent compte les composantes stochastiques et déterministes. Ainsi, le test permet de vérifier l'hypothèse de stationnarité en supposant que la série étudiée intègre une marche aléatoire et une composante déterministe du temps. Le test de Kwiatkowski et al. (1992) a l'avantage de confirmer que si l'hypothèse nulle est rejetée, alors la série étudiée présente dans un certain sens une racine unitaire. Le test de Kwiatkowski et al. (1992) estime le modèle suivant :

$$X_t = \beta_1 + \tau t + \mu_t + \epsilon_{1t}$$

où $\mu_t = \mu_{t-1} + \epsilon_{2t}$ une marche aléatoire et ϵ_{1t} et ϵ_{2t} sont des processus i.i.d. Le test de Kwiatkowski et al. (1992) est utilisé dans notre cas pour tester deux hypothèses sur le X_t . La première hypothèse est « X_t est stationnaire, à moyenne constante (cas constant) » et la seconde « X_t est stationnaire à moyenne constante et à une tendance déterministe (cas trend) ».

Le tableau III.2.3 montre les statistiques relatives aux tests de Dickey et Fuller (1979), Ng et Perron (1995) et de Kwiatkowski et al. (1992). Les hypothèses nulles pour le test de racines unitaires (Dickey et Fuller (1979) et Ng et Perron (1995)) correspondent au type trend (la série présente une tendance stochastique et déterministe), et au type drift (la série présente une tendance stochastique seulement). Pour le test de Kwiatkowski et al. (1992), nous testons l'hypothèse de stationnarité à une tendance près (tendance stochastique et déterministe) et à moyenne près. Les valeurs critiques associées aux différents tests utilisés pour les tests de Dickey et Fuller (1979) et Ng et Perron (1995) peuvent être trouvées dans l'article de MacKinnon (1994).

A la lecture du tableau III.2.3, les tests de Dickey et Fuller (1979) et Ng et Perron (1995) confirment la présence de racine unitaire dans les logarithmiques des séries. En effet, les tests ne rejettent pas l'hypothèse nulle de présence de racine unitaire due à la présence d'une tendance stochastique et déterministe notamment pour les cas trend et drift au seuil de significativité de 1% pour les retards 1, 4 et 8. Ces conclusions sont d'ailleurs confirmées par le test de Kwiatkowski et al. (1992) qui rejettent l'hypothèse nulle de

stationnarité des séries logarithmiques pour les cas trend et constant. Ainsi, les séries étudiées peuvent être caractérisées par un processus DS ou TS. En ce qui concerne les tests effectués sur les rendements logarithmiques donnés par le tableau III.2.4. Les tests [Dickey et Fuller \(1979\)](#) et [Ng et Perron \(1995\)](#) rejettent l'hypothèse de racine unitaire sur les rendements logarithmiques des différents indices au seuil de significativité de 1% (retards 1, 4 et 8) pour les différents cas considérés. Cette conclusion est également confirmée par le test de [Kwiatkowski et al. \(1992\)](#) qui accepte l'hypothèse nulle de stationnarité. A cette étape, on peut ainsi penser que les modèles utilisés par les différents tests sont pertinents. En effet, il faudrait « à priori » se contenter d'une modélisation par les modèles ARIMA avec un certain nombre de retards p pour la modélisation, car les rendements logarithmiques remplissent la condition de stationnarité. Toutefois, cette possibilité peut être réfutée par les conclusions que nous citons par la suite. D'une certaine façon, la pertinence des tests utilisés, et la nature des séries financières comme la présence de l'hétéroscédasticité ou la présence de rupture de tendance. Des investigations plus poussées sur l'étude de la stationnarité ont été étudiées par [Murthy et al. \(2011\)](#) sur les indices du Dow Jones, du Nasdaq et du S&P500 sur la période du 5 février 1971 au 31 décembre 2009. Les auteurs ont appliqué plusieurs tests de racine unitaire qui sont les plus utilisés tels que les tests de [Dickey et Fuller \(1979\)](#), [Kwiatkowski et al. \(1992\)](#), [Ng et Perron \(2001\)](#) et des versions plus puissantes des tests de racines unitaires. Ces tests portent notamment sur la détection des cassures de tendance de [Zivot et Andrews \(1992\)](#), [Lee et Strazicich \(2003\)](#) et [Lee et al. \(2010\)](#). En ce qui concerne l'hypothèse nulle testée, le test de [Zivot et Andrews \(1992\)](#) propose de déceler la présence de racine unitaire et l'hypothèse alternative est que la série est stationnaire en présence d'une cassure de tendance. Les tests de [Lee et Strazicich \(2003\)](#) et [Lee et al. \(2010\)](#) sont des prolongements du test de [Zivot et Andrews \(1992\)](#), et prennent en compte la présence d'une ou deux cassures de tendance dans les séries étudiées. Les tests de rupture de tendance effectués sur les données en différence première des indices du Dow Jones, du Nasdaq et S&P500 ont indiqué les présences de cassures. Les dates concernées sont le 9 décembre 1994 pour le Dow Jones, le 22 avril

1997 pour le Nasdaq et le 25 juillet 1996 pour le S&P500. Selon les auteurs, les années 90 constituent une période où les indices ont tous connu des ruptures de tendance. En ce qui concerne les tests de racine unitaire, les auteurs concluent que l'hypothèse nulle ne peut être rejetée sur les indices pris en différence première. Ces conclusions montrent ainsi la faiblesse des racines unitaires standards lorsque la série étudiée présente au moins une cassure de tendance. En raison de cette présence de cassure, l'auteur affirme « la difficulté de prédire les indices boursiers américains » et l'inefficacité de stratégies du type « mean reversion ».

La seconde critique qui porte sur l'utilisation des racines unitaires repose sur le caractère hétéroscédastique des séries étudiées. Nos résultats suggèrent que les rendements logarithmiques étudiés sont stationnaires, cela implique que l'hétéroscédasticité n'est pas présente dans les rendements. C'était d'ailleurs dans ce cadre que [Ng et Perron \(1995\)](#) ont apporté une correction au test [Dickey et Fuller \(1979\)](#). Toutefois, [Hecq et Urbain \(1993\)](#) affirment que les corrections apportées par [Ng et Perron \(1995\)](#) ne tiennent pas suffisamment compte des effets ARCH dans les données utilisées. De même, [Sowell \(1990\)](#) stipule que les tests habituels de racine unitaire ne sont pas fiables par manque de robustesse lorsqu'il s'agit de tester la stationnarité des processus intégrés d , où l'ordre d'intégration d est compris entre $-1/2$ et $1/2$.

	Retards	ADF		PP		KPSS	
		trend	drift	trend	drift	trend	constant
Nasdaq	1	-2,38	-0,36	-10,76	-0,34	39,43***	666,76***
	4	-2,4	-0,40	-10,99	-0,35	15,78***	266,77***
	8	-2,39	-0,39	-11,21	-0,36	8,78***	148,25***
SP500	1	-2,28	-0,12	-9,18	-0,11	68,12***	664,44***
	4	-2,16	-0,10	-8,88	-0,09	27,26***	265,83***
	8	-2,11	-0,07	-8,54	-0,07	15,16***	147,72***
Cac40	1	-1,48	-0,88	-4,95	-1,10	77,34***	557,29***
	4	-1,43	-0,91	-4,80	-1,08	30,95***	222,96***
	8	-1,42	-0,95	-4,75	-1,07	17,21***	123,90***
Dax	1	-2,80	0,06	-12,84	0,125	64,79***	649,62***
	4	-2,70	0,08	-12,50	0,15	25,94***	259,91***
	8	-2,72	0,12	-12,26	0,17	14,43***	144,43***

TABLE III.2.3 – Statistiques des tests de *Dickey et Fuller (1979)*, *Ng et Perron (1995)* et de *Kwiatkowski et al. (1992)* sur les logarithmiques des cours à la fermeture des différents indices.

Retards	ADF		PP		KPSS		
	trend	drift	trend	drift	trend	constant	
RT Nasdaq	1	-82,46***	-83,46***	-12990,7***	-12990,68***	0,05	0,05
	4	-51,18***	-51,18***	-12936,13***	-12936,13***	0,04	0,04
	8	-39,39***	-38,39***	-130007,29***	-13007,31***	0,04	0,04
RT SP500	1	-84,66***	-40,52***	-13305,11***	-13304,86***	0,07	0,09
	4	-54,11***	-54,11***	-12971,11***	-12971,14***	0,07	0,09
	8	-40,52***	-40,52***	-12663,11***	-12663,76***	0,07	0,1
RT Cac40	1	-78,58***	-36,40***	-11735,63***	-11424,04***	0,10	0,13
	4	-50,06***	-50,06***	-11505,49***	-11505,53***	0,10	0,13
	8	-36,40***	-78,58***	-11423,69***	-11424,04***	0,11	0,13
RT Dax	1	-84,19***	-84,18***	-13191,56***	-13190,66***	0,05	0,13
	4	-53,51***	-53,50***	-12854,64***	-12864,74***	0,05	0,13
	8	-38,76***	-38,75***	-12663,1***	-12664,75***	0,05	0,14

TABLE III.2.4 – Statistiques des tests de *Dickey et Fuller (1979)*, *Ng et Perron (1995)* et de *Kwiatkowski et al. (1992)* sur les rendements logarithmiques des cours à la fermeture des différents indices.

	Retards	Coefficient d'autocorrélation
RT Nasdaq	1	0,045***
	4	0,017***
	8	-0,006***
RT SP500	1	0,022***
	4	-0,013***
	8	0,007***
RT Cac40	1	0,022***
	4	0,033***
	8	0,020***
RT Dax	1	0,028***
	4	0,026***
	8	0,017***

TABLE III.2.5 – Tests des autocorrélations des rendements logarithmiques des cours à la fermeture des différents indices aux retards 1,4 et 8

III.2.1.2.2 Tests d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité conditionnelle

Dans cette partie, nous effectuons les tests d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité conditionnelle sur les rendements logarithmiques des indices du Nasdaq, du S&P500, du Cac40 et du Dax. Compte tenu des résultats obtenus précédemment, on a conclu que les rendements logarithmiques des cours étudiés étaient stationnaires; cela peut supposer la présence d'une mémoire sur le court terme. En effet, cette propriété est reliée avec la modélisation issue des processus ARIMA. Toutefois, les critiques ont émergé dans la littérature sur les utilisations des tests de racine unitaire notamment qui portent sur leur puissance face à la présence d'hétéroscédasticité et la présence de mémoire longue.

Le tableau III.2.5 montre les coefficients d'autocorrélation et les valeurs tests associées à la méthode proposée par Box-Pierce sur les rendements logarithmiques des indices du Nasdaq, S&P500, du CAC40 et du DAX. La notation *** désigne la significativité au seuil de 1%. À la lecture du tableau, les résultats montrent que les coefficients d'autocorrélation ne sont pas significatifs au seuil de 1% pour les différents retards 1, 4 et 8.

Ces résultats sont en accord avec l'hypothèse d'efficience des marchés qui affirme qu'il n'y a pas de mémoire dans les rendements des cours. L'importance de ces résultats sur le développement de système de trading est cruciale puisque l'absence d'autocorrélation montre qu'il n'est pas possible

	Box-Pierce	ARCH-LM
RT Nasdaq	9480***	2514***
RT SP500	3081***	1299***
RT Cac40	5340***	1623***
RT Dax	7635***	2006***

TABLE III.2.6 – Tests d'hétéroscédasticité sur les rendements logarithmiques des cours pour le retard $p=20$

d'exploiter les rendements logarithmiques, car ils ne présentent pas de mémoire. Toutefois, les rendements logarithmiques sont des processus intégrés d'ordre 1, dont les tendances, qui étaient source de non stationnarité, ont été retirées. Les séries financières présentent en général une variance qui évolue au cours du temps, indiquant la présence d'hétéroscédasticité ou effet ARCH. Afin de tester la présence d'hétéroscédasticité dans les rendements logarithmiques, on propose d'appliquer le test de Box-Pierce sur le carré des rendements logarithmiques et le test du multiplicateur de Lagrange proposé par Engle (1982). Dans un premier temps, nous proposons de présenter brièvement le test d'effet ARCH basé sur le multiplicateur de Lagrange. Afin d'expliquer son approche, Engle (1982) commence par introduire le modèle de régression suivant $Y_t = \beta x_t + \epsilon_t$, où l'espérance des résidus $\{\epsilon_t\}$ est nulle et la variance conditionnelle de ϵ_t par rapport l'ensemble des informations passées est noté σ_t^2 . Selon Engle (1982), les résidus $\{\epsilon_t\}$ suivent un processus ARCH(p) s'ils admettent les spécifications suivantes :

$$\epsilon_t = \sigma_t \mu_t$$

où μ_t est un processus i.i.d et n'est pas conditionnellement corrélé à l'ensemble des informations passées, où $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2$, avec $\alpha_i \geq 0$ et $\sum_{i=0}^p \alpha_i \leq 1$

Le principe du test du multiplicateur de Lagrange pour tester l'effet ARCH dans les résidus $\{\epsilon_t\}$, sous l'hypothèse nulle, consiste à vérifier la nullité des coefficients α_i pour i allant de 1 à p . L'hypothèse alternative à ce test est qu'au moins un des coefficients α_i est significativement différent de 0.

Le tableau III.2.6 montre les statistiques des tests de Box-Pierce réalisés sur les rendements logarithmiques au carré et du multiplicateur de Lagrange. Les résultats obtenus conduisent à rejeter au seuil de risque 1 % l'hypothèse nulle d'absence d'effet ARCH, indiquant ainsi une forte hétéroscédasticité dans les séries étudiées. Il est à noter que l'estimation du modèle basé sur le test effet arch s'écrit sous une forme autorégressive de σ_t^2 . La variance conditionnelle présente ainsi des périodes de forte volatilité et de faible volatilité sur le court terme.

III.2.1.3 Étude de la persistance des séries utilisées

Dans la partie précédente, nous avons mené des investigations sur l'étude des faits stylisés dans les séries du Nasdaq, du S&P500, du Cac40 et du Dax. Les tests de racine unitaire ont révélé que les processus intégrés d'ordre 1 sont stationnaires, ce qui suggère la présence de mémoire à court terme dans les rendements logarithmiques. De plus, les tests d'effet arch sur les séries attestent de la présence de mémoire à court terme dans les 2 premiers moments des séries étudiées. Dans cette partie, nous essayons d'étudier les présences de dépendance de long terme dans les séries étudiées, car elles peuvent être cruciales pour la modélisation dans le cadre de l'utilisation des indicateurs techniques qu'on présentera dans la section suivante. Plusieurs approches sont considérées. La première consiste à calculer l'exposant de Hurst sur toute la longueur des données disponibles. Son but est de renseigner la présence de dépendance de long terme sur toute la période disponible. Dans la seconde approche, nous proposons de calculer l'exposant de Hurst annuellement, afin de connaître l'évolution année par année des exposants de Hurst. Dans cette approche, nous estimons l'exposant de Hurst sur deux périodes distinctes, dont la première prend fin en 1999 et la seconde de 2000 à 2015. La raison de ce choix est en rapport avec les résultats des conclusions de [Murthy et al. \(2011\)](#) qui affirment que la fin des années 90 constitue une période de cassure ou de changement de tendance. Le choix de ces différentes approches propose de comprendre la dynamique changeante de l'exposant de Hurst et ainsi de motiver le choix des indicateurs techniques qu'on se propose de mettre en place dans la section suivante.

La dépendance de long terme est étudiée dans cette partie est faite à partir de l'estimation de la valeur empirique de l'exposant de Hurst. Cette mesure est à la base du développement de l'étude de présence de mémoire longue dans les séries financières. D'ailleurs, la littérature financière affirme que la présence du caractère persistant ou anti-persistant d'une série financière constitue une violation de l'hypothèse du modèle de marche aléatoire sur laquelle repose l'hypothèse d'efficience des marchés au sens faible. Comme le souligne [Eom et al. \(2008\)](#), il y a « une forte corrélation entre la prédictibilité des cours boursiers et l'exposant de Hurst ». Cette affirmation révèle ainsi que l'exposant de Hurst serait en quelque sorte une mesure de la prédictibilité des séries financières.

La statistique proposée par [Hurst \(1951\)](#) calcule la somme partielle des différences des maximums et des minimums par rapport à la moyenne divisée par l'écart-type d'un processus indexé par le temps X_t sur un intervalle donné, d'où l'appellation « étendue normalisée ». Ainsi pour une série chronologique X_t où $t=1, \dots, T$ de moyenne \bar{X}_t , la statistique R/S notée Q_t s'écrit :

$$Q_t = \frac{R}{S_t} = \frac{1}{\frac{1}{T} \sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X}_t)^2} \times \max_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_t) - \min_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_t)$$

De plus, [Hurst \(1951\)](#) a montré que cette statistique suit une loi d'échelle en vérifiant la propriété suivante :

$$Q_t \simeq c \times T^H$$

où c est une constante, et H l'exposant de Hurst.

Cette relation signifie que Q_t tend asymptotiquement proportionnelle à T^H lorsque T tend vers l'infini. Pour estimer la valeur de H , nous utilisons la méthode proposée par [Mandelbrot et Van Ness \(1968\)](#), en considérant l'égalité suivante $Q_t = c \times T^H$, puis d'appliquer la fonction logarithmique pour avoir la relation $\log Q_t = c + H \log T$. Ainsi, on se retrouve dans le cas d'une régression linéaire, où H peut être estimée à l'aide des moindres carrés ordinaires sur une échelle logarithmique. [Abraham-Frois et Berrebi \(1995\)](#) ont montré qu'à partir de la fonction de covariance du mouvement brownien fractionnaire, on peut extraire la fonction d'autocorrélation pour

les observations assez distancées et soulignent la relation suivante :

$$C = 2^{2H-1}$$

où C désigne l'autocorrélation sur le long terme entre les observations passées et futures.

Cette relation est explicite sur la mesure de corrélation à long terme et renseigne la structure de dépendance de la série qui varie avec H :

- Si $H=0,5$: la série est une marche aléatoire et $C=0$, concrètement la série n'a pas de mémoire.
- Si $0 < H < 0,5$: cela indique une anti-persistance dans la série, la valeur de C est négative. Le processus présente le phénomène de retour en espérance ou « mean reversion », les tendances haussières et baissières se succèdent sur le long terme.
- Si $0,5 < H < 1$: la série présente une structure de dépendance de long terme où « processus à longue mémoire », la valeur de C devient positive. Les tendances haussières ou baissières, si elles sont présentes ; se renforcent sur le long terme. Lorsque la valeur de H tend vers 1, la prédictibilité devient plus forte, car le processus se comporte asymptotiquement comme une droite linéaire.

Compte tenu des informations fournies par l'exposant de Hurst, ce dernier se révèle ainsi important pour la prévision notamment en trading. Toutefois, si l'exposant de Hurst est une mesure de la dépendance de long terme, il existe peu de travaux qui font directement le lien entre les valeurs de l'exposant de Hurst et la rentabilité des méthodes issues de l'analyse technique. En ce qui concerne le développement des systèmes de trading, il n'existe pas de consensus sur l'utilisation directe de l'exposant de Hurst. Les stratégies de trading développées se basent sur les valeurs de l'exposant de Hurst sans directement l'incorporer dans les modèles. Dans le cas où l'exposant est inférieur à 0,5 ; le type de stratégie adoptée est mean reversion. Les positions prises dans ce type de stratégie vont dans le sens inverse de la tendance du marché. Le second cas résulte de la valeur de l'exposant de Hurst qui est supérieure à 0,5. Dans cette situation la stratégie est du type tendanciel.

Sur le plan théorique, notamment sur les différentes assertions liées à l'étude

de dépendance de long terme, l'exposant de Hurst constitue une caractéristique des séries chronologiques qui pourraient être exploitées. Néanmoins, dans la pratique, il n'existe pas réellement d'analyse qui permet de juger de façon triviale de son efficacité. Des auteurs ont posé la question de l'utilité d'une telle mesure et ses diverses applications en trading. Certes, si des études ont montré que la présence de mémoire dans les séries financières peut être exploitée, la question qui reste en suspens est « comment y arriver ? »

Quelques travaux renseignent que les valeurs de l'exposant de Hurst peuvent avoir un impact plus ou moins important sur les systèmes de trading. [Lento \(2009\)](#) a étudié de près les relations qui peuvent exister entre les valeurs de l'exposant de Hurst et la profitabilité des règles de trading basées sur le MCO (Moving-average crossover), les filtres, le TRBO (trading range breat-out rule) et les bandes de Bollinger. [Lento \(2009\)](#) teste ainsi trois hypothèses sur les indices qui composent le Dow Jones. La première est : « la profitabilité des techniques de trading qui exploitent les tendances est corrélée avec les valeurs de l'exposant de Hurst. ». La seconde est : « la profitabilité des techniques de trading de mean reversion devrait être plus élevée lorsque l'exposant de Hurst s'écarte de 0,5 à valeur inférieure ». La troisième hypothèse est : « l'utilisation des valeurs retardées de H dans les indicateurs techniques est pertinente sur la profitabilité future des stratégies tendanciennes ». Et enfin la dernière hypothèse est : « la profitabilité ne change pas en fonction des horizons temporels (trading journalier ou hebdomadaire) ». Les résultats des travaux de [Lento \(2009\)](#) ont indiqué que la première et la seconde hypothèse sont vérifiées sur les indices qui composent le Dow Jones. En ce qui concerne la première hypothèse, la profitabilité des stratégies tendanciennes appliquées sur les indices ayant un exposant de Hurst compris entre 0,55 et 1 est supérieure à celle des stratégies appliquées sur les indices ayant un exposant de Hurst compris entre 0,5 et 0,55. Les mêmes conclusions ont été également observées sur l'évaluation des stratégies du type mean reversion, dans la mesure où l'écart 0,5-H diminue, les profits augmentent. En revanche la troisième hypothèse n'a pu être vérifiée. La principale raison qui résulte de cette difficulté sur l'utilisation des va-

leurs retardées de H est due à sa dynamique qui évolue constamment. Cette caractéristique complexifie l'utilisation des valeurs de l'exposant de Hurst dans les systèmes de trading selon [Lento \(2009\)](#). Plus tard, [Mitra \(2012\)](#) s'est également intéressé aux liens possibles entre l'exposant de Hurst et la profitabilité des systèmes de trading. Son expérimentation consiste à évaluer les performances d'une moyenne mobile simple à 10 jours sur les indices du AORD (Australian all ordinaries index), du BSE30 (Bombay stock exchange sensitive index), du Cac40, du Dax, du Dow Jones, du FTSE 100 index, du HSI (Hang seng index), du KSE (Karashi stock exchange), du N225 (Nikkei 225 stock average), du Nasdaq, du S&P500 et du STI (Straits times index) sur la période de 2010 à 2011. L'idée proposée par [Mitra \(2012\)](#) est simple puisqu'il évalue les performances de la moyenne mobile simple à 10 jours sur ces indices. Son but consiste à estimer le lien entre les performances de la moyenne mobile et l'exposant de Hurst. Il a par la suite calculé l'exposant de Hurst sur une fenêtre de 60 jours sur ces différents indices et, a réparti les performances suivant les valeurs de l'exposant de Hurst sur trois intervalles ($H < 0,45$; $0,45 < H < 0,55$ et $H > 0,55$). Les résultats ont ainsi indiqué que pour les valeurs de l'exposant de Hurst inférieure à 0,45; les moyennes des rendements obtenues sur les indices (AORD, BSE30, HSI, KSE, STI) étaient positives. Pour le cas où $0,45 < H < 0,55$; les performances obtenues se sont améliorées, puisque les stratégies ont été profitables sur les indices (AORD, BSE30, DAX, HSI, KSE, N225, NDX et STI). Pour les valeurs de $H > 0,55$, les moyennes des rendements obtenues sont toutes positives sauf pour le Nasdaq. L'auteur trouve ainsi que la profitabilité des stratégies basées sur la moyenne mobile simple est modulée par les valeurs de H sur les différents indices. Plus l'exposant de Hurst tend à s'écarter de 0,5 à valeur supérieure, plus les performances des stratégies s'améliorent et l'utilisation des indicateurs techniques devient efficace.

Les valeurs de l'exposant de Hurst estimées sur les indices du Nasdaq, S&P500, Cac40 et du Dax sont respectivement 0,636; 0,619; 0,602; 0,598. Ces valeurs indiquent que les 4 indices sont persistants sur le long terme. Cela suggère que l'utilisation des systèmes de trading utilisant des filtres pourraient être rentables sur les périodes du 2 janvier 1962 au 31 décembre

	Période 1	Période 2
NASDAQ	0,684	0,523
SP500	0,645	0,454
CAC40	0,638	0,436
DAX	0,618	0,48

TABLE III.2.7 – Valeurs de l'estimation de l'exposant de Hurst sur les indices du Nasdaq, S&P500, Cac40 et du Dax. La période 1 s'étend du 2 janvier 1962 au 31 décembre 1999 sur les indices du Nasdaq, du S&P500 et du DAX puis du 2 août au 31 décembre 1999 pour le CAC40. La période 2 s'étend du 2 janvier 2000 au 31 décembre 2015 pour les quatre indices précités.

2015 pour les indices du Nasdaq, S&P500 et du Dax et ; du 1^{er} août 1965 au 31 décembre 2015 pour le Cac40. Toutefois, l'estimation des exposants de Hurst sur les périodes pré 2000 et post 2000 révèle que deux types de mémoires existent dans les séries d'après le tableau III.2.7. Sur la première période, les quatre indices sont persistants, avec des exposants de Hurst supérieurs à 0,6, tandis que sur la seconde période, les exposants de Hurst ont nettement diminué. Pour le Nasdaq, la valeur de l'exposant est passée de 0,684 à 0,523, soit une diminution de 23,54%. Certes, l'exposant de Hurst reste supérieur à 0,5, mais cette diminution renseigne une dégradation probable de la prédictibilité si on devait utiliser la même stratégie sur les deux périodes.

On constate également que les valeurs des autres exposants de Hurst pour les indices du S&P500, du Cac40 et du Dax ont respectivement baissé de 29,61%, 31,66% et 48% entre la période 1 et la période 2. Ces trois indices sont ainsi passés de la phase tendancielle à la phase mean reversion. Ce constat suggère ainsi que le modèle utilisé pour trader sur les deux périodes devrait s'adapter au changement de caractéristique des séries étudiées. Néanmoins, les exposants de Hurst estimés sur une longue période peuvent-ils révéler la dynamique sur une courte période ? Afin de répondre à cette question, nous proposons de calculer l'évolution annuelle des exposants de Hurst de chaque indice allant de 1965 à 2015. Le graphique III.2.3 montre l'évolution annuelle des exposants de Hurst des différents indices. On a vu que les exposants de Hurst calculés sur la période 1 ont indiqué que les séries présentent une dépendance de long terme, et qu'elles sont persistantes. Toutefois, on peut remarquer que l'évolution annuelle des exposants

de Hurst sur la période 1 présente une dynamique changeante. En effet, les quatre séries peuvent être persistantes ou non sur la période 1, cependant, les valeurs de Hurst évoluent globalement au-dessus de 0,5. Le graphique renseigne également les conclusions des analyses de [Murthy et al. \(2011\)](#) qui affirment que la fin des années 90 constitue une période de changement de tendance. Cette présence de cassure se reflète dans le changement des valeurs des exposants de Hurst entre l'année 1999 et l'année 2000. On constate une forte diminution de l'exposant de Hurst entre ces dates indiquant un changement de caractéristique sur le type de mémoire présent dans les séries.

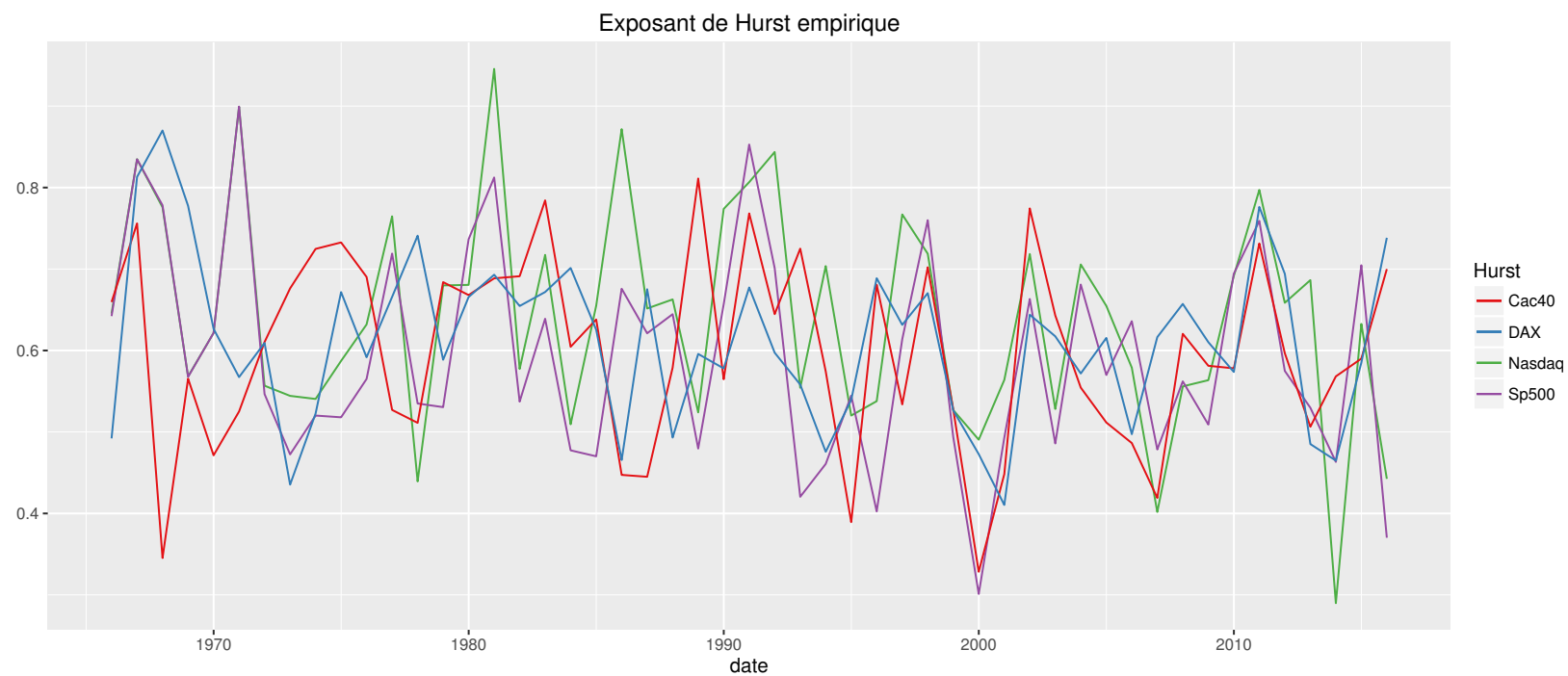


FIGURE III.2.3 – Évolution annuelle des exposants de Hurst des indices du Nasdaq, S&P500, du Cac40 et du Dax sur la période de 1965-2015

	H<0,5	H>0,5
NASDAQ	5,71%	94,29%
SP500	25,71%	74,29%
CAC40	17,14%	82,86%
DAX	17,14%	82,86%

TABLE III.2.8 – *Statistiques sur les répartitions des exposants de Hurst sur la période de 1965-1999*

La répartition des valeurs des exposants de Hurst, selon qu'ils soient inférieurs à 0,5 ou supérieurs à 0,5 est figurée dans les tableaux III.2.8 et III.2.9. Les résultats indiquent que les valeurs de l'exposant supérieures à 0,5 prédominent sur les périodes de 1965-1999 et 2000-2015. La première remarque qu'on pourrait faire concerne la période 2000-2015. En effet, cette période montre une anti-persistence pour les indices du S&P500, Cac40 et du Dax or ; la répartition ($H>0,5$) est plus élevée par rapport à $H<0,5$. Ainsi, si globalement l'indice présente un caractère anti-persistant sur un intervalle donné, assez long, la dynamique de l'exposant de Hurst peut varier sur les sous-intervalles sur lesquels il est calculé. La seconde remarque est que l'évolution dynamique annuelle de l'exposant de Hurst est globalement persistante que ce soit sur les périodes 1965-1999 ou 2000-2015. Ces informations peuvent ainsi motiver l'utilisation des stratégies du type tendanciel, qu'on suggère de mettre en place dans la section suivante.

III.2.2 ÉTUDE DES PERFORMANCES DES SYSTÈMES DE TRADING BASÉS SUR LES DIFFÉRENTS INDICATEURS TECHNIQUES

Cette partie concerne l'évaluation des indicateurs techniques qui sont les indicateurs $Haar_j$, les moyennes mobiles de longueurs 50, 150 et 200 ; la moyenne mobile adaptative issue de l'analyse par ondelettes et celle basée sur les travaux d'Ehlers. Nous nous intéressons aux aptitudes de chaque indicateur technique à s'adapter compte tenu des conditions du marché sur le long terme sur les données du S&P500. Les objectifs de cette partie tentent

	H<0,5	H>0,5
NASDAQ	23,53%	76,47%
SP500	35,29%	64,71%
CAC40	23,53%	76,47%
DAX	29,41%	70,59%

TABLE III.2.9 – Statistiques sur les répartitions des exposants de Hurst sur la période de 2000-2015

de répondre aux divers questionnements sur les efficacités des indicateurs techniques à générer des profits, tout en minimisant les risques encourus. En plus de la comparaison avec la stratégie buy-and-hold, nous procédons également aux comparaisons des indicateurs $Haar_j$, et des moyennes mobiles de longueurs 50, 150 et 200. La raison de ce choix réside sur le fait que ces indicateurs ont été obtenus en appliquant des filtres passe-bas sur les données brutes. Dans la même optique, nous comparons également les moyennes mobiles adaptatives qui diffèrent par rapport à la dimension fractale sur laquelle elles sont basées. Notons que la moyenne mobile adaptative développée par Ehlers (2005), elle a été ensuite modifiée par Derry Brown¹ et publié sur son blog <http://etfhq.com/blog/2010/10/09/frama-is-it-effective/>. Le choix des paramètres suit les recommandations de Derry Brown qui suggère deux types de moyenne mobile adaptative, supposées effectives. La première possède comme paramètres $n=126$, $FC=4$, $SC=300$ et la seconde avec $n=252$, $FC=40$ et $SC=250$. À partir de ces choix suggérés par Derry Brown, nous nommons ainsi $FRAMA_E(SC, FC, n)$ la moyenne mobile adaptative modifiée et $FRAMA_H(SC, FC, n)$ la moyenne mobile obtenue par la théorie des ondelettes suivant les paramètres SC , FC et n . Les critères de performances sur lesquels sont évalués les systèmes de trading sont ceux utilisés par Bock, notamment la comparaison des moyennes des rendements par rapport à la stratégie buy and hold et l'utilisation de test d'égalité des moyennes (t-test). Le choix de 3 périodes a été fait sur la base de l'étude de l'exposant réalisée à la section précédente. Compte tenu des résultats obtenus, il nous a paru nécessaire d'étudier les performances des indicateurs techniques sur les périodes et 1962-2015, 1962-1999 et 2000-2015. En effet, sur la pé-

1. Derry Brown is the founder of OM3 Ltd, a cutting edge qualitative analysis firm from New Zealand.

riode de 1962-1999, l'indice boursier S&P500 présente une dépendance de long terme en étant persistant. D'après les travaux de [Lento \(2009\)](#), [Eom et al. \(2008\)](#) et [Mitra \(2012\)](#); plus l'exposant de Hurst tend à s'écartier à valeur supérieure de 0,5, plus la série devient prédictible. De plus, [Mitra \(2012\)](#) affirme que dans ce genre de situation, l'utilisation d'un filtre de lissage tel que les moyennes mobiles peut être profitable. Graphiquement, cette période est caractérisée par une tendance haussière pour l'indice du S&P500. La plus simple stratégie qu'on pourrait qualifier « efficace » serait d'appliquer la stratégie buy-and-hold sur le long terme. C'est d'ailleurs ce que préconise l'hypothèse d'efficience des marchés, car toute stratégie active serait vaine. La période 2000-2015 est une période mean réversion pour l'indice S&P500 avec un exposant de Hurst égal à 0,48. Cette valeur suggère qu'il faudrait adopter une stratégie du type mean reversion, c'est-à-dire générer les règles d'achat ou de vente contrairement au sens indiqué par les indicateurs techniques dans les stratégies tendancielle. Toutefois, en étudiant de près l'évolution annuelle de l'exposant de Hurst sur cette période, on a remarqué que malgré la phase mean réversion, la série présentait des périodes où elle est persistante. Ainsi ces observations peuvent motiver le fait que l'utilisation des stratégies du type tendanciel sur une série avec une caractéristique mean réversion sur une longue période peut être envisageable. Pour la période 1962-2015, l'indice du S&P500 y est persistant avec un exposant de Hurst qui vaut 0,6. L'évaluation des performances des indicateurs sur cette période permet de mieux apprécier le comportement des indicateurs techniques sur le long terme, notamment lorsque les séries présentent de longues périodes de tendance comme c'est le cas de 1962-1999, suivi d'une période mean réversion (2000-2015). Une période de faible volatilité suivie d'une à forte volatilité en termes de prise de risque peut jouer un rôle important sur les gains et les pertes, dans ce cas une mauvaise anticipation des évolutions des cours peut créer d'importantes pertes pour le système de trading. Après avoir défini ce choix, on propose par la suite de déterminer les règles de trading pour évaluer les indicateurs techniques.

III.2.2.1 Le système de trading

Un système de trading est constitué d'un ensemble de règles ou de paramètres qui vont définir de façon automatique les signaux d'achat et de vente d'un titre ou d'une action sans aucune intervention humaine. Ainsi, l'entrée ou la sortie sur le marché est donc conditionnée par le système de trading. On entend ainsi par "entrer sur le marché", lorsque le trader achète des titres ou des actions, et "sortir du marché", lorsque l'agent opérateur vend les titres ou actions qu'il détient. Parallèlement aux autres indicateurs techniques, le signal d'achat et de vente doit être généré par le système de trading. Dans notre exposé, nous distinguons deux situations possibles : - une position acheteuse est exécutée lorsque le système de trading anticipe une tendance haussière des cours. - La deuxième est une position vendeuse, générée quand le marché anticipe une baisse. Pour réaliser ces systèmes de trading, nous utilisons trois types d'indicateurs techniques. Le premier est l'approximation de la décomposition en ondelettes de Haar au niveau de résolution j . Le second résulte de l'utilisation des moyennes mobiles de paramètre $N=50, 150,$ et 200 , reprenant ainsi les paramètres des moyennes mobiles issus des travaux de [Brock et al. \(1992\)](#) et le troisième se base sur les modifications de la moyenne mobile adaptative. Deux types de stratégies sont proposées, la première que nous appelons mode 1, est celle qui est généralement utilisée dans la littérature ([Brock et al. \(1992\)](#) et [Sullivan et al. \(1999\)](#)). Dans le mode 1, la formalisation du système de trading est constituée des règles suivantes :

-achat si : $\text{indicateur}(t) < \text{close}(t)$

. -vente si : $\text{indicateur}(t) > \text{close}(t)$

$\text{indicateur}(t)$ désigne la valeur renvoyée par les indicateurs $Haar_j$, des moyennes mobiles et des FRAMA.

Le second type de stratégie adopté repose sur le signal filtré. D'abord il faut remarquer qu'il est courant de voir dans les livres de trading qui introduisent les stratégies basées sur les moyennes mobiles que les signaux d'achat et de vente sont générés lorsque la moyenne mobile longue transite au-dessous de la moyenne mobile courte et les signaux de vente sont géné-

rés lorsque la situation inverse se produit. Cette approche a été d'ailleurs reprise dans la littérature qui évalue les techniques de trading basées sur les moyennes mobiles. On pourrait poser la question s'il existe d'autres possibilités sur les utilisations des cours lissés afin d'en élaborer d'autres types de règles. C'est dans cette optique que nous proposons une seconde approche sur l'utilisation des signaux filtrés afin de créer de nouvelles règles. Nous posons ainsi l'hypothèse suivante : si les signaux filtrés sont supposés capter les tendances du marché, alors le changement de tendance pourrait se refléter dans leur variation. Pour mieux expliquer notre hypothèse, on s'aide du graphique (III.2.4).



FIGURE III.2.4 – Variation de la moyenne mobile courte sur les cours du taux de change AUD/USD. [source : <https://c.forex-tsd.com/forum/164/fastma-2.jpg>]

Ce graphique montre l'évolution du taux de change AUD/USD sur la période du 11 juin au 15 juin 2009 aux travers les chandeliers japonais et, dont la fréquence des données correspond à 15 minutes. On peut notamment y apercevoir également la courbe d'une moyenne mobile courte. Il est intéressant de noter que la couleur rouge indique une variation négative de la moyenne mobile et la couleur verte une variation positive. Cette image illustre une phase haussière et baissière des cours du taux de change AUD/USD. En supposant qu'on dispose d'un système de trading qui génère un signal d'achat si les cours sont au-dessus de la moyenne mobile courte, on peut remarquer que globalement ce type de stratégie serait perdante si elle

était appliquée sur la période du 11 juin 22 heures au 12 juin 14 heures. En effet, les cours évoluent dans une tendance baissière alors que la stratégie indiquerait plusieurs positions acheteuses.

De plus, le mode 2 pourrait réduire le nombre de transactions que ce soit à l'achat ou à la vente et entraîne la diminution des coûts de transaction. En adoptant notre hypothèse selon laquelle on génère un signal d'achat lorsque la variation de l'indicateur technique est positive et, un signal de vente lorsque cette variation est négative, il apparaît graphiquement que les baisses et hausses de l'AUD/USD sont globalement captées par l'indicateur. La formalisation du mode 2 se présente ainsi :

-achat si : $\text{indicateur}(t-1) < \text{indicateur}(t)$ -vente si : $\text{indicateur}(t-1) > \text{indicateur}(t)$ Le mode 1 et le mode 2 sont ainsi supposés capter les hausses et les baisses dans les cours boursiers étudiés.

Il est à noter que le mode 2 n'est pas évalué pour les indicateurs FRAMA, car les signaux d'achat ou de vente générés sur le mode 1 et le mode 2 sont identiques. La démonstration de cette assertion réside dans les études des signes de $Close(t) - FRAMA(t)$ pour le mode 1 et $FRAMA(t) - FRAMA(t-1)$ pour le mode 2.

On a ainsi pour le mode 1 :

$$\begin{aligned}
 Close(t) - FRAMA(t) &= Close(t) - (FRAMA(t-1) + \alpha(t) Close(t) \\
 &\quad - \alpha(t) FRAMA(t-1)) \\
 &= Close(t) - FRAMA(t-1) - \alpha(t) Close(t) \\
 &\quad + \alpha(t) FRAMA(t-1) \\
 &= Close(t) (1 - \alpha(t)) + FRAMA(t-1) (\alpha(t) - 1) \\
 &= Close(t) (1 - \alpha(t)) - FRAMA(t-1) (1 - \alpha(t)) \\
 Close(t) - FRAMA(t) &= (1 - \alpha(t)) (Close(t) - FRAMA(t-1))
 \end{aligned}$$

Comme $0 < \alpha(t) < 1$, la quantité $1 - \alpha(t)$ est strictement positive. Ainsi le signe de $Close(t) - FRAMA(t)$ ne dépend que du signe de $Close(t) - FRAMA(t-1)$. De même, nous menons l'étude du signe de la

quantité $FRAMA(t) - FRAMA(t - 1)$ pour le mode 2.

On a ainsi pour le mode 2 :

$$\begin{aligned} FRAMA(t) - FRAMA(t - 1) &= FRAMA(t - 1) + \alpha(t) Close(t) \\ &\quad - \alpha(t) FRAMA(t - 1) - FRAMA(t - 1) \\ &= \alpha(t) Close(t) - \alpha(t) FRAMA(t - 1) \end{aligned}$$

$$FRAMA(t) - FRAMA(t - 1) = \alpha(t) (Close(t) - FRAMA(t - 1))$$

On vérifie alors que la quantité $Close(t) - FRAMA(t)$ est du même signe que $FRAMA(t) - FRAMA(t - 1)$.

Compte tenu des différentes investigations qu'on a menées sur l'indice du S&P500 notamment sur les analyses concernant les tests de racine unitaire et la présence de mémoire longue. Nous proposons de mener les tests de performance des différents indicateurs techniques sur trois périodes de temps, dont les deuxième et troisième constituent des sous-périodes de la première. Si la première va du 2 janvier 1962 au 31 décembre 2015, la seconde correspond allant du 2 janvier 1962 au 31 décembre 1999 et enfin la dernière du 2 janvier 2000 au 31 décembre 2015. Le choix de la non-utilisation des données sur les années 1962 et 2000 est du au fait chaque indicateur technique n'utilise pas les mêmes données historiques. Par exemple l'indicateur Haar1 correspond à une moyenne mobile à 2 jours alors que MA200 en est une à 200 jours. On peut noter également que les $FRAMA_E(40, 250, 252)$ ou $FRAMA_H(40, 250, 252)$ se calculent sur une fenêtre de données de 252 jours. Afin de permettre une certaine égalité sur la période d'évaluation, nous ne tiendrons pas compte des performances sur les 252 premières données journalières de chaque stratégie évaluée. Sachant qu'une année de trading correspond en moyenne à 252 données journalières.

III.2.2.2 Performances des systèmes de trading basés sur les $Haar_j$ et les moyennes mobiles

Les systèmes de trading sont évalués sur la base des profits générés par les différentes positions prises sur la période considérée, soit un signal d'achat, de vente ou de clôture. Deux approches sont adoptées dans la mesure des performances des systèmes de trading. La première approche consiste à utiliser des tests statistiques pour mesurer l'écart de performance entre la stratégie testée et la stratégie buy-and-hold. Elle est principalement utilisée par les académiciens. C'est notamment l'utilisation du test de Student, appelé également le t-test. La seconde approche est utilisée par les praticiens du marché consiste l'évaluation des performances du système de trading en mesurant les rendements générés et les risques encourus. En ce qui concerne la première approche, deux mesures sont ainsi considérées : la moyenne des rendements générés et le test de Student qui porte sur l'égalité de moyenne de deux groupes d'observation. La première mesure renseigne sur les capacités des règles de trading à générer des profits positifs à travers les positions prises. La seconde mesure teste si les profits générés par les indicateurs techniques sont égaux ou non à ceux de la stratégie buy-and-hold. Ces mesures ont été utilisées dans l'article de [Brock et al. \(1992\)](#) pour tester la rentabilité des stratégies basées sur les indicateurs techniques, qui dépend de la moyenne des rendements. Pour le calcul des profits générés, il est basé sur les positions données par les règles de trading issues du mode 1 ou 2. Le calcul de la moyenne des rendements générés se fait de la façon suivante :

$$m_s = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T r_t S(t)$$

où m_s correspond à la moyenne des rendements logarithmiques générés sur la période de test,

$r_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$ est le rendement logarithmique de l'indice au temps t , $S(t)$ indique la position donnée par les règles de trading, 0 indique la fermeture de positions, -1 pour une position vendeuse, et 1 pour une position acheteuse. Pour le calcul du test statistique (t-test) sur la rentabilité, il est défini de la façon suivante :

$$t_s = \frac{m_s - m_{bh}}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{T} + \frac{\sigma^2}{S}}}$$

où t_s retourne la valeur de la statistique sur la comparaison entre la moyenne des rendements générée par le système de trading et celle de la stratégie buy-and-hold, m_s : la moyenne des rendements générée par le système de trading sur la période de test,

m_{bh} : la moyenne des rendements obtenue par la stratégie buy-and-hold,

σ : écart-type des rendements logarithmiques de l'indice sur la période test,

S : nombre de transaction sur les positions vendeuses ou acheteuses.

La seconde approche que nous adoptons pour évaluer les indicateurs techniques repose sur les indicateurs de performances utilisés en trading ([Dunis et Jalilov \(2002\)](#), [Dunis et Williams \(2003\)](#)). Ces mesures de performances sont renseignées dans le tableau [III.2.10](#)

TABLE III.2.10 – Mesures de performances de trading

Mesure de performances	Description
Annualised Return(%)	$R^A = 252 \times \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N R_t$
Cumulative Return(%)	$R^C = \sum_{t=1}^N R_t$
Annualized Volatility(%)	$S^A = 252 \times \sqrt{\frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N (R_t - \bar{R})^2}$
Sharpe Ratio	$SR = \frac{R^A}{S^A}$
Maximum Daily Profit	Valeur maximale de R_t sur la période
Maximum Daily Loss	Valeur minimale de R_t sur la période
Maximum Drawdown(%)	Valeur maximale négative de $\sum R_t$ $MD = \min_{t=1, \dots, N} \left(R_t^c - \max_{t=1, \dots, N} R_t^c \right)$
Winning Trades (%)	$WT = 100 \times \frac{\sum_{t=1}^N F_t}{NT}$ où $F_t = 1$ si le profit de la transaction est positif
Losing Trades (%)	$WT = 100 \times \frac{\sum_{t=1}^N G_t}{NT}$ $G_t = 1$ si le profit de la transaction est négatif
Number of Up Periods	Nup=nombre des $R_t > 0$
Number of Down Periods	Ndown=nombre des $R_t < 0$
Total Trading Days	Nombre des R_t
Average Gain in Up-Periods(%)	AG=somme des $R_t > 0$ /Nup
Average Loss in Down-Periods(%)	AG=somme des $R_t < 0$ /Ndown
Avg Gain/Loss Ratio(%)	$GL = \frac{AG}{AL}$
Probability of 10(%) Loss(%)	$PoL = \left[\frac{1-P}{P} \right]^{\frac{MaxRisk}{\Lambda}}$ où $P = 0,5 \times \left(1 + \left(\frac{WT \times AG + LT \times AL}{\sqrt{WT \times AG^2 + LT \times AL^2}} \right) \right)$ $\Lambda = \sqrt{WT \times AG^2 + LT \times AL^2}$ MaxRisk est une mesure de risque définie arbitrairement, elle vaut 10% dans notre étude
Profits T-Statistics	$T - statistics = \sqrt{N} \times \frac{R^A}{S^A}$

III.2.2.2.1 Période 1962-2015

Le tableau III.2.11 montre les performances des différentes stratégies basées sur les indicateurs techniques sur les données du S&P500 pour le mode 1. On peut noter que les performances des stratégies sur les positions acheteuses sont supérieures à celles sur les positions vendeuses. En l'absence de coûts de transaction, les stratégies basées sur les Haar et les moyennes mobiles génèrent des rendements supérieurs au buy-and-hold sur les positions acheteuses. L'hypothèse d'égalité des rendements est rejetée sur les positions acheteuses obtenues par les différentes stratégies. En ce qui concerne le mode 1, les résultats obtenus par les différentes stratégies sur les positions acheteuses sont tous significatifs. Dans l'ordre décroissant, c'est Haar8 (1,49%) qui se positionne comme le meilleur indicateur, suivi de MA200 (0,99%), de MA150 (0,71%) et du Haar7 (0,53 %). Les performances des stratégies sur les positions vendeuses sont quant à elles ; inférieures à celles sur les positions acheteuses. Ce constat se retrouve également dans les travaux de Brock et al. (1992). Ces résultats indiquent qu'il n'est pas judicieux d'adopter ce type de stratégie à la vente, compte tenu des faibles rendements qu'elle procure.

L'évaluation des indicateurs techniques sur la période 1962-2015 sur les positions acheteuses donne un aperçu global des performances des indicateurs techniques sur une longue période. Une période caractérisée par un changement de régime dans les cours. Le graphique A.1 montrant l'évolution des profits cumulés fait apparaître pour l'ensemble des stratégies une détérioration progressive des *cumulative return* et des drawdown à partir de l'année 2000. Ce constat est notamment lié au fait que les stratégies utilisant les séries lissées sont sensibles au changement de tendance à partir de l'an 2000. En visualisant les taux de rendements cumulés, on s'aperçoit que les stratégies basées sur les Haar1, Haar2 et Haar3 sont les meilleures stratégies sur la période 1962-1999. Ainsi, dans un contexte tendanciel à la hausse avec un exposant de Hurst dépassant les 0,6 ; les indicateurs obtenus avec un degré de lissage moins élevé captent mieux les changements sur le court terme. Dans cette situation, Il est inutile de procéder à un lissage de niveau supérieur, soit en utilisant les Haar dont les niveaux de résolution

TABLE III.2.11 – Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 1962-2015

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	6343	6343	0,00078 (3,33607)	0,00023 (-0,18265)
Haar2	3701	3701	0,0011 (4,42568)	0,00016 (-0,52502)
Haar3	2393	2393	0,00132 (4,67185)	-0,00013 (-1,73574)
Haar4	1693	1693	0,00153 (4,81366)	-0,00052 (-2,9796)
Haar5	1113	1113	0,00258 (7,27147)	-0,00055 (-2,53117)
Haar6	747	747	0,00379 (9,1757)	-0,00087 (-2,94421)
Haar7	530	530	0,00538 (11,31736)	-0,00118 (-3,18345)
Haar8	247	247	0,01497 (22,41214)	0,00095 (1,04973)
MA50	868	865	0,00309 (7,90787)	-0,00092 (-3,29113)
MA150	448	448	0,00712 (13,98108)	-0,00064 (-1,83789)
MA200	336	336	0,00996 (17,17915)	-0,00039 (-1,16167)

sont supérieurs à 4 ou les autres moyennes mobiles utilisées dans cette évaluation. La période 1962-1999 indique ainsi la suprématie des indicateurs à faible degré de lissage. Toutefois, ces indicateurs sont également les plus sensibles au changement de tendance compte tenu des drawdown réalisés sur la période 2005-2015. Il est intéressant de constater que les performances (*cumulative return*) des Haar décroissent entre les niveaux de résolution 1 et 4 puis redeviennent croissantes jusqu'au niveau de résolution 8 (cf. A.1). Cette observation suggère que les différents Haar captent à chaque niveau de résolution différentes informations qui sont susceptibles d'être utilisées. Parmi les stratégies évaluées, celles basées sur les trois premiers indicateurs Haar sont les plus risquées, et donc à éviter sur une longue période, car elles sont susceptibles d'être affectées par les conditions du marché, notamment les fluctuations sur le court terme et le changement de régime. En comparant les performances de différents indicateurs données dans le tableau A.1, la stratégie basée sur l'indicateur Haar8 est celle qui se révèle la moins risquée parmi ceux utilisés. La lecture du tableau A.1 doit se faire

avec précaution, en effet les fortes valeurs des *cumulative return* de Haar1 et Haar2 n'indiquent nullement que ces deux stratégies surperforment les autres. En effet les niveaux de drawdown des stratégies qui y sont basées sont très élevés indiquant une prise de risque très importante. La meilleure stratégie obtenue avec les 3 moyennes mobiles est obtenue avec celle ayant une longueur à 200 jours. Une évaluation qui se fait sur la période de 1962-2015 avec deux sous-périodes qui sont les périodes de 1962 à 1999 et de 2000 à 2015. Dans la littérature financière et notamment sur l'évaluation des indicateurs techniques, divers auteurs ont mis en évidence l'utilité de recourir aux outils de lissage pour élaborer des stratégies d'investissement. Un système de trading basé sur la combinaison des meilleurs indicateurs techniques devrait à priori donner de meilleures performances.

Sur les positions vendeuses, l'examen visuel du graphique [A.3](#) montre une évolution croissante des *cumulative return* des différentes stratégies jusqu'au milieu des années 80. Ensuite, cette tendance s'inverse à partir des années 90. De plus, les évolutions des cumulatives return et des drawdown suivent globalement les mêmes tendances sur les périodes de 1962-1999, une phase de croissance jusqu'au milieu des années 80, puis une décroissance progressive jusqu'en 2015. D'une façon générale, les drawdown évoluent contrairement à l'indice du S&P500, les différentes stratégies semblent être incapables de battre le marché confirmé par les statistiques du tableau [A.3](#). Le tableau [III.2.12](#) montre les performances des différentes stratégies basées sur les indicateurs techniques sur les données du S&P500 pour le mode 2. On peut noter que les performances des stratégies sur les positions acheteuses sont supérieures à celles sur les positions vendeuses. En l'absence de coûts de transaction, les stratégies basées sur les Haar sauf le Haar3 et les moyennes mobiles génèrent des rendements supérieurs à la buy-and-hold sur les positions acheteuses. L'hypothèse d'égalité des rendements est rejetée sur les positions acheteuses obtenues par les différentes stratégies sauf pour le Haar3. Toutefois, les performances diminuent assez drastiquement sur les positions vendeuses, en effet la moyenne des rendements est négative pour tous les indicateurs sauf pour le Haar1. Toutefois, elle

n'est pas significative. Cette remarque a été également énoncée par [Brock et al. \(1992\)](#), qui constatent que les stratégies sur les positions acheteuses procurent de meilleures performances que sur les positions vendeuses. Dans l'ordre décroissant parmi les quatre meilleures stratégies, c'est la stratégie basée sur Haar8 (1,48%) qui possède la moyenne des rendements la plus élevée, suivi de Haar7 (1,106%) de, M200 (1,19%), et du MA150 (1,1%). Toutefois, les stratégies basées sur Haar8 et Haar7 possèdent des nombres de transactions moins élevés par rapport aux MA200 et MA150.

TABLE III.2.12 – *Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 2 sur la période 1962-2015*

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	4228	4228	0,00091 (3,62848)	9e-05 (-0,94198)
Haar2	2758	2758	0,00109 (3,89222)	-0,00017 (-2,01935)
Haar3	1862	1862	0,00096 (2,77074)	-0,00091 (-4,63288)
Haar4	1360	1360	0,00185 (5,46655)	-0,00071 (-3,34303)
Haar5	960	960	0,00227 (5,89735)	-0,00136 (-4,73377)
Haar6	636	636	0,00436 (9,88903)	-0,00112 (-3,32276)
Haar7	311	311	0,01106 (18,42268)	-0,00015 (-0,69427)
Haar8	192	192	0,01488 (19,67878)	-0,00311 (-4,53262)
MA50	777	778	0,00298 (7,21985)	-0,00149 (-4,64888)
MA150	324	324	0,011 (18,6965)	0,00027 (0,01093)
MA200	238	238	0,0119 (17,41423)	-0,00272 (-4,45639)

L'évaluation des performances des indicateurs techniques sur le mode 2 montre une autre possibilité de capter les informations au vu du graphique [A.2](#). La génération des signaux d'achat sur le mode 2, fait l'hypothèse qu'une variation positive indique une période de tendance haussière, tandis que le contraire montre une phase baissière. Ce mode montre ainsi davantage l'évolution des cours sur le moyen terme. Il est susceptible d'être affecté par les fluctuations sur le court terme comme la survenue d'un choc

ou d'un krach boursier. En ce qui concerne les performances obtenues, elles sont moindres par rapport à celles du mode 2. Elles se sont dégradées pour la majorité des indicateurs sauf pour le Haar7 et le MA150 qui ont vu leurs performances s'améliorer notamment sur les cumulatives return (cf. A.2), le sharpe ratio, les rendements annualisés et la volatilité (cf. A.2). Il faut également remarquer que les calculs du Haar7 et MA150 nécessitent respectivement 128 et 150 jours de données historiques. La correspondance sur le temps de trading est de 8 à 9 mois. Sur les positions acheteuses du mode 1, les indicateurs Haar8 et MA200 se sont révélés être les meilleurs indicateurs, tandis que ce sont les Haar7 et MA150 sur le mode 2.

Les performances des stratégies à la vente sur le mode 2 (voir A.4) sont inférieures globalement à celles du mode 1 (voir A.3). On constate ainsi une détérioration des résultats, contrairement à ce que l'on attend du mode 2. L'évolution des *cumulative return* et des drawdown sont également similaires entre les différentes stratégies. Les indicateurs techniques n'arrivent pas à anticiper les baisses dans les prix sur le court terme. Toutefois, sur les périodes de 2000 à 2005 et lors de la crise de 2008, les stratégies à la vente ont fonctionné puisqu'une amélioration des cumulatives return et drawdown a été observée sur ces périodes.

III.2.2.2.2 Période 1962-1999

Le tableau III.2.13 montre les performances obtenues sur la période 1962-1999 des indicateurs basés sur les Haar et les moyennes mobiles. On sait que cette période est marquée par un exposant de Hurst d'une valeur de 0.645 pour le S&P500. En ce qui concerne la proportion des valeurs de Hurst supérieur à 0,5, elle est de 74,29%. Cette proportion révèle ainsi une forte prédictibilité possible des cours. En effet sur cette période, l'indice du S&P500 suit une tendance haussière. Les performances obtenues sur la période 1962-1999 sont globalement meilleures que celles obtenues sur la période 1962-2015, que ce soit pour le mode 1 ou le mode 2. Cette nette amélioration est sans doute liée aux caractéristiques de la série sur cette période. Les moyennes des rendements obtenues sur les positions acheteuses

sont positives et significatives au seuil de 5%. Sur les positions vendeuses, seuls les Haar1 et Haar2 ont pu générer des rendements significatifs. On remarqué également une diminution croissante du nombre des transactions sur les positions acheteuses et vendeuses au fur et à mesure que le niveau de la résolution de la décomposition en ondelettes augmente. Un constat qui est vu également sur la période 1962-2015. Sur les positions acheteuses, l'indicateur Haar8 procure la meilleure performance (2,12%), suivi du MA200 avec 1,47%. Sur positions vendeuses, les résultats sont en faveur de Haar1 avec 0,068%. Sur cette période tendancielle, on observe ainsi des meilleurs résultats en position acheteuse lorsque le signal est plus lissé, pourtant l'inverse se produit sur les positions vendeuses. Toutefois, le nombre de transactions réalisé sur les positions vendeuses est important, ce qui laisse ces performances plus sensibles à la présence de coût de transactions si on en tient compte. La période est caractérisée par un exposant de Hurst dépassant les

TABLE III.2.13 – Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 1962-1999

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	4214	4214	0,00143 (6,57083)	0,00068 (2,07652)
Haar2	2476	2476	0,00197 (8,07117)	7e-04 (1,79076)
Haar3	1552	1552	0,00261 (9,25353)	0,00058 (0,99059)
Haar4	1120	1120	0,00254 (7,76203)	-0,00027 (-2,16406)
Haar5	742	742	0,00391 (10,46339)	-0,00033 (-1,95874)
Haar6	496	496	0,00543 (12,34059)	-0,00092 (-3,04215)
Haar7	322	322	0,009 (17,07763)	-0,00077 (-2,1857)
Haar8	152	152	0,02126 (28,57382)	0,00065 (0,42998)
MA50	567	568	0,00494 (11,8714)	-0,00062 (-2,46349)
MA150	261	261	0,01189 (20,56646)	-0,00017 (-0,89788)
MA200	205	205	0,01479 (22,86426)	-0,00056 (-1,42612)

0,6; une période particulièrement tendancielle à la hausse. Toutefois, elle est marquée par des événements majeurs qui se retrouvent dans l'évolu-

tion des indices du S&P500. Ces périodes concernent la crise de l'énergie de 1970, le premier choc pétrolier de 1973 et le Krach d'octobre 1987. L'impact de ces événements se reflète dans les drawdown du S&P500 au vu du graphique A.5. Ces chocs ont été principalement caractérisés par des baisses conséquentes au niveau des cours du S&P500. Pour le 1^{er} évènement, cette baisse s'est déroulée sur les années 70-71, pour le choc pétrolier elle allait de 1973 à 1975 et pour le Krach de 1987, le choc a été brutal puisqu'il s'est fait en un jour. L'examen visuel des *cumulative return* (A.5) des différentes stratégies montre qu'elles ne réagissent pas de la même façon face à ces aux chocs. La durée des baisses influence également sur les drawdown. Il est ainsi très probable que les risques s'accroissent lorsque les stratégies génèrent des positions d'achat, lorsque la tendance est à la baisse. C'est notamment le cas sur ces trois périodes. On peut également apercevoir que le graphique des drawdown sur ces périodes marquantes indique des traits horizontaux qui spécifient entre autres qu'aucune position d'achat n'est générée. La présence de ces traits horizontaux indique qu'aucune position n'est générée. Il est ainsi important pour les indicateurs de ne produire un signal d'achat lors des tendances baissières. Une analyse des performances sur ces périodes peut indiquer comment chaque indicateur se comporte lors de ces évènements. Les stratégies basées sur les 3 premiers Haar surperforment celles basées sur les autres indicateurs techniques. Elles possèdent des ratios de Sharpe supérieur à 1, qui montrent que ces stratégies sont profitables sur cette période. En période de forte tendance, les résultats donnés par les trois premiers Haar indiquent qu'il n'est pas nécessaire de lisser davantage les cours. La stratégie basée sur Haar 1 est une stratégie naïve qui consiste à dire que : une simple moyenne mobile à 2 jours suffirait à capter leur variation. Toutefois des risques apparaissent lors des phases de baisse. Ces risques accentuent les pertes, c'est le cas notamment au début des années 70, entre 1973 et 1975, à partir des années 80, lors du Krach boursier de 2007. Ces conclusions peuvent diverger si l'on tient compte de la présence des coûts de transaction. La cause est que ces stratégies entraînent davantage de nombres de transactions. Elles sont ainsi très sensibles à ce paramètre.

Sur la base des performances fournies par le tableau A.6, les différentes

stratégies ont donné des rendements positifs, en l'absence de coût de transaction, elles font mieux que le marché sur cette période.

Sur les positions vendeuses, les performances des différentes stratégies (Cf A.7) ne font guère mieux que le buy-and-hold notamment sur les rendements cumulés. Du point de vue investissement, il n'est pas utile de les utiliser, car la stratégie buy-and-hold les surperforme. Le filtrage réalisé par les différents indicateurs n'a pas permis aux différents indicateurs de réaliser de meilleures anticipations sur les positions vendeuses. Dans un contexte tendanciel à la hausse, les stratégies utilisées pour générer les positions vendeuses sur le mode 1 n'offrent pas des performances qui surperforment la stratégie buy and hold . On constate également des similitudes dans les comportements des *cumulative return* et des drawdown (Cf. A.7) . C'est notamment le cas de toutes les stratégies à la vente.

En ce qui concerne les performances obtenues sur le mode 2 (voir tableau III.2.14), on obtient également des moyennes de rendements positives et significatives sur les positions acheteuses quel que soit l'indicateur utilisé. Si le nombre de transaction sur les positions acheteuses et vendeuses a diminué, on s'aperçoit globalement une altération des performances sur ces positions. La performance de Haar2 est non significative, contrairement à ce qui a été observé sur le mode 1. De même, les résultats obtenus sur les positions vendeuses sont nettement inférieurs par rapport à ceux obtenus sur les positions acheteuses. Sur les positions vendeuses, Haar8 fournit la meilleure performance avec 1,6% de moyenne de rendement, suivi de MA150 avec 1,4%. Ainsi sur le mode 2, plusieurs conclusions peuvent être données. La première conclusion est qu'en période tendancielle haussière, les stratégies basées sur ce mode ne fournissent pas de meilleurs résultats vis-à-vis du mode 1. Par contre, ce mode permet de diminuer le nombre de transactions pour limiter l'impact des coûts de transaction au risque de diminuer les rendements.

Les performances obtenues sur le mode 2 sont globalement inférieures à celles obtenues sur le mode 1, d'après les tableaux A.5 et A.6. Compte tenu des *cumulative return*, on peut y apercevoir que seule la stratégie basée sur

TABLE III.2.14 – Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles pour le mode 2 sur la période 1962-1999

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	2845	2845	0,00175 (7,35819)	0,00064 (1,57683)
Haar2	1839	1839	0,00202 (7,37962)	0,00031 (-0,12846)
Haar3	1242	1242	0,00202 (6,22236)	-0,00052 (-3,16842)
Haar4	903	903	0,00287 (8,12124)	-0,00062 (-3,07326)
Haar5	608	608	0,00431 (10,58795)	-0,00088 (-3,2559)
Haar6	434	434	0,00614 (13,20747)	-0,00112 (-3,32373)
Haar7	206	206	0,01409 (21,8018)	-0,00123 (-2,47846)
Haar8	143	143	0,01614 (20,94443)	-0,00569 (-7,99614)
MA50	529	530	0,00433 (9,97937)	-0,00162 (-4,88758)
MA150	207	207	0,01431 (22,20514)	-9e-04 (-1,96507)
MA200	167	167	0,01407 (19,64092)	-0,00478 (-7,32537)

Haar1 fait mieux que la stratégie buy and hold. De plus, les drawdown se sont renforcés pour toutes les stratégies. L'examen visuel de la figure A.6 laisse apparaître la sensibilité de ce mode par rapport aux drawdown. C'est notamment le cas des événements comme le choc pétrolier et la crise de 1987. D'après ce graphique, le mode 2 est plus sensible aux variations sur le court terme. Ces stratégies se voient diminuer le nombre de transactions en restant plus de temps sur le marché. Cette caractéristique les rend plus sensibles aux différents chocs. On peut y apercevoir que les caractéristiques basées sur Haar8 et MA200 ont vu leur drawdown augmenter fortement par rapport au mode 1. Ces stratégies ont donc été très impactées par la crise de 1987. La principale raison est due au fait que des positions acheteuses ont été générées avant et pendant la forte baisse qui est survenue le lundi 19 octobre 1987, où l'indice S&P500 a enregistré une baisse de 23,11%.

Cette période étant caractérisée par une tendance principalement haussière. Il est intéressant de remarquer le comportement des *cumulative return* et des drawdown lors des événements des crises de l'énergie de 1970, du pre-

mier choc pétrolier et de la crise de 1987. L'ensemble des stratégies ont ainsi réagi favorablement aux deux premiers événements. En ce qui concerne la crise de 1987, seules les stratégies basées sur Haar 8 et MA 200 n'ont pas réussi à capter ce Krach. Un Krach qui est survenu de façon soudaine. Il serait intéressant de voir les anticipations de chaque stratégie. S'agit-il d'une simple coïncidence ? On constate également des réactions favorables par rapport à une tendance baissière sur la période de 2000-2003 et durant la crise financière de 2008.

III.2.2.2.3 Période 2000-2015

Sur cette période, l'exposant de Hurst vaut 0,454 pour le S&P500 indiquant une anti-persistance sur le long terme. En ce qui concerne des proportions des exposants de Hurst, on constate une diminution des proportions des valeurs de l'exposant supérieur à 0,5. Si cette proportion était de 74,29% sur la période 1962-1999, elle a diminué d'environ 10% pour atteindre la valeur de 64,71%. Il y aurait donc une baisse de prédictibilité des cours, une cause qui pourrait provoquer également une altération des performances des indicateurs techniques sur la période 1962-2000. Ces hypothèses se confirment par la lecture du tableau III.2.15, en effet, les moyennes des rendements ont ainsi diminué majoritairement sur toutes les positions, quel que soit l'indicateur technique. Sur les positions vendeuses, seuls les indicateurs Haar8 et MA200 ont donné des rendements positifs, mais le t-test révèle que l'hypothèse d'égalité des rendements avec la stratégie buy-and-hold ne peut être rejetée. Les rendements sont négatifs et significatifs au seuil de 5% pour les Haar1, Haar2, Haar3. Une stratégie de type mean reversion aurait été envisageable sur cette période en inversant les signaux d'achat et de vente du mode 1, puisque la différence entre les rendements générés par les indicateurs techniques et la stratégie buy-and-hold sera positive et significative. Ces observations révèlent que sur le court terme, il est préférable de suivre une stratégie de type mean reversion, tandis que sur le long terme, il est judicieux d'adopter une stratégie de type tendancielle. Si l'exposant de Hurst calculé sur la période 2000-2015 indique que l'indice du SP&500 est anti-persistent, cela conduirait concrètement à dire qu'une stra-

tégie de type mean reversion serait celle qu'on pourrait privilégier. Or, on peut s'apercevoir qu'une stratégie du type tendancielle fonctionne également sur le long terme. En effet, il est assez remarquable d'observer que les résultats sur les positions acheteuses des indicateurs Haar8, MA150 et MA200 sont positifs et significatifs au seuil de 1% sur cette période. Haar8 se révèle être le meilleur indicateur lorsqu'il s'agit de générer les signaux d'achat sur cette période, suivi de MA150 et de MA200. Haar8 fait mieux également que les moyennes mobiles sur les positions vendeuses avec une performance de 0,2% même si ce résultat n'est pas significatif. Sur la période 2000-2015 où l'indice du sp500 est anti-persistant, deux types de stratégies peuvent être adoptées. La première est du type mean reversion, et elle utilise les indicateurs Haar1, Haar2 et Haar3 pour générer les positions acheteuses et vendeuses. La seconde stratégie est du type tendanciel, mais elle devrait utiliser un signal plus lissé, soit un Haar8 ou une moyenne mobile de longueur 150 ou 200. De plus, sur les stratégies du type tendanciel, il est recommandé de ne générer que des positions acheteuses.

TABLE III.2.15 – Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 1 sur la période 2000-2015

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	1998	1998	-0,00052 (-1,8219)	-0,00074 (-2,45059)
Haar2	1146	1146	-0,00066 (-1,82012)	-0,00104 (-2,71927)
Haar3	795	795	-0,00112 (-2,52394)	-0,00167 (-3,64418)
Haar4	532	532	-1e-04 (-0,37739)	-0,00093 (-1,78804)
Haar5	338	338	0,00043 (0,4346)	-0,00087 (-1,37644)
Haar6	226	226	0,00154 (1,6594)	-0,00039 (-0,58619)
Haar7	189	189	0,00109 (1,04417)	-0,00122 (-1,42284)
Haar8	82	82	0,00761 (5,34083)	0,00208 (1,3983)
MA50	280	279	0,00049 (0,47431)	-0,00108 (-1,53206)
MA150	171	171	0,0019 (1,81009)	-0,00066 (-0,78943)
MA200	110	110	0,00465 (3,73035)	0,00068 (0,46388)

La période 2000-2015 est une période mean-reverting pour les cours du S&P500. Le tableau A.9 indique les stratégies basées sur les indicateurs ayant un degré de lissage élevé procurent des *cumulative return* positive. Les performances obtenues à partir des indicateurs de Haar sont croissantes en fonction du niveau de résolution. C'est également le cas des moyennes mobiles. Ainsi, dans un contexte de mean reversion, il est conseillé d'adopter un degré de lissage élevé. Les performances obtenues indiquent que le Haar8 est de loin le meilleur indicateur sur cette période. Les conditions utilisées étant symétriques, on retrouve les mêmes nombres de transactions sur les positions acheteuses et vendeuses. Parmi les stratégies évaluées, seules celles basées sur le Haar8 et le MA200 sont significatives au seuil de risque de 1 % (voir III.2.15). On remarque que plus l'indicateur est lissé, plus les performances augmentent. Ces stratégies procurent des rendements positifs et significativement supérieurs à la stratégie buy-and-hold en l'absence de coûts de transaction. La période de 2000-2015 est une période où les indices du S&P500 sont caractérisés par un exposant de Hurst égal à 0,454, une période de mean reverting. Un exposant de Hurst qui se rapproche également de 0,5 et donc du bruit blanc. Les résultats obtenus supposent ainsi que plus le exposant de Hurst se rapproche de 0,5, plus les données présentent du bruit. Dans ce contexte le lissage effectué par les moyennes mobiles et les ondelettes de Haar dans le domaine temporel, réduisent le bruit et éliminent également une partie des fréquences qui lui sont associés dans le domaine fréquentiel. Toutefois, notre recherche se limite à ce constat, puisqu'il faudrait lancer d'autres investigations pour étudier le bruit. Elles concernent la caractérisation de la densité spectrale du bruit présente dans les indices du S&P500 en fonction de la dimension fractale.

Le graphique A.9 fait apparaître les évolutions des *cumulative return* et des drawdown. Les stratégies basées sur les Haar1, Haar2, Haar 3, fournissent des performances et des évolutions similaires. On observe également le même phénomène sur le reste des stratégies. L'évolution des *cumulative return* et des drawdown de chaque stratégie sépare globalement les indicateurs techniques en deux groupes. Le premier groupe est constitué des Haar 1, Haar 2 et Haar 3, et le reste des indicateurs techniques peut être classé

dans le second groupe. L'évolution des *cumulative return* et des *drawdown* tendent à se ressembler dans chaque groupe. Bien que les statistiques sur chaque indicateur technique soient différentes. La période 2000-2015 étant caractérisée par les évènements majeurs en finance. L'adaptabilité de chaque indicateur sur cette période est intéressante à étudier. Par ailleurs, on sait que cette période est caractérisée par la succession de période de hausse et de baisse . Une tendance baissière sur la période 2001 à 2002 puis haussière de 2003 à 2007 et de nouveau une baissière durant la crise de 2008 et une tendance haussière à partir de 2009. Sachant que le principal but de chaque stratégie basée sur chaque indicateur consiste à capter les tendances haussières. Elles doivent éviter de générer des positions lors des tendances baissières. Les phases baissières du S&P500 dont la durée moyenne excède 1 an, sont localisées aux dates du 2001 à 2003, pendant la crise financière de 2008. Les traits horizontaux correspondent aux périodes où les stratégies ne génèrent aucune position acheteuse . Lorsque ces traits horizontaux surviennent , l'idée sous-jacente correspond à une période de tendance baissière. En ce qui concerne les évolutions des *cumulative return* et des *drawdown*, on remarque des évolutions similaires pour les stratégies basées sur les Haar 5, Haar6, Haar7, Haar8 MA50, MA150, MA200. Par contre, les différences surviennent lors des tendances baissières, où les anticipations de ces changements de tendance n'arrivent pas au même moment.

Dans un contexte de mean reverting, les Haar1, Haar2, Haar3 et Haar4 ne doivent pas être utilisés sur le mode 1 étant donné leur performance.

Les résultats obtenus sur cette période indiquent que les différents indicateurs n'arrivent pas à battre la stratégie buy-and-hold sur les positions vendeuses. Si les indicateurs Haar 8 et MA 200 ont fourni des rendements positifs, il faut noter que ces derniers sont inférieurs à ceux générés par la buy and hold. Au vu des résultats obtenus dans le tableau [A.11](#), il n'est pas judicieux d'investir dans ces stratégies. Elles sont risquées et ne procurent pas de rémunérations adéquates par rapport à la prise de risque. Les trois premiers Haars évoluent de façon similaire (performances) tandis que le reste des indicateurs exhibent également les mêmes comportements . On

peut distinguer 3 événements associés à des baisses qui ont été captées par les indicateurs Haar 4, Haar 5, Haar 6, Haar7, Haar 8, MA 50, MA 150 et MA 200. La période de la crise financière nous interpelle, puisque sur cette période ces indicateurs améliorent les cumulatives return et drawdown

En ce qui concerne le mode 2, les résultats diffèrent de ceux obtenus sur le mode 1 notamment sur le nombre de transactions et les performances. Au vu des résultats sur les périodes 1962-2015 et 1962-1999, on avait constaté que le mode 2 générait moins de transactions sur les positions acheteuses et vendeuses. Ainsi la dynamique captée par le mode 1 et le mode 2 serait différente. Le mode 1 serait ainsi plus sensible aux variations du prix de l'indice notamment des fluctuations sur le court terme alors que le mode 2 permet d'en limiter les impacts. Le tableau III.2.16 fait ressortir des résultats négatifs et significatifs des rendements générés sur les positions acheteuses et vendeuses pour les stratégies basées sur Haar1, Haar2, Haar3 et Haar5. L'utilisation de ces indicateurs se fait ainsi plus efficacement en adoptant une stratégie de type mean reversion, en inversant les signaux d'achat et de vente contrairement au mode tendanciel. Ainsi, les profits générés deviennent positifs et significatifs. En ce qui concerne les performances, on peut observer que les Haar7, Haar8, MA150 et MA200 ont principalement réussi à capter les tendances sur les positions acheteuses. Notamment Haar8 qui se classe comment étant celui qui fournit la meilleure performance avec 1,50%, suivi de MA200 avec 0,98%, puis de Haar7 avec 0,74% et enfin de MA150 avec 0,64%. Les résultats obtenus sur les positions vendeuses avec ces mêmes indicateurs sont positifs, mais restent inférieurs à ceux obtenus sur les positions acheteuses. En effet, si les performances étaient significatives au seuil de 1% sur les positions acheteuses, il y a altération des résultats sur les positions vendeuses, car ; seuls Haar8, MA150 et MA200 ont donné des moyennes des rendements positives et significatives au seuil de 1%.

Les résultats obtenus sur le mode 2 (A.10) sur les positions acheteuses sont assez similaires au mode 1 (A.9) avec de légères améliorations au niveau des performances obtenues. C'est le cas notamment des indicateurs Haar7 et MA 150 qui ont vu leurs performances augmenter. Haar2 et Haar3 ont également vu leurs performances s'améliorer. Même s'il existe des simi-

TABLE III.2.16 – Performances des indicateurs HAAR et moyennes mobiles sur le mode 2 sur la période 2000-2015

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
Haar1	1294	1294	-0,00083 (-2,33608)	-0,00119 (-3,22404)
Haar2	864	864	-0,00063 (-1,57111)	-0,00117 (-2,70706)
Haar3	581	581	-0,00069 (-1,43481)	-0,00149 (-2,86436)
Haar4	420	420	0,00017 (0,07908)	-0,00094 (-1,63427)
Haar5	319	319	-0,00077 (-1,20937)	-0,00223 (-3,19945)
Haar6	187	187	0,00156 (1,52868)	-0,00093 (-1,11351)
Haar7	88	88	0,00748 (5,42946)	0,00219 (1,52878)
Haar8	44	44	0,01504 (7,82548)	0,00468 (2,39374)
MA50	237	236	0,0012 (1,28245)	-0,00065 (-0,90885)
MA150	111	111	0,00649 (5,26588)	0,00256 (2,01457)
MA200	66	67	0,00985 (6,23327)	0,00318 (1,97587)

litudes dans les *cumulative return* et les drawdown au vue des graphiques [A.9](#) et [A.10](#), il a néanmoins des différences qui surviennent notamment sur la réaction de chaque indicateur suivant le mode choisi. Le mode 2 montre plus de contraste sur les performances comparées au mode 1.

Les performances données par les différentes stratégies sur le mode 2 sont assez similaires au mode 1 d’après les tableaux [A.11](#) et [A.12](#). Toutefois, on constate une amélioration des performances pour les stratégies basées sur Haar7, Haar 8, MA 150 et MA 200 entre le mode 1 et le mode 2. Néanmoins ces améliorations ne sont pas suffisantes pour battre le marché en l’absence de coût de transaction.

III.2.2.3 Systèmes de trading basés sur les moyennes mobiles adaptatives

Dans cette partie, nous évaluons les performances des stratégies basées sur les FRAMA. Le but étant de comparer les performances de deux FRAMA, dont la première inclut comme information la dimension d’homothétie et la seconde basée sur la dimension fractale obtenue avec les

ondelettes. On se propose de voir également si les frama obtenus par les ondelettes sont plus intéressants pour générer les positions acheteuses ou vendeuses. Les périodes considérées pour l'évaluation des stratégies sont celles utilisées sur les évaluations des indicateurs basés sur les Haar et les moyennes mobiles. Nous faisons de même l'hypothèse d'absence de transaction sur les performances. Les modes de génération des signaux d'achat et de vente sont également maintenus dans les évaluations.

III.2.2.3.1 Période 1962-2015

Derry Brown affirme que les FRAMA constituent un type d'indicateur intéressant, car ils offrent de meilleures performances comparées aux moyennes mobiles simples et exponentielles. L'un des avantages que procurent ces indicateurs réside dans le fait qu'ils sont aptes à mieux capter la dynamique des séries financières en utilisant l'information fournie par la dimension fractale. Cette approche constitue un essai sur l'utilisation de l'information donnée par la dimension fractale afin de prédire l'évolution des cours boursiers. Une proposition de recherche que [Lento \(2009\)](#) a essayé de vérifier, mais sans succès. La difficulté sur l'utilisation de l'information fournie par la dimension fractale réside sans doute dans la façon dont il faut l'intégrer. En effet, les possibilités sont nombreuses et il n'existe pas de consensus dans la littérature sur l'utilisation de cette information. Le cadre de notre recherche se limite ainsi au test de l'efficacité des approches citées ci-dessus. Les résultats obtenus sur la période 1962-2015 sont reportés dans le tableau [III.2.17](#) sur le mode 1. Ils indiquent notamment que les moyennes des rendements sont positives et significatives pour les types de FRAMA étudiés sur les positions acheteuses. Toutefois, les moyennes des rendements obtenues sur les positions vendeuses sont négatives. De plus, le test d'égalité des moyennes indique que l'hypothèse nulle est acceptée. Les moyennes des rendements obtenues sur les positions vendeuses sont inférieures au buy-and-hold, ce qui suggère une prise de risque importante sans toutefois générer des profits positifs. En termes de performance, les FRAMA ayant les mêmes paramètres de spécification possèdent sensiblement les mêmes rendements sur cette période. Si les FRAMA fournissent des performances significatives sur

cette période. Les tests d'égalité des moyennes des rendements confirment que ces indicateurs seraient efficaces pour générer les signaux d'achat sur la période 1962-2015. Le choix des paramètres $FC=40$, $SC=250$ et $n=252$, qui donne un signal plus lissé que celui avec $FC=4$, $SC=300$ et $n=126$ est plus judicieux. Plus le signal est lissé, plus le nombre de transactions diminue.

TABLE III.2.17 – Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 1962-2015

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
$FRAMA_E(4, 300, 126)$	1514	1513	0,00223 (7,12258)	-7e-05 (-1,18336)
$FRAMA_E(40, 250, 252)$	856	857	0,00393 (10,19895)	-0,00014 (-1,1008)
$FRAMA_H(4, 300, 126)$	1590	1589	0,00234 (7,67144)	0,00015 (-0,41264)
$FRAMA_H(40, 250, 252)$	918	919	0,00368 (9,80845)	-0,00012 (-1,07933)

L'évolution des *cumulative return* et des drawdown des différents FRAMA laissent apparaître des évolutions similaires qui sont assez marquées entre les $FRAMA_E(40, 250, 252)$ et $FRAMA_H(40, 250, 252)$ sur le graphique A.13. Leurs performances sont quasi identiques suivant les valeurs données dans le tableau A.13. Parmi les différents frama évalués, la $FRAMA_E(4, 300, 126)$ est celle qui offre les meilleures performances compte tenu des moyennes des rendements, suivie de $FRAMA_H(40, 250, 252)$. Toutefois, si l'on tient compte du tableau A.13, le choix du meilleur FRAMA reste discutable. En effet, la $FRAMA_H(4, 300, 126)$ réalise de meilleures performances face aux autres FRAMA. Le paramètre qui peut changer cette conclusion réside dans le nombre de transactions qu'elle réalise.

En effet sur cette période dont sa valeur est 1590 sur les positions acheteuses soit à peu près deux fois plus que le nombre de transactions générées par le $FRAMA_E(40, 250, 252)$. En l'absence de coûts de transaction, la meilleure stratégie est sans doute celle basée sur la $FRAMA_H(4, 300, 126)$.

Les performances obtenues sur les différentes FRAMA sur les positions vendeuses ne sont guère satisfaisantes d'après le tableau A.14. On retrouve les mêmes conclusions sur les évaluations faites auparavant sur les positions vendeuses. En effet, l'ensemble des indicateurs techniques évalués n'ont pas

pu surperformer la stratégie buy-and-hold. L'évolution des *cumulative return* et des drawdown montrent une décroissance progressive à partir des années 80 sur l'ensemble des stratégies (cf A.14). Il est clair que l'utilisation de la dimension fractale pour créer les FRAMA n'a pas donné des résultats significatifs sur le long terme.

III.2.2.3.2 Période 1962-1999

Sur cette période où l'indice du S&P500 présente une tendance haussière, une période qui s'est montrée profitable en termes de rendements à partir des différents techniques énoncés dans les sections précédentes. Sur cette période, les frama ont généré des profits positifs et significatifs sur les positions acheteuses seulement (voir tableau III.2.18). Les tests d'égalité des moyennes vis-à-vis de la stratégie buy-and-hold sont rejetés pour les positions acheteuses. Cela indique que les frama ont généré des rendements excédentaires par rapport au buy-and-hold. Sur ces positions, le $FRAMA_E(40, 250, 252)$ est celle qui possède la plus grande moyenne des rendements avec (0,55%), suivi de $FRAMA_H(40, 250, 252)$ avec 0,49%. Sur les positions vendeuses, seule la $FRAMA_H(4, 300, 126)$ a rapporté des rendements négatifs. Toutefois, le t-test retient l'hypothèse d'égalité des moyennes des rendements générées sur les autres FRAMA.. Sur les positions vendeuses, les stratégies n'ont pas donné des résultats significatifs, elles ne sont pas arrivées à battre la stratégie buy-and-hold sur cette période.

TABLE III.2.18 – Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 1962-1999

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
$FRAMA_E(4, 300, 126)$	1001	990	0,00343 (10,39091)	0,00029 (-0,15749)
$FRAMA_E(40, 250, 252)$	573	574	0,00555 (13,52412)	4e-05 (-0,7623)
$FRAMA_H(4, 300, 126)$	1131	1130	0,00325 (10,32264)	0,00046 (0,43096)
$FRAMA_H(40, 250, 252)$	629	630	0,00497 (12,56575)	-4e-05 (-1,03124)

L'évolution des *cumulative return* et des drawdown sur cette période montre des similitudes comme sur la période 1962-2015. Cette période étant tendancielle, les Frama avec les paramètres $n= 126$, $SC= 4$ et $FC=$

300 réalisent de meilleures performances que celles avec les FRAMA de paramètre $N=252$, $SC=40$ et $FC=250$. Comme dans le cas des Haar et des moyennes mobiles, on a remarqué qu'il n'était pas nécessaire de lisser davantage des cours dans un contexte tendanciel. En effet, la connaissance de la dynamique sur le court terme suffit pour prédire l'évolution future des cours. Certes, le fait de lisser davantage les cours diminue le nombre de transactions, mais cette action diminue également les profits. C'est dans un contexte où les coûts de transaction peuvent modifier les performances qu'il serait judicieux de privilégier les systèmes qui génèrent peu de transaction. L'étude de l'impact de coûts de transaction sur les stratégies permettrait de trancher sans ambiguïté sur les meilleures stratégies. En l'absence de coût de transaction, le choix de la meilleure stratégie reste discutable, du fait que nous ne tenons pas compte des conséquences liées aux coûts de transaction. Les résultats fournis par les $FRAMA_E(40, 250, 252)$ et $FRAMA_H(40, 250, 252)$ montrent sans doute que les dimensions fractales estimées suivent les mêmes tendances sur cette période.

Les performances sur les positions vendeuses sur cette période ne surperforment pas la stratégie buy-and-hold d'après le tableau [A.16](#). On peut notamment remarquer que les FRAMA n'offrent pas de performances supérieures aux stratégies basées sur les Haar1, Haar2 et Haar3 sur cette période, que ce soit sur le mode 1 (cf [A.7](#)) ou le mode 2 (cf [A.8](#)). Plusieurs critiques vis-à-vis des indicateurs FRAMA peuvent être considérées face à ces sous-performances réalisées. La première réside dans le fait que ces indicateurs ont été construits différemment par rapport aux indicateurs basés sur les Haar. Les indicateurs FRAMA qui prennent en compte la dimension fractale n'ont pas fait mieux vis-à-vis des indicateurs qui ne dépendent d'aucun paramètre. La dimension fractale est-elle utile dans ce contexte? La première réponse qu'on peut supposer est « non », pourtant [Lento \(2009\)](#) souligne que l'utilisation de la dimension fractale comme information pertinente n'est pas évidente. Ainsi, dans la mesure où la stratégie basée sur les FRAMA n'offre pas de résultats satisfaisants, la cause probable peut être attribuée à la dimension fractale incorporée dans les modèles. L'évolution des

cumulative return et des drawdown sur cette période (cf A.7) montre des similitudes également pour les stratégies considérées. Une phase de croissance jusqu'au milieu des années 80 puis une décroissance progressive au-delà de cette date. Ce constat se présente globalement sur les *cumulative return* et des drawdown de toutes les stratégies évaluées sur les positions vendeuses sur cette période.

III.2.2.3.3 Période 2000-2015

Les performances obtenues sur cette période ont drastiquement changé pour les indicateurs FRAMA. En effet, seuls les indicateurs FRAMAe(40,300,252) et FRAMAh(4,300,126) ont obtenu respectivement des rendements moyens positifs de 0,15% et 0,097% sur cette période. Les rendements moyens sur les positions vendeuses sont négatifs, mais non significatifs. En ce qui concerne le mode 2, aucune différence n'a été relevée entre les différents modes. Il est à noter que sur la période 2000-2015, l'indice du SP500 est anti-persistant. On constate ainsi une différence de performances entre la période 1962-1999 et 2000-2015 qui peut s'expliquer par le changement de caractéristique de la série. On observe également que l'indicateur FRAMA basé sur les ondelettes génère approximativement les mêmes performances que celui basé sur la dimension d'homothétie. Les indicateurs techniques utilisés dans cette thèse sont des filtres de lissage. Ils ont pour objectifs de lisser les séries financières afin d'éliminer une partie des composantes en haute fréquence. Les stratégies de type tendancielle utilisées en analyse technique tentent d'exploiter les informations en basse fréquence pour détecter la présence d'inefficience dans les cours afin de l'exploiter. Suivant le type de filtre choisi, le degré de lissage peut varier, être plus ou moins important. Une moyenne mobile sur 10 jours ne lisse pas de la même façon qu'une moyenne mobile à 100 jours.

Les performances des différentes stratégies sur cette période sont assez mitigées dans la mesure où elles n'arrivent pas à surpasser les performances de la stratégie buy-and-Hold (cf. A.17). Les ratios de Sharpe indiquent que les stratégies sont risquées compte tenu des profits perçus par rapport au niveau de risque pris. En ce qui concerne les comportements de chaque straté-

TABLE III.2.19 – Performances des moyennes mobiles adaptatives sur le mode 1 évaluées sur la période 2000-2015

Stratégies	N(buy)	N(Sell)	Mean buy return	Mean sell return
$FRAMA_E(4, 300, 126)$	496	497	1e-04 (-0,01963)	-0,00083 (-1,58078)
$FRAMA_E(40, 250, 252)$	264	265	0,00151 (1,73688)	-0,00026 (-0,46515)
$FRAMA_H(4, 300, 126)$	418	419	0,00051 (0,6081)	-6e-04 (-1,10872)
$FRAMA_H(40, 250, 252)$	264	259	0,00063 (0,64771)	-0,00026 (-0,46321)

gie sur les événements majeurs tels que la crise financière de 2008. Seules les stratégies basées sur les $FRAMA_E(40, 250, 252)$, $FRAMA_H(4, 300, 126)$ et $FRAMA_H(40, 250, 252)$ ont pu limiter les impacts des baisses importantes sur les *cumulative return* et la dégradation des drawdown. On peut notamment remarquer que le $FRAMA_E(4, 300, 126)$ suit inévitablement cette baisse et peut être décrite comme étant la plus risquée. La prise en compte de la dimension fractale comme information pertinente n'a pas permis d'augmenter de façon substantielle les profits des stratégies sur cette période.

Sur les positions vendeuses, on voit que les différents indicateurs arrivent à capter les tendances baissières à partir de 2002 et 2008 (cf [A.17](#)).

Les évolutions des *cumulative return* et des drawdown du graphique [A.17](#) montrent que les stratégies sont au coude à coude, approximativement jusqu'à la moitié de 2008. On peut remarquer que les stratégies font mieux que le marché sur cette période. Toutefois, une différence notable commence à apparaître vers la fin de l'année 2008. L'effondrement du marché causé par la crise financière de 2008 affecte toutes les stratégies au niveau des *cumulative return* et des drawdown. On peut néanmoins noter que lorsque les baisses sont bien marquées, tel est le cas de 2002 et 2008, les $FRAMA_E(40, 250, 252)$, $FRAMA_H(4, 300, 126)$ et $FRAMA_H(40, 250, 252)$ arrivent à tenir compte de cette information en ne générant aucune position d'achat afin de ne pas subir de perte.

III.2.3 LE MODÈLE À CHANGEMENT DE RÉGIME

III.2.3.1 Motivations

Dans cette partie, nous nous intéressons à la combinaison de plusieurs stratégies suivant la recommandation de [Lento et Gradojevic \(2011\)](#), qui affirment qu'il est préférable de construire un système de trading à partir de plusieurs stratégies. Suivant cette recommandation, nous proposons de créer un système de trading basé sur les stratégies évaluées dans la section précédente. Ce type de système que nous appelons "modèle à changement de régime" résulte de l'association de plusieurs règles de trading et, est supposé mieux capter les tendances présentes dans les indices boursiers étudiés.

Le régime switching model est une stratégie basée sur la combinaison de plusieurs indicateurs techniques pour mieux capturer les changements de tendance. L'une des difficultés pour la mise en place de ce type de stratégie repose sur la capacité du système de trading à déceler les changements de tendance. Comme le montre [Sanz](#)², un système de trading à changement de régime combine généralement plusieurs indicateurs techniques. Il a notamment utilisé le RSI et l'auto-corrélation pour déterminer s'il doit être en phase de tendance ou de mean reverting. Ainsi, lorsque les deux indicateurs montrent des forces de tendance similaires, le signal d'achat est généré; et le signal de vente dans le cas contraire.

À la vue des résultats de la partie précédente, nous mettons en place le système à changement de régime. Plusieurs motivations peuvent être retenues par rapport aux performances obtenues par les indicateurs Haar et les moyennes mobiles. La première rejoint les conclusions des travaux de [Brock et al. \(1992\)](#) et [Sullivan et al. \(1999\)](#) qui montrent la possibilité de capturer les tendances sur les marchés à partir du signal filtré. De plus, chaque signal filtré peut s'avérer performant ou non suivant la période considérée. Deuxièmement, l'utilisation du principe de construction MACD (Moving average convergence divergence) donne une illustration de l'utilisation de deux moyennes mobiles pour mesurer l'intensité des tendances sur le marché. Et enfin, [Lento et Gradojevic \(2011\)](#) affirment que la combinaison de plusieurs stratégies donnait de meilleurs résultats par rapport à chaque

2. <http://sanzprophet.com/2013/09/from-regime-switching-to-fuzzy-logic/>

stratégie évaluée individuellement.

Dans la section précédente, on a pu évaluer les performances des systèmes de trading basés sur les ondelettes de Haar et les moyennes mobiles. Le critère de performance retenu était la moyenne des rendements des différentes stratégies en l'absence des coûts de transaction.

Dans cette seconde évaluation, nous incluons les coûts de transaction pour mieux tenir compte de la réalité du marché. En se basant, sur les travaux de [Allen et Karjalainen \(1999\)](#), nous proposons de calculer les coûts de transaction de la façon suivante :

$$r_s = \sum_{t=1}^T r_t S(t) + n \log \frac{1-c}{1+c}$$

où T correspond au nombre d'observations, r_t le rendement logarithmique de l'indice au temps t, r_s au rendement généré par la position vendeuse ou acheteuse, n étant le nombre de transactions sur les positions vendeuses ou acheteuses et $\log \frac{1-c}{1+c}$ représente le coût de transaction lors d'un achat ou d'une vente et sa valeur est de 0,5 % dans notre étude.

III.2.3.2 Spécification du modèle

Compte tenu des performances obtenues sur la section précédente, nous proposons d'évaluer deux systèmes de trading. Le premier étant basé sur les indicateurs de Haar (système 1) et le second sur les moyennes mobiles (système 2). Nous sélectionnons ainsi les deux meilleurs indicateurs dans le mode 2 et nous les associons au meilleur indicateur du mode 1 pour générer les signaux d'achat et de vente.

De façon qualitative, nous proposons le modèle à changement de régime pour le système basé sur les Haar de la façon suivante :

- Enter buy si : $(\text{Haar8}(t) - \text{Haar8}(t-1)) > 0$ et $(\text{Haar7}(t) - \text{Haar7}(t-1)) > 0$ et $(\text{close}(t) - \text{Haar8}(t)) > 0$ et nombre de positions acheteuses au temps t inférieur à 50

Les quantités $(\text{Haar8}(t) - \text{Haar8}(t-1))$ et $(\text{Haar7}(t) - \text{Haar7}(t-1))$ capturent les tendances sur le long et moyen terme à l'image du MACD, et $(\text{close}(t) - \text{Haar8}(t))$ est censée capturer la tendance haussière ou baissière sur le court

terme.

-Exit buy si : $(\text{Haar8}(t)-\text{Haar8}(t-1))<0$ ou $(\text{Haar7}(t)-\text{Haar7}(t-1))<0$

- Enter short si : $(\text{Haar8}(t)-\text{Haar8}(t-1))<0$ et $(\text{Haar7}(t)-\text{Haar7}(t-1))<0$ et $(\text{Haar1}(t)-\text{Haar8}(t))<0$ et nombre de positions vendeuses au temps t inférieur à 50

-Exit short si : $(\text{Haar8}(t)-\text{Haar8}(t-1))>0$ ou $(\text{Haar7}(t)-\text{Haar7}(t-1))>0$

De façon similaire, le système 2 créé à partir des moyennes mobiles s'écrit de la façon suivante :

-Enter buy si : $(\text{ma200}(t)-\text{ma200}(t-1))>0$ et $(\text{ma150}(t)-\text{ma150}(t-1))>0$ et $(\text{close}(t)-\text{ma200}(t))>0$ et nombre de positions acheteuses au temps t inférieur à 50

-Exit buy si : $(\text{ma200}(t)-\text{ma200}(t-1))<0$ ou $(\text{ma150}(t)-\text{ma150}(t-1))<0$

-Enter short si : $(\text{ma200}(t)-\text{ma200}(t-1))<0$ et $(\text{ma150}(t)-\text{ma150}(t-1))<0$ et $(\text{close}(t)-\text{ma200}(t))<0$ et nombre de positions vendeuses au temps t inférieur à 50

-Exit short si : $(\text{ma200}(t)-\text{ma200}(t-1))>0$ ou $(\text{ma150}(t)-\text{ma150}(t-1))>0$

III.2.3.3 Performances du modèle

Le tableau III.2.20 montre les performances des modèles à changement de régime (système 1 pour celui qui est basé sur les Haar et système celui qui est basé sur les moyennes mobiles). Chaque système a été sur les données sur NASDAQ (1962-2015), S&P500 (1962-2015), CAC40 (1965-2015) et DAX (1962-2015). Le calcul des coûts des transactions a été pris en compte dans l'évaluation des performances. D'après les résultats obtenus, le modèle à changement de régime basé sur les Haar et moyenne mobile sont capable de faire mieux que la stratégie buy-and-hold sur les positions acheteuses. Les moyennes des rendements sont toutes significatives, on rejette ainsi l'hypothèse nulle d'égalité de rendements avec le buy-and-hold en présence de coût de transaction. Le modèle basé sur les Haar surperforme celui basé sur les

Indices	Stratégies	N(buy)	N(sell)	Mean buy return	Mean sell return
S&P500	Système 1	3010	1123	0,0263 (5,08)	0,0131 (1,25)
	Système 2	2823	1534	0,0215 (4,91)	-0,0014 (0,56)
NASDAQ	Système 1	2669	1316	0,0464 (6,44)	0,0063 (0,78)
	Système 2	2471	1484	0,0459 (6,39)	0,013 (1,18)
CAC40	Système 1	2595	1348	0,0215 (3,59)	0,0081 (0,97)
	Système 2	2440	1254	0,029 (4,52)	-0,0001 (0,52)
DAX	Système 1	2384	2393	0,064 (6,93)	0,0113 (1,33)
	Système 2	2218	1757	0,058 (6,86)	-0,0077 (0,13)

TABLE III.2.20 – Performances du modèle à changement de régime sur les données du NASDAQ, S&P500, CAC40 et DAX en présence de coût de transaction (0,5%)

moyennes mobiles en termes de performance sauf pour le cas du CAC40 à l'achat, et le NASDAQ à la vente. En ce qui concerne, les performances sur les positions vendeuses, les modèles à changement de régime ne sont guère meilleurs. La meilleure performance a été obtenue sur l'indice du S&P500 (1,31%) contrairement à celle obtenue sur le DAX (6,4%) en achat avec le système 1. Si dans la section précédente, c'étaient les stratégies basées sur les moyennes mobiles qui avaient plus de transactions sur les positions acheteuses ou vendeuses. Sur le modèle à changement de régime, on remarque que c'est le système basé sur les Haar qui donnent plus de transactions à l'achat et à la vente.

Les résultats obtenus sont ainsi en désaccord avec l'hypothèse d'efficience des marchés, en effet, en présence de coût de transaction, on a expérimenté si l'on pouvait battre la stratégie buy-and-hond sur une longue période (depuis les 60 à 2015). Au vu des résultats, le système 1 est meilleur que le système 2 notamment sur les résultats sur les positions acheteuses. Ce constat est plus marqué sur les positions vendeuses, car le système générait des rendements négatifs sur le S&P500, CAC40 et le DAX, soit un rendement négatif sur les 3 indices. Or le système 1 n'a généré qu'un rendement négatif lors de l'évaluation, soit le rendement obtenu sur le CAC40.

Conclusion

Depuis la formulation de l'hypothèse d'efficience des marchés, beaucoup d'auteurs ont tenté de vérifier sa validité. L'un des tests les plus populaires reste sans doute l'évaluation des techniques de trading pour connaître s'il est possible de battre la stratégie buy-and-hold et ainsi de réaliser des profits anormaux. La plupart de ces évaluations reposent sur les indicateurs techniques issus du filtrage des signaux. D'ailleurs, les filtres de lissage ont alimenté les débats notamment sur leur utilisation dans l'élaboration d'indicateurs techniques. L'un des plus célèbres parmi ces indicateurs reste sans doute la moyenne mobile simple. Pouvant être courte ou longue, elle sert de repère pour identifier les tendances sur le marché. Dans le cadre de la construction du système à changement de régime, les indicateurs basés sur les ondelettes de Haar et les moyennes mobiles ont confirmé les résultats de la littérature sur l'utilisation de ces outils. En effet, les résultats sur l'utilisation des filtres de lissage révèlent la possibilité de capturer les tendances sur le marché. À travers ce travail, on a montré que le processus de lissage issu de la décomposition en ondelettes de Haar présente également des intérêts comme pour les moyennes mobiles. D'ailleurs, elle a permis, avec les moyennes mobiles l'élaboration du système de trading capable de capturer les changements de tendance sur le marché. De plus, les modèles de changement de régime évalués ont pu générer des rendements supérieurs à celui de la stratégie basée sur le buy-and-hold, contrairement à l'énoncé de l'hypothèse d'efficience des marchés au sens faible.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'hypothèse d'efficience des marchés financiers (EMH) a suscité d'innombrables controverses depuis les années 60. Elle a favorisé les investigations sur les études des séries financières qui portent davantage sur leur nature et la validité de l'EMH. Cette hypothèse repose sur le fait que les anticipations des différents acteurs du marché reflètent les valeurs fondamentales des prix cotés sur celui-ci. Les différentes interactions des acteurs du marché rendent alors les processus qui régissent les prix qui y sont cotés imprévisibles. L'EMH repose ainsi sur le fait qu'il est impossible d'anticiper les réactions des participants puisque cela reviendrait à prédire l'évolution future des prix, qui se rapproche de la marche au hasard. Elle est toujours d'actualité et ne cesse d'alimenter les débats au sein des sphères économiques et financières. Cette théorie qui à la base décrit le fonctionnement du marché a suscité la curiosité de myriades d'auteurs, d'académiciens ou de praticiens du marché.

L'efficience des marchés financiers a entraîné dans son sillage d'importants questionnements, notamment sur sa validité. Des travaux ont essayé d'apporter des réponses, soient en défendant cette théorie ou au contraire trouver des ambiguïtés, des anomalies qui pourraient l'invalider. Toutefois, [Fama \(1970\)](#) affirme une difficulté quant aux diverses possibilités pour la remettre en cause, notamment sur l'impossibilité de tester directement l'efficience des marchés sans un modèle de formation de prix. Les diverses approches qui concernent les tests de l'efficience faible sont nombreuses dans la littérature, revêtant plusieurs aspects, mais qui ont globalement un seul but : celui d'invalider le modèle de marche aléatoire, qui est le socle de cette théorie. Différents types de tests ont été conduits par d'innombrables auteurs afin de vérifier les hypothèses qui ont mené à l'établissement de cette théorie. L'un des tests les plus populaires est sans doute le recours à l'analyse technique pour statuer s'il est possible ou non de battre la stratégie buy-and-hold sur

le long terme en réalisant des profits anormaux ou en excès tout en ayant une stratégie active. La plupart de ces évaluations reposent sur les indicateurs techniques issus du filtrage des signaux. D'ailleurs, l'utilisation des filtres de lissage par l'analyse technique a entraîné le doute chez de nombreux auteurs notamment ceux du milieu académique, qui restent perplexes quant à leur efficacité. En effet, l'un des indicateurs le plus utilisé est la moyenne mobile simple, pouvant être courte ou longue et qui sert de repère pour identifier les tendances du marché. Toutefois, [Lo et al. \(2000\)](#) montrent que les outils de l'analyse technique offrent la possibilité de détecter les tendances sur le marché et peuvent être utiles pour les décisions d'investissement. Si la plupart des indicateurs techniques se reposent sur le filtrage, comme la mise en place des moyennes mobiles simples ou exponentielles, ce type de lissage ne permet pas d'avoir une bonne représentation dans le domaine fréquentiel. Toutefois, cet inconvénient est pris en compte par l'analyse par ondelettes qui permet de disposer d'outils capables d'avoir une bonne représentation aussi bien dans le domaine temporel, que dans le domaine fréquentiel. En ce sens, le filtrage réalisé par l'analyse par ondelettes serait à priori meilleur que celui réalisé avec les différents types de moyenne mobile existante. En partant de ce constat, les travaux de recherche que nous avons menés dans le cadre de cette thèse portent sur les apports de la théorie des ondelettes de Haar, sur le test d'efficience faible, sur les indices boursiers du NASDAQ, S&P500, CAC40 et du DAX. L'avantage de la décomposition en ondelettes est d'être bien localisé dans le domaine temporel et le domaine fréquentiel. Ainsi, le filtrage réalisé par les ondelettes réduirait les pertes d'information dans le domaine fréquentiel.

Les tests effectués dans cette thèse reposent sur l'évaluation des systèmes de trading qui utilisent les indicateurs techniques pour générer les positions acheteuses et vendeuses. Ces indicateurs techniques sont les moyennes mobiles simples, adaptatives et les indicateurs issus de la décomposition des ondelettes de Haar. L'utilisation de ces indicateurs techniques nous a amené à la création du modèle à changement de régime dont les performances surpassent celles de la stratégie buy-and-hold depuis les années 60, même en présence des coûts de transaction. Nos résultats confirment ainsi la possibi-

lité de battre le marché et de remettre en cause l'EMH au sens faible sur les marchés américains et européens.

L'analyse des propriétés statistiques des séries de rentabilité financières montre que ces séries ne présentent pas de mémoire sur le court terme. Toutefois, les informations fournies par l'exposant de Hurst exhibent la présence de mémoire longue sur les données utilisées. C'est à ce titre que l'utilisation des indicateurs techniques peut se révéler intéressante, car ces derniers offrent la possibilité de capter les tendances et saisonnalités qui sont souvent associées à la présence de mémoire longue dans les séries financières. D'un point de vue de l'analyse technique, il est possible d'exploiter les informations contenues dans l'historique des cours, en les extrapolant pour réaliser les anticipations futures. Elle assume ainsi qu'il y a présence de mémoire sur le long terme dans les séries financières. Toutefois d'un point de vue économétrique, on a tendance à étudier les rentabilités financières, car la modélisation ne peut se faire que si on supprime les sources de stationnarité. Une approche critiquée par [GRANGER et al. \(1964\)](#), car selon l'auteur « cette suppression entraîne la perte d'informations dans les basses fréquences ». Cela a également pour effet de créer une distorsion dans l'analyse des cycles dans le domaine fréquentiel. La suppression de la tendance entraîne un biais dans la composante spectrale des résidus pour les fréquences basses, alors que ces dernières sont associées aux cycles et tendances qui apparaissent en économie. Si la modélisation économétrique se concentre davantage sur les rentabilités des séries financières, l'analyse technique manipule directement les cours. On a donc deux approches divergentes qui exploitent différemment les informations fournies par les séries financières. D'ailleurs, cette différence se retrouve également dans les croyances entre académiciens et praticiens du marché puisque l'analyse technique contredit l'hypothèse d'efficience des marchés financiers. En partant de cette contradiction, nous avons testé s'il est possible d'exploiter les informations contenues dans l'historique des cours en utilisant les indicateurs techniques (la moyenne mobile simple, adaptative, et les indicateurs $Haar_j$). Nous avons ainsi supposé que l'historique des cours renferme les informations utiles qui peuvent être exploitées pour anticiper leur évolution future. Nous avons ainsi évalué les performances de

ces indicateurs, d'abord sur les données du S&P500 sur la période de 1962 à 2015. Lors de cette expérimentation, on a considéré deux sous-périodes qui vont de 1962 à 1999 et de 2000 à 2015 pour la seconde période. Les raisons de ce choix résident dans l'analyse des propriétés des rentabilités logarithmiques du S&P500, en particulier, la stationnarité, la présence de mémoire, l'autocorrélation et l'hétéroscédasticité conditionnelle dans les rentabilités. Les résultats mentionnés dans la littérature affirment que la période avant 2000 est une période où le marché est tendanciel pour le marché américain. Toutefois, à partir des années 2000, on assiste à un changement dans l'évolution des cours, car ces derniers sont dans une phase de retour à la moyenne. Par conséquent, le passage d'une phase tendancielle à retour à la moyenne est conditionné par une phase de changement de régime du marché entre les années 1999 et 2000 selon les travaux [Lee et Strazicich \(2003\)](#) et [Lee et al. \(2010\)](#). Ces changements de régime sont associés à des ruptures de tendance. On entend par rupture de tendance, un changement de direction dans l'évolution des prix. Dans le cas du S&P500, cette rupture fait passer l'évolution des cours, d'une tendance à la hausse vers une tendance à la baisse entre ces deux dates. Ces ruptures de tendance constituent un obstacle à lever pour la plupart des systèmes de trading. En effet, ces changements de caractéristiques sont difficiles à anticiper selon ces auteurs. Nous avons ainsi testé si ces affirmations sont vérifiables à l'aide des indicateurs techniques que nous avons construits à partir des ondelettes de Haar et des différentes moyennes mobiles. Les principaux résultats obtenus ont montré que sur la période de 1962 à 1999, la plupart des stratégies basées sur les indicateurs techniques battent le marché, essentiellement sur les positions acheteuses. En revanche, les résultats se dégradent sur la période de 2000-2015, période où l'indice du S&P500 exhibe une caractéristique de retour en espérance. Toutefois, seuls les indicateurs $FRAMA_E(40, 250, 252)$, HAAR8, MA200 donnent des résultats significatifs par rapport au t-test pour le mode 1 et $FRAMA_E(40, 250, 252)$, HAAR7, HAAR8, MA150 et MA200 pour le mode 2. Ces résultats montrent ainsi qu'il est possible de battre le marché au moyen de l'analyse technique. Toutefois, ces résultats sont étroitement liés à plusieurs paramètres tels que le choix du type d'indicateur, le degré de

filtrage associé et la présence de mémoire ou non dans les cours boursiers. Le succès de l'utilisation des indicateurs techniques utilisé dans cette thèse, qui a pour but de lisser les cours boursiers repose à priori sur les critères suivants. Premièrement la présence de mémoire constitue une condition nécessaire pour réaliser de bonnes prévisions. Deuxièmement, il faut disposer d'un indicateur technique capable d'exploiter cette information de façon optimale. De plus, cette utilisation peut se faire directement en l'incluant celle-ci dans les indicateurs techniques via la dimension fractale. Toutefois, l'absence d'approche rigoureuse qui délimite concrètement son utilisation rend difficile son incorporation dans les indicateurs techniques. Au vu des résultats sur l'évaluation des indicateurs sur les données du S&P500, nous pouvons également remarquer que les indicateurs HAAR7, Haar8, MA150 et MA200 lissent davantage les cours. En procédant ainsi, l'impact du changement de régime a été limité sur les performances de ces indicateurs techniques.

Un résultat qui nous a paru important concerne également les modes utilisés pour générer les signaux d'achat et de vente. On peut noter que ces deux modes sont complémentaires, conclusion qui est confirmée par le modèle à changement de régime. Cette complémentarité résulte du fait que la combinaison des modes 1 et 2 a permis aux modèles à changement de régime de battre la stratégie buy-and-hold sur le long terme, et ce, sur les marchés américains et européens. L'association de ces deux modes montre la possibilité d'exploiter les informations contenues dans les historiques des cours afin de réaliser de meilleures anticipations des évolutions des prix. Si le modèle à changement de régime constitue une approche intéressante sur la prise en compte des informations fournies par chaque indicateur technique, sa mise en place est soumise à quelques restrictions.

En ce qui concerne ce modèle, sa création a nécessité plusieurs étapes, car un tel système doit pouvoir mieux associer les performances de plusieurs indicateurs techniques. Dans un premier temps, il nous a fallu déterminer les règles de trading que nous devons combiner. Puis, nous nous sommes servis des données du S&P500 pour évaluer les performances des différents indicateurs techniques suivant deux modes de génération de règles. Après

avoir sélectionné les meilleures règles de trading générées par les indicateurs $Haar_j$ et les moyennes mobiles, nous les avons combinés pour construire le modèle à changement de régime. Par la suite, nous avons testé ce modèle sur les données du S&P500, NASDAQ, CAC40 et le DAX sur une longue période en y incluant les coûts de transaction. Les résultats obtenus répondent ainsi à plusieurs questionnements de la recherche sur la remise en cause de l'EMH au sens faible et ceux que nous avons posés dans cette thèse. Premièrement, l'utilisation de filtres de lissage permet de réaliser de meilleures anticipations lorsque le marché présente une structure de dépendance de long terme. De plus, l'association de plusieurs règles de trading contribue à améliorer significativement les performances des stratégies sur les positions acheteuses. Deuxièmement, l'utilisation de la décomposition de Haar a permis la création d'indicateurs techniques qui peuvent rivaliser avec les moyennes mobiles simples. On a ainsi montré que l'indicateur Haar8 est capable de mieux s'adapter au changement de phase du marché. L'intérêt des indicateurs $Haar_j$ se reflète également dans le modèle à changement de régime puisque les systèmes basés sur ces indicateurs offrent de meilleures performances par rapport aux systèmes basés sur les moyennes mobiles simples. Par conséquent, cette thèse offre des contributions théoriques et pratiques tant pour les académiciens que pour les praticiens du marché. D'un point de vue théorique, l'approche réalisée dans cette thèse se veut être originale, car nous avons utilisé et testé l'efficacité des approximations de la décomposition en ondelettes de Haar comme indicateur technique. Cette initiative peut être également étendue aux autres familles d'ondelettes, ainsi, il existerait une infinité de possibilités sur la création d'indicateurs basés sur la décomposition en ondelettes car on peut créer une infinité de familles d'ondelettes selon l'analyse multi-résolution. Nos résultats renforcent également l'intérêt de disposer des outils issus du traitement du signal comme l'analyse par ondelettes, pour mieux comprendre la dynamique des séries financières, et la nécessité de ne pas recourir systématiquement à la suppression de tendance.

Les apports managériaux de nos travaux s'adressent particulièrement à ceux qui utilisent l'analyse technique pour les stratégies d'investissement. Soit

dans le cadre personnel pour l'investisseur indépendant, ou professionnel pour les institutions financières, les banques d'investissement qui souhaitent mieux appréhender le couple rentabilité/risque. Nos travaux ont permis ainsi de montrer qu'il est possible de limiter les impacts des changements de régime lorsque ces derniers surviennent. Bien que nous ayons su répondre à plusieurs questions concernant les apports de la théorie des ondelettes sur les tests de l'efficience faible, plusieurs questions restent ouvertes et quelques perspectives de recherche pourraient être poursuivies. Ces questions concernent ainsi les limites de notre recherche sur le plan théorique et pratique. Sur le plan théorique, nous avons notamment introduit le concept de bruit comme étant un élément indésirable et qu'il faut le supprimer via le filtrage réalisé par les indicateurs techniques. Nous avons adopté cette idée dans le but de simplifier nos hypothèses, car il n'existe pas, à notre connaissance des travaux qui étudient le contenu spectral des séries financières en donnant par la suite les caractéristiques du bruit. La quantification du niveau de bruit reste un élément clé pour le choix du filtrage, notamment sur la longueur de la moyenne mobile ou le niveau de résolution à adopter pour la décomposition en ondelettes. Ainsi, la seule possibilité de s'affranchir de la connaissance réside à priori dans la disposition de longues données et de tester les indicateurs techniques afin d'y déterminer celui qui réalise le filtrage optimal. Enfin, la seconde limitation de notre recherche se trouve également dans les évaluations de performances des indicateurs techniques, la prise en compte des réalités du marché notamment toutes les sources de coûts de transaction, l'inclusion des dividendes, le slippage, les rollover, etc.

ANNEXES

A

III.1.1 PERFORMANCES DES INDICATEURS DE HAAR ET
MOYENNES MOBILES

III.1.1.1 Période de 1962-2015

III.1.1.1.1 Positions acheteuses

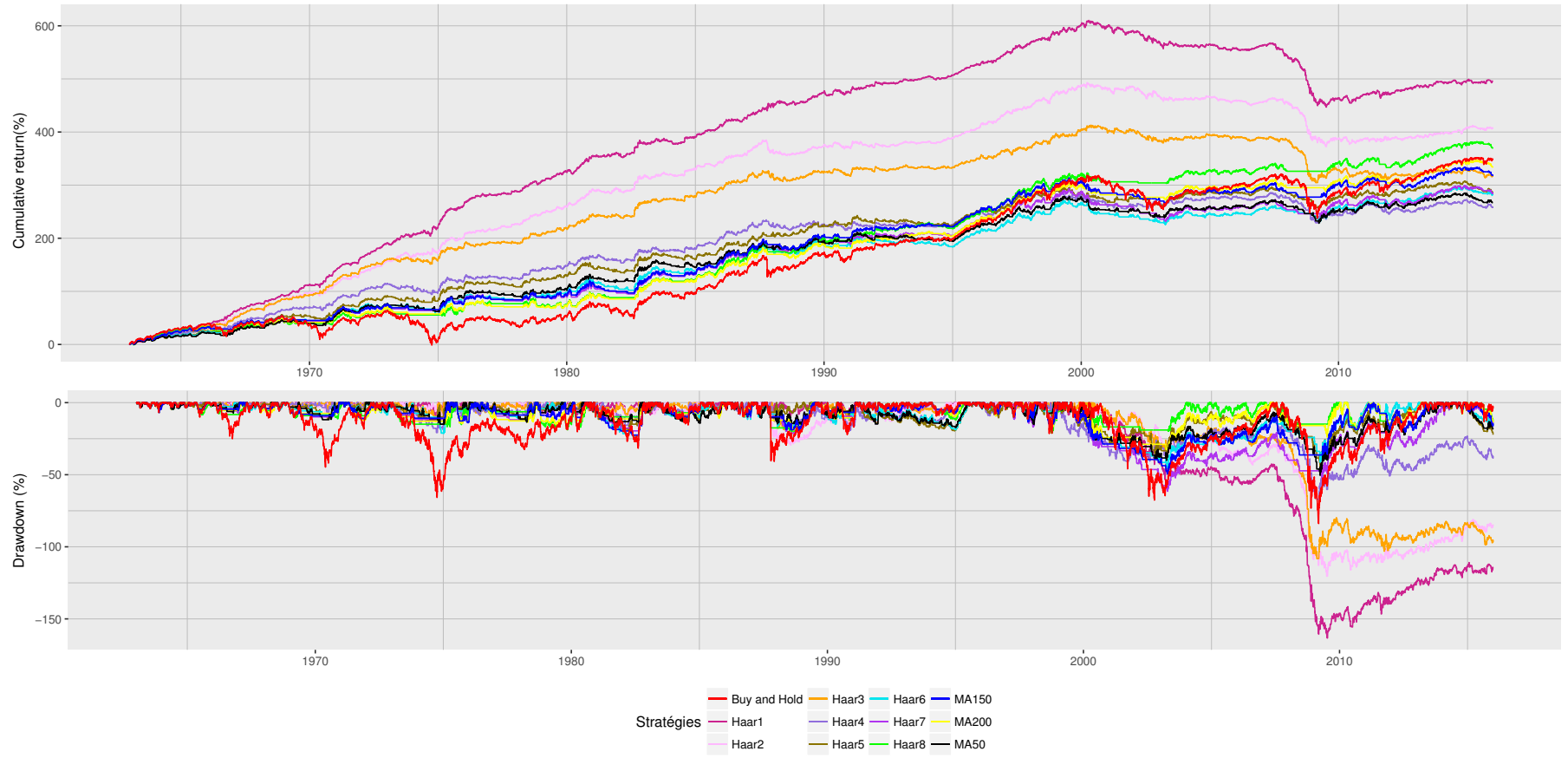


FIGURE A.1 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.1 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	6,57	9,35	7,69	5,97	4,89	5,42	5,34	5,39	6,98	5,07	6,03	6,32
Cumulative Return(%)	347,79	495,08	407,38	315,96	258,95	287	282,78	285,25	369,64	268,29	319,06	334,52
Annualized Volatility(%)	16,22	10,76	10,51	10,48	10,08	9,95	10,06	10,23	10,71	10,01	10,25	10,43
Sharpe Ratio	0,41	0,87	0,73	0,57	0,49	0,54	0,53	0,53	0,65	0,51	0,59	0,6
Maximum Daily Profit(%)	10,96	8,71	5,27	6,84	6,84	4,65	3,84	4,65	4,99	3,84	4,65	4,99
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-9,35	-9,47	-9,47	-9,35	-7,01	-7,01	-7,11	-7,11	-7,01	-7,11	-7,11
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-163,3	-120,35	-108,18	-67,05	-44,07	-45,31	-61,52	-20,99	-50,47	-49,64	-33,24
Winning trades(%)	52,91	55,14	54,25	53,68	53,32	53,35	53,49	53,77	53,94	53,28	53,93	53,89
Losing trades(%)	47,09	44,86	45,75	46,32	46,68	46,65	46,51	46,23	46,06	46,72	46,07	46,11
Number of Up Periods	7035	3864	3954	4036	4155	4333	4537	4768	5150	4440	4827	4977
Number of Down Periods	6260	3144	3334	3483	3637	3789	3945	4100	4398	3893	4123	4258
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,68	0,65	0,62	0,61	0,58	0,58	0,57	0,56	0,57	0,57	0,57	0,57
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,71	-0,64	-0,61	-0,61	-0,59	-0,58	-0,58	-0,59	-0,59	-0,58	-0,58	-0,58
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,96	1,01	1,01	0,99	0,98	0,99	0,98	0,96	0,98	0,98	0,97	0,97
Probability of 10(%) Loss(%)	98,91	96,65	97,11	97,76	98,1	97,91	98,02	98,07	97,73	98,09	97,86	97,84
Profits T-Statistics	47,63	100,36	84,56	65,75	56,06	62,9	61,23	60,71	74,96	59,32	68,4	69,8

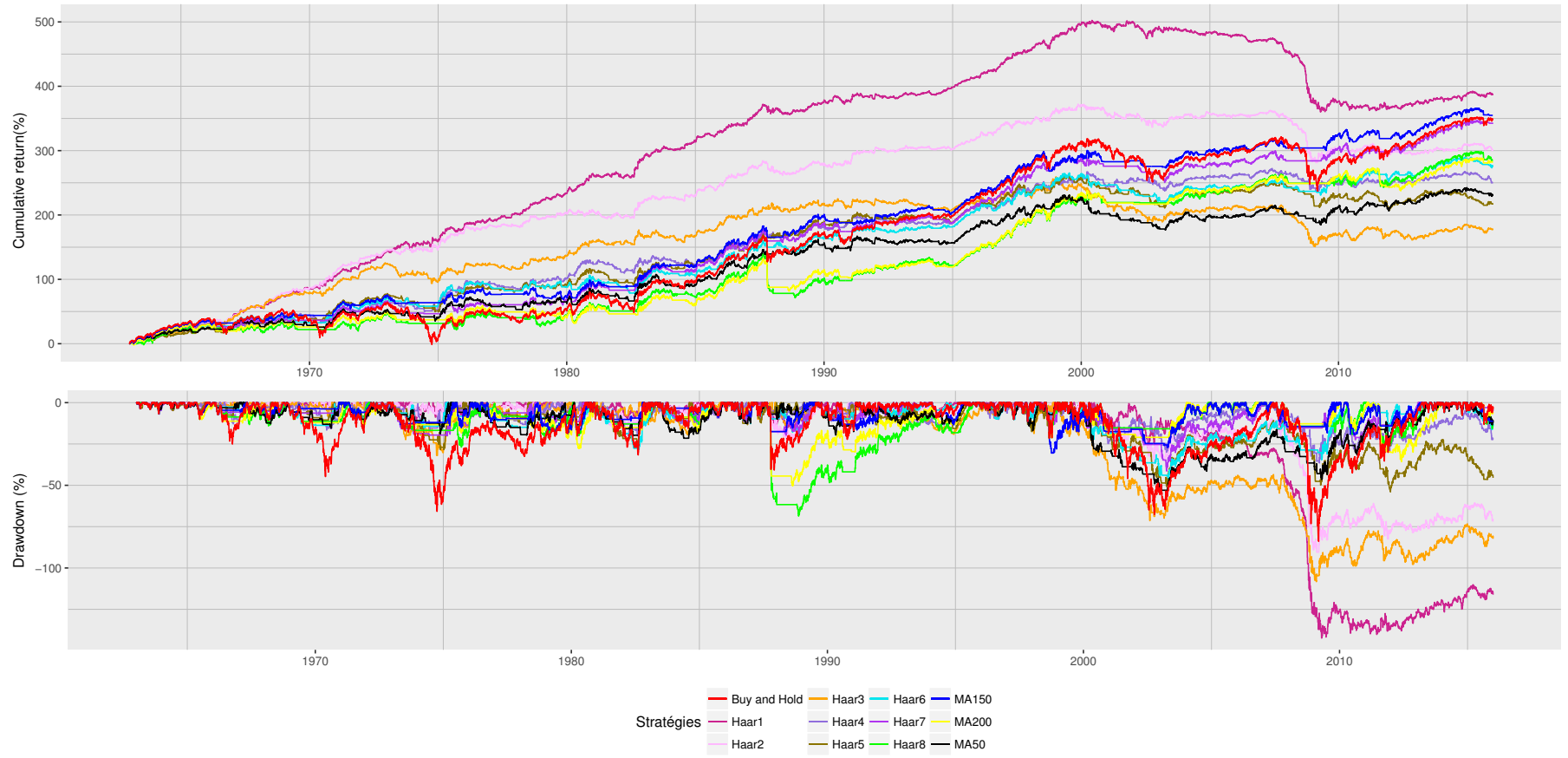


FIGURE A.2 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

TABLE A.2 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	6,57	7,31	5,69	3,38	4,75	4,12	5,24	6,5	5,4	4,38	6,73	5,35
Cumulative Return(%)	347,79	386,84	301,31	178,94	251,67	218,31	277,39	343,9	285,6	231,78	356,44	283,13
Annualized Volatility(%)	16,22	10,5	10,44	10,16	10,07	10,17	10,16	10,55	11,94	10,19	10,7	11,51
Sharpe Ratio	0,41	0,69	0,54	0,33	0,47	0,4	0,51	0,61	0,45	0,44	0,62	0,46
Maximum Daily Profit(%)	10,96	5,27	6,84	6,84	6,84	4,65	4,3	4,99	4,99	4,3	4,99	4,99
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-9,47	-9,47	-9,35	-7,01	-7,11	-7,11	-7,11	-22,9	-7,11	-7,11	-22,9
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-142,39	-90,43	-108,28	-36,5	-53,97	-45,81	-41,37	-68,64	-54,58	-30,47	-50,44
Winning trades(%)	52,91	53,92	53,63	53,25	53,25	53,14	53,76	54,09	53,73	53,29	53,98	53,67
Losing trades(%)	47,09	46,08	46,37	46,75	46,75	46,86	46,24	45,91	46,27	46,71	46,02	46,33
Number of Up Periods	7035	3854	3933	4051	4189	4332	4631	4930	5265	4509	5003	5131
Number of Down Periods	6260	3293	3400	3557	3678	3820	3983	4184	4534	3953	4265	4430
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,68	0,626	0,6086	0,5823	0,5839	0,5813	0,5697	0,5759	0,59	0,5725	0,5775	0,5828
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,71	-0,6152	-0,6154	-0,6129	-0,5966	-0,6021	-0,5928	-0,5964	-0,6221	-0,5944	-0,5938	-0,6111
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,96	1,02	0,99	0,95	0,98	0,97	0,96	0,97	0,95	0,96	0,97	0,95
Probability of 10(%) Loss(%)	98,91	97,23	97,83	98,69	98,18	98,48	98,11	97,82	98,42	98,4	97,77	98,35
Profits T-Statistics	47,63	80,03	62,66	38,26	54,25	46,6	59,3	70,81	51,96	50,5	72,07	53,31

III.1.1.1.2 Positions vendeuses

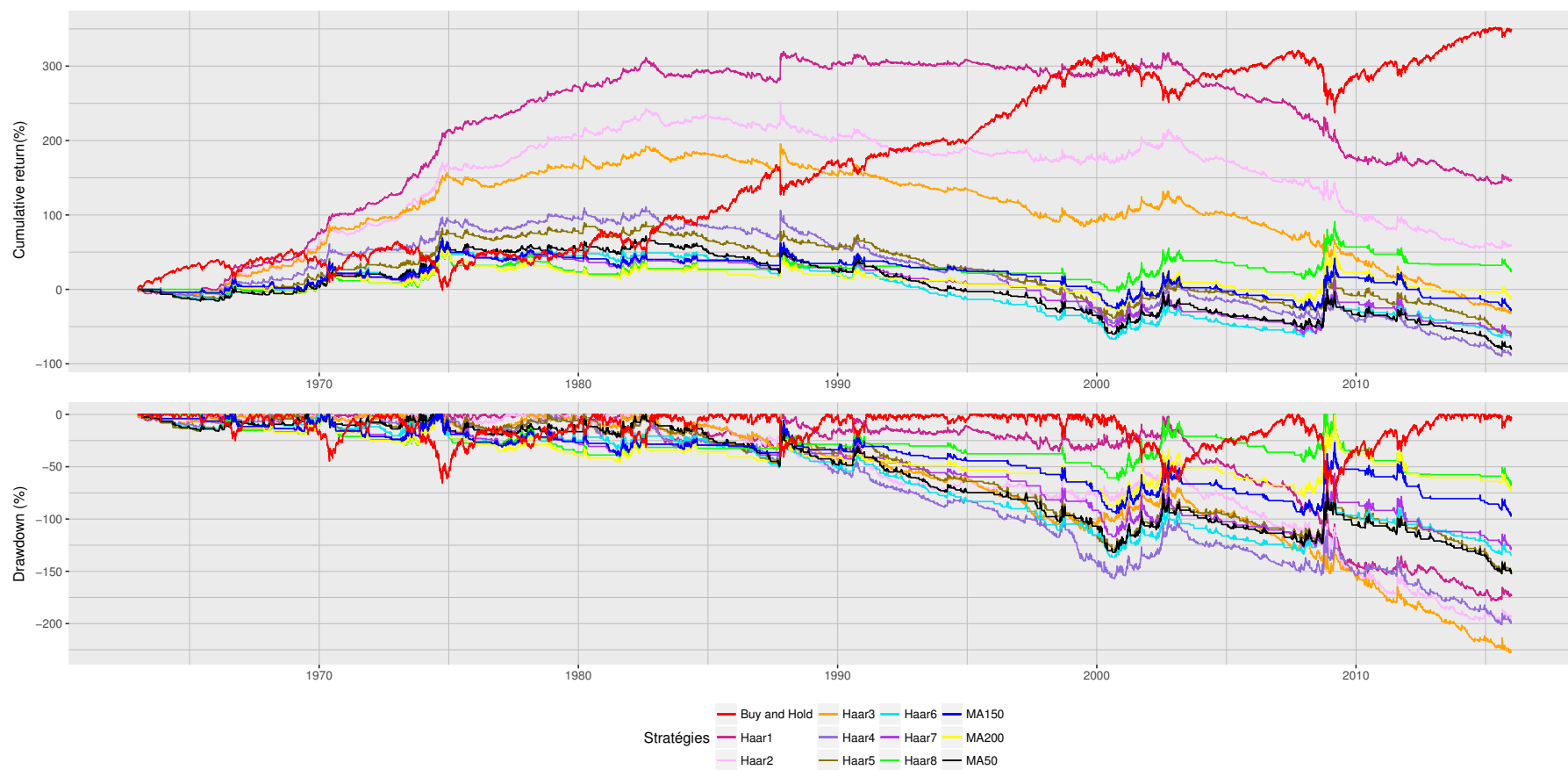


FIGURE A.3 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.3 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	6,57	2,78	1,13	-0,6	-1,68	-1,15	-1,23	-1,18	0,44	-1,5	-0,54	-0,25
Cumulative Return(%)	347,79	147,29	59,59	-31,83	-88,84	-60,79	-65,01	-62,54	23,45	-79,5	-28,73	-13,27
Annualized Volatility(%)	16,22	12,13	12,35	12,38	12,71	12,81	12,72	12,59	12,18	12,76	12,57	12,42
Sharpe Ratio	0,41	0,23	0,09	-0,05	-0,13	-0,09	-0,1	-0,09	0,04	-0,12	-0,05	-0,03
Maximum Daily Profit(%)	10,96	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-178,34	-197,38	-227,88	-200,86	-151,72	-136,39	-129,35	-67,99	-152,35	-97,35	-89,54
Winning trades(%)	52,91	49,56	48,71	48,08	47,66	47,77	48,1	48,79	49,69	47,7	49,18	49,31
Losing trades(%)	47,09	50,44	51,29	51,92	52,34	52,23	51,9	51,21	50,31	52,3	50,82	50,69
Number of Up Periods	7035	3116	2926	2777	2623	2471	2315	2160	1860	2367	2137	2002
Number of Down Periods	6260	3171	3081	2999	2880	2702	2498	2267	1883	2595	2208	2058
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,68	0,77	0,81	0,82	0,86	0,89	0,91	0,93	0,99	0,91	0,94	0,96
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,71	-0,71	-0,75	-0,77	-0,81	-0,84	-0,87	-0,92	-0,96	-0,86	-0,92	-0,94
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,96	1,08	1,08	1,07	1,06	1,06	1,05	1,02	1,03	1,06	1,02	1,02
Probability of 10(%) Loss(%)	98,91	99,15	99,67	100	100	100	100	100	99,87	100	100	100
Profits T-Statistics	47,63	26,37	10,48	-5,58	-15,18	-10,3	-11,1	-10,78	4,18	-13,84	-5,36	-3,56

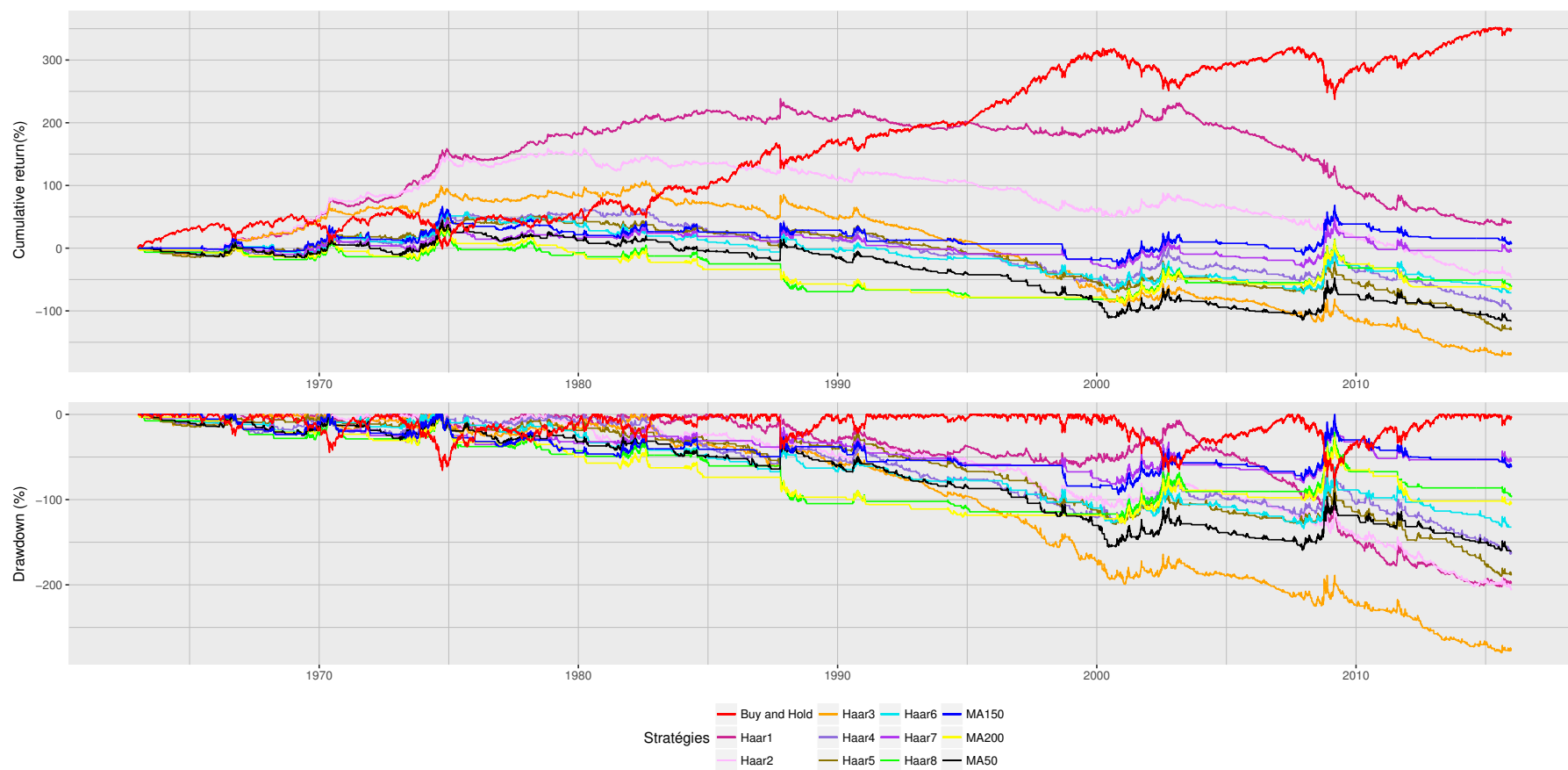


FIGURE A.4 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

TABLE A.4 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	6,57	0,73	-0,89	-3,2	-1,83	-2,46	-1,34	-0,09	-1,13	-2,19	0,16	-1,22
Cumulative Return(%)	347,79	38,4	-47,13	-169,5	-96,77	-130,13	-71,05	-4,55	-59,62	-116,01	8,65	-64,66
Annualized Volatility(%)	16,22	12,36	12,41	12,65	12,71	12,64	12,65	12,32	10,98	12,62	12,19	11,43
Sharpe Ratio	0,41	0,06	-0,07	-0,25	-0,14	-0,19	-0,11	-0,01	-0,1	-0,18	0	-0,12
Maximum Daily Profit(%)	10,96	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	9,47	22,9	22,9	9,47
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-202,08	-205,74	-279,75	-164,08	-189,94	-134,13	-82,48	-121,96	-160,62	-94,16	-128,38
Winning trades(%)	52,91	48,25	47,96	47,52	47,56	47,43	48,63	49,64	49,38	47,73	49,54	49,01
Losing trades(%)	47,09	51,75	52,04	52,48	52,44	52,57	51,37	50,36	50,62	52,27	50,46	50,99
Number of Up Periods	7035	2966	2859	2702	2581	2439	2276	2075	1724	2307	1995	1830
Number of Down Periods	6260	3181	3102	2984	2846	2703	2404	2105	1767	2526	2032	1904
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,68	0,807	0,8139	0,8288	0,8621	0,869	0,9044	0,9273	0,9274	0,8975	0,9461	0,9361
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,71	-0,7404	-0,7654	-0,8073	-0,8159	-0,8323	-0,8858	-0,9162	-0,9385	-0,8656	-0,9246	-0,9337
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,96	1,09	1,06	1,03	1,06	1,04	1,02	1,01	0,99	1,04	1,02	1
Probability of 10(%) Loss(%)	98,91	99,79	100	100	100	100	100	100	100	100	99,95	100
Profits T-Statistics	47,63	6,74	-8,25	-29,1	-16,53	-22,36	-12,2	-0,8	-11,79	-20,7	-0,01	-14,11

III.1.1.2 Période de 1962-1999

III.1.1.2.1 Positions acheteuses

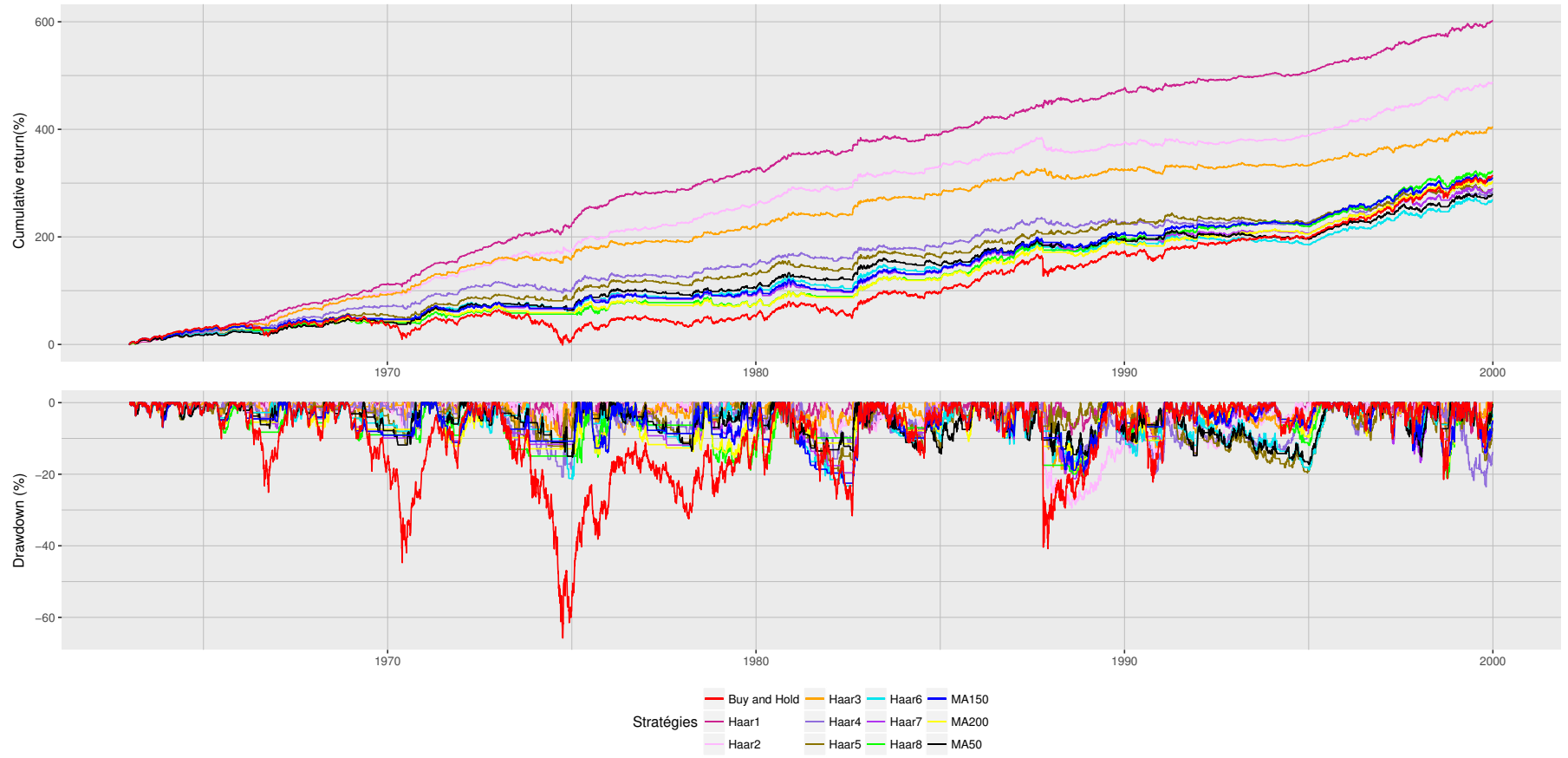


FIGURE A.5 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.5 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	8,51	16,3	13,2	10,95	7,68	7,85	7,28	7,84	8,74	7,57	8,4	8,2
Cumulative Return(%)	314,78	602,59	488,19	404,95	283,99	290,21	269,28	289,94	323,1	279,83	310,43	303,22
Annualized Volatility(%)	14,21	9,45	9,39	9,28	9,18	9,45	9,63	9,95	10,51	9,56	10,01	10,24
Sharpe Ratio	0,61	1,71	1,4	1,17	0,83	0,83	0,75	0,78	0,83	0,8	0,84	0,8
Maximum Daily Profit(%)	8,71	8,71	4,65	4,65	3,84	3,84	3,84	3,84	4,99	3,84	3,84	4,99
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-7,01	-8,64	-7,01	-7,01	-7,01	-7,01	-7,11	-7,11	-7,01	-7,11	-7,11
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-11,22	-29,47	-19,97	-23,53	-19,65	-23,27	-21,25	-20,99	-17,28	-22,51	-19,73
Winning trades(%)	52,84	57,32	55,47	54,63	53,82	53,61	53,71	53,93	53,92	53,54	54,11	53,9
Losing trades(%)	47,16	42,68	44,53	45,37	46,18	46,39	46,29	46,07	46,08	46,46	45,89	46,1
Number of Up Periods	4900	2793	2811	2870	2934	3048	3213	3392	3682	3147	3449	3556
Number of Down Periods	4373	2080	2257	2384	2518	2637	2769	2898	3147	2731	2925	3041
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,62	0,61	0,59	0,56	0,56	0,56	0,56	0,57	0,56	0,56	0,56
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,55	-0,54	-0,54	-0,54	-0,54	-0,55	-0,55	-0,56	-0,54	-0,55	-0,56
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,14	1,13	1,09	1,04	1,04	1,01	1,01	1,01	1,03	1,01	1,01
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	93,1	94,31	95,28	96,62	96,71	97,1	97,05	97,06	96,93	96,89	97,11
Profits T-Statistics	58,73	165,3	134,82	113,12	80,2	79,64	72,5	75,59	79,74	77,7	81,37	77,13

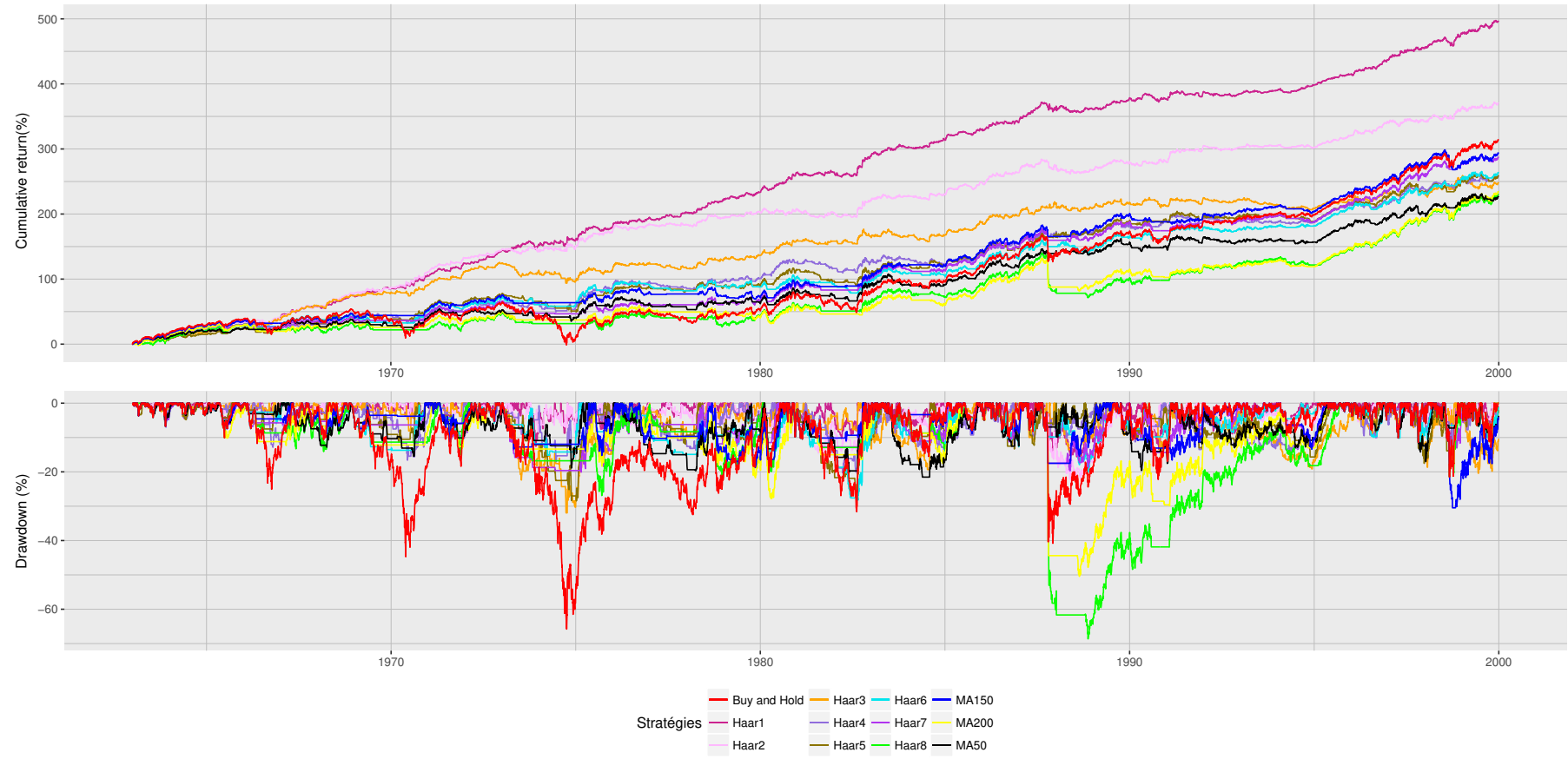


FIGURE A.6 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

TABLE A.6 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	8,51	13,46	10,07	6,79	7,02	7,08	7,21	7,85	6,25	6,2	8,01	6,35
Cumulative Return(%)	314,78	497,58	372,17	250,97	259,34	261,79	266,67	290,19	230,78	229,12	296,18	234,91
Annualized Volatility(%)	14,21	9,29	9,39	9,17	9,36	9,74	9,91	10,3	11,71	9,83	10,45	11,43
Sharpe Ratio	0,61	1,44	1,07	0,74	0,74	0,72	0,72	0,76	0,53	0,64	0,76	0,55
Maximum Daily Profit(%)	8,71	4,81	4,96	4,09	3,84	3,84	3,84	4,99	4,99	3,84	4,99	4,99
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-7,01	-8,64	-7,01	-7,01	-7,11	-7,11	-7,11	-22,9	-7,11	-7,11	-22,9
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-15,98	-22,17	-31,95	-20,32	-28,46	-28,26	-20,1	-68,64	-21,53	-30,47	-50,44
Winning trades(%)	52,84	55,35	54,46	53,89	53,44	53,71	53,88	54,07	53,52	53,32	54,09	53,52
Losing trades(%)	47,16	44,65	45,54	46,11	46,56	46,29	46,12	45,93	46,48	46,68	45,91	46,48
Number of Up Periods	4900	2763	2809	2870	2950	3091	3317	3517	3717	3194	3574	3631
Number of Down Periods	4373	2229	2349	2456	2570	2664	2839	2987	3228	2796	3034	3153
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,6112	0,5908	0,5585	0,5656	0,5693	0,5605	0,5652	0,5735	0,5616	0,5641	0,5721
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,5344	-0,5481	-0,5504	-0,5483	-0,5623	-0,561	-0,5683	-0,5889	-0,5596	-0,5669	-0,5844
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,14	1,08	1,01	1,03	1,01	1	0,99	0,97	1	1	0,98
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	94,15	95,66	96,98	97,02	97,2	97,28	97,25	98,05	97,59	97,23	97,94
Profits T-Statistics	58,73	138,89	102,83	70,96	71,86	69,72	69,82	73,03	51,11	61,64	73,15	53,16

III.1.1.2.2 Positions vendeuses

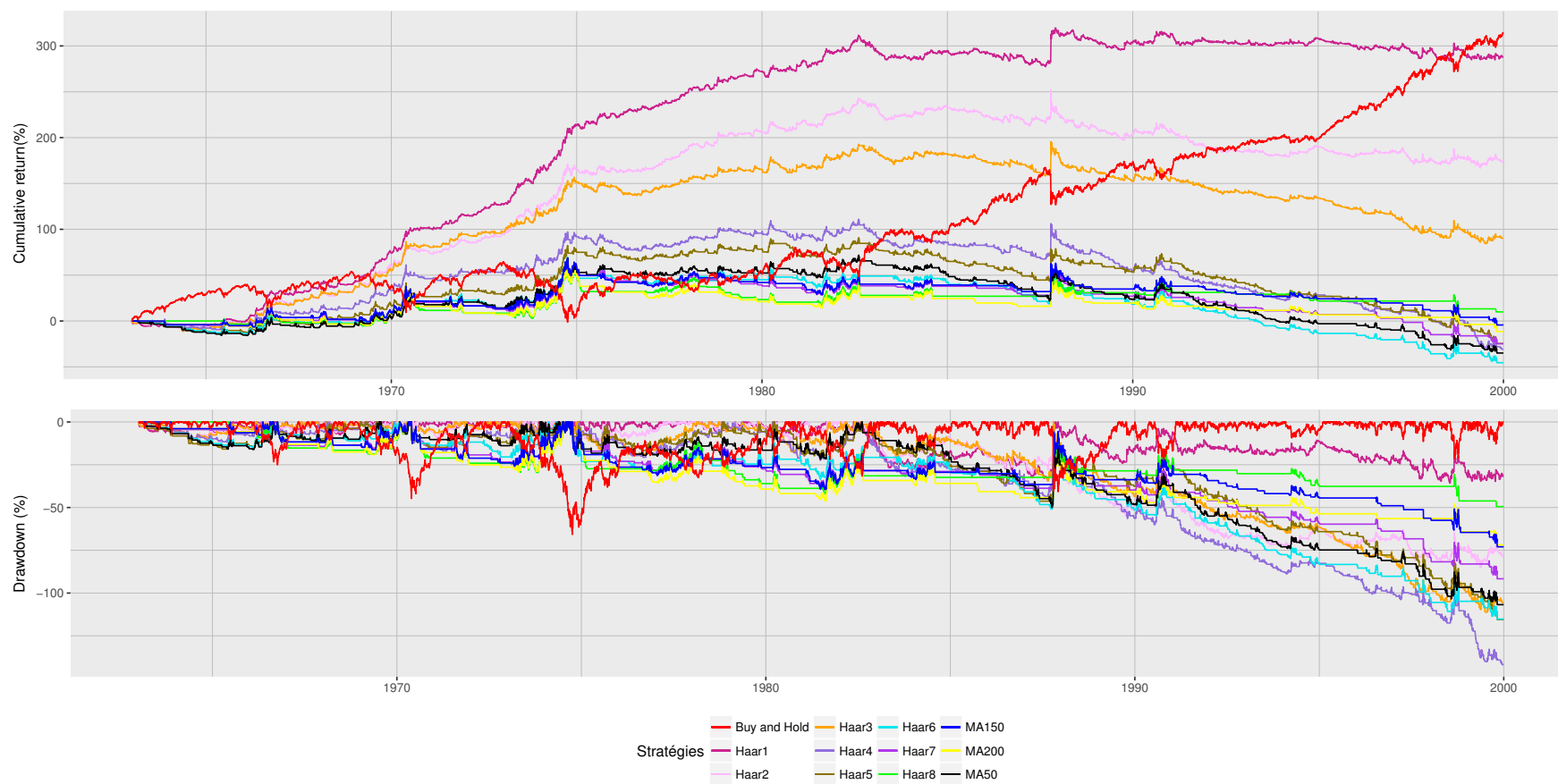


FIGURE A.7 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.7 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	8,51	7,78	4,69	2,44	-0,83	-0,66	-1,23	-0,67	0,27	-0,95	-0,12	-0,31
Cumulative Return(%)	314,78	287,81	173,41	90,17	-30,79	-24,57	-45,49	-24,84	9,92	-34,95	-4,35	-11,56
Annualized Volatility(%)	14,21	10,57	10,65	10,75	10,85	10,62	10,45	10,15	9,56	10,52	10,09	9,86
Sharpe Ratio	0,61	0,73	0,44	0,23	-0,08	-0,06	-0,12	-0,07	0,03	-0,09	-0,02	-0,05
Maximum Daily Profit(%)	8,71	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-5,2	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-35,73	-85,17	-111,28	-141,84	-115,5	-115,2	-91,65	-49,47	-106,78	-72,97	-71,91
Winning trades(%)	52,84	52,11	50,32	49,49	48,55	48,38	48,74	49,45	50,16	48,37	49,95	49,78
Losing trades(%)	47,16	47,89	49,68	50,51	51,45	51,62	51,26	50,55	49,84	51,63	50,05	50,22
Number of Up Periods	4900	2293	2116	1989	1855	1736	1604	1475	1224	1642	1448	1332
Number of Down Periods	4373	2107	2089	2030	1966	1852	1687	1508	1216	1753	1451	1344
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,69	0,71	0,72	0,73	0,75	0,75	0,76	0,78	0,75	0,76	0,77
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,61	-0,64	-0,66	-0,71	-0,71	-0,74	-0,76	-0,78	-0,73	-0,76	-0,77
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,12	1,12	1,09	1,04	1,05	1,01	1	1	1,04	1	1
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	96,98	98,22	99,07	100	100	100	100	99,87	100	100	100
Profits T-Statistics	58,73	70,63	42,24	21,75	-7,36	-6	-11,28	-6,34	2,69	-9,1	-1,74	-4,89

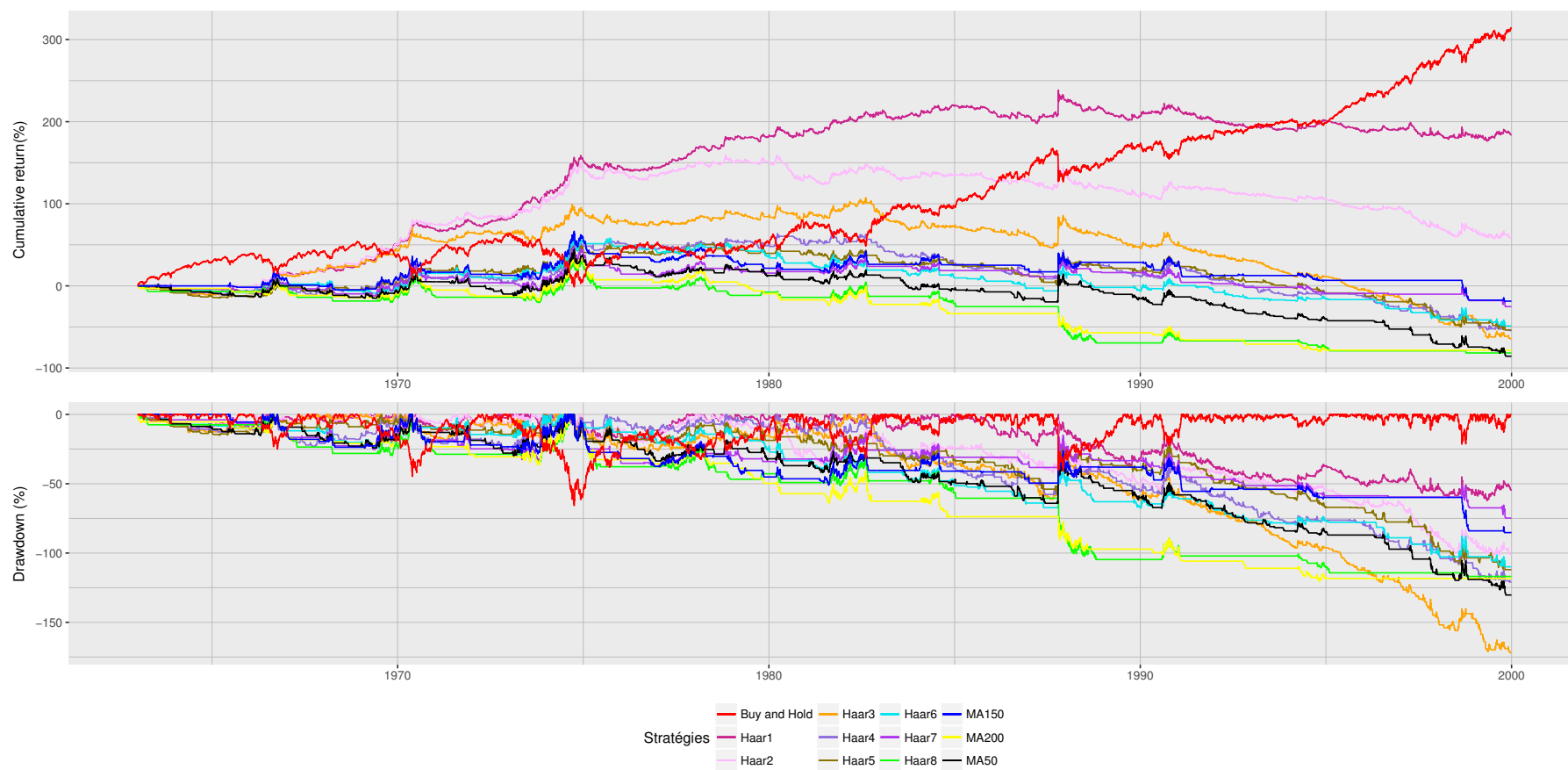


FIGURE A.8 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 1962 à 2000 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

TABLE A.8 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	8,51	4,93	1,53	-1,74	-1,52	-1,45	-1,32	-0,68	-2,2	-2,32	-0,5	-2,16
Cumulative Return(%)	314,78	182,15	56,73	-64,46	-56,09	-53,64	-48,76	-25,24	-81,43	-85,66	-18,6	-79,87
Annualized Volatility(%)	14,21	10,73	10,67	10,86	10,7	10,36	10,2	9,79	8,05	10,27	9,64	8,46
Sharpe Ratio	0,61	0,46	0,14	-0,16	-0,14	-0,14	-0,13	-0,07	-0,27	-0,23	-0,08	-0,28
Maximum Daily Profit(%)	8,71	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	22,9	4,45	22,9	22,9	8,64
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-62,31	-101,42	-171,94	-120,92	-111,97	-109,93	-74,8	-116,87	-130,27	-85,24	-120,62
Winning trades(%)	52,84	50,07	49,17	48,56	48,03	48,56	49,2	50,04	49,2	48,04	50,24	49,02
Losing trades(%)	47,16	49,93	50,83	51,44	51,97	51,44	50,8	49,96	50,8	51,96	49,76	50,98
Number of Up Periods	4900	2143	2023	1916	1802	1708	1533	1385	1143	1577	1339	1220
Number of Down Periods	4373	2137	2091	2030	1950	1809	1583	1383	1180	1706	1326	1269
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,7139	0,7086	0,7146	0,7281	0,716	0,7361	0,739	0,7175	0,7337	0,7481	0,7206
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,6307	-0,6585	-0,7062	-0,7016	-0,7057	-0,7437	-0,7583	-0,7641	-0,7285	-0,7694	-0,7557
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,13	1,08	1,01	1,04	1,01	0,99	0,97	0,94	1,01	0,97	0,95
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	98,14	99,41	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Profits T-Statistics	58,73	44,02	13,79	-15,39	-13,59	-13,43	-12,4	-6,68	-26,23	-22,64	-7,24	-27,24

III.1.1.3 Période de 2000-2015

III.1.1.3.1 Positions acheteuses

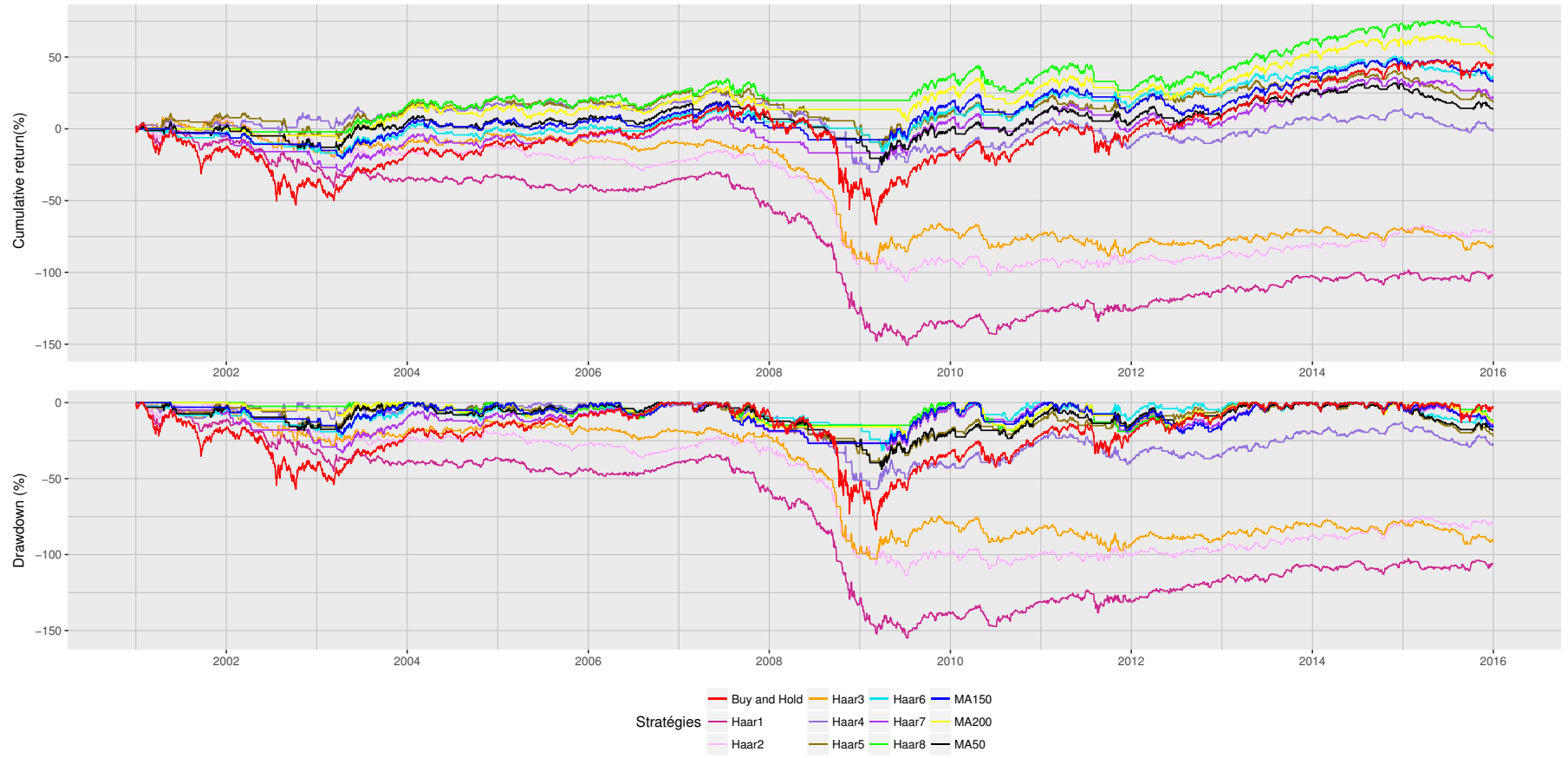


FIGURE A.9 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.9 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	2,92	-6,91	-5,02	-5,96	-0,37	0,96	2,33	1,38	4,17	0,91	2,16	3,42
Cumulative Return(%)	43,7	-103,51	-75,19	-89,26	-5,53	14,4	34,91	20,69	62,42	13,59	32,41	51,18
Annualized Volatility(%)	19,96	13,2	12,68	12,81	11,83	10,95	10,81	10,41	10,53	10,88	10,27	10,26
Sharpe Ratio	0,13	-0,52	-0,39	-0,46	-0,03	0,09	0,21	0,13	0,39	0,07	0,18	0,33
Maximum Daily Profit(%)	10,96	6,27	5,27	6,84	6,84	3,82	3,73	3,33	4,3	3,73	3,33	4,3
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-9,35	-9,47	-9,47	-9,35	-5,04	-5,04	-4,37	-4,9	-5,04	-3,74	-3,98
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-154,95	-113,87	-102,83	-56,78	-44,07	-31,72	-33,13	-18,98	-43,95	-26,94	-23,95
Winning trades(%)	53,45	50,45	51,79	51,75	52,74	53,24	53,4	53,85	54,58	53,11	54,05	54,44
Losing trades(%)	46,55	49,55	48,21	48,25	47,26	46,76	46,6	46,15	45,42	46,89	45,95	45,56
Number of Up Periods	2015	1016	1085	1111	1173	1240	1271	1309	1382	1246	1307	1343
Number of Down Periods	1755	998	1010	1036	1051	1089	1109	1122	1150	1100	1111	1124
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	0,7	0,65	0,64	0,63	0,6	0,6	0,56	0,57	0,6	0,56	0,56
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-0,81	-0,77	-0,77	-0,7	-0,67	-0,65	-0,64	-0,63	-0,66	-0,63	-0,62
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	0,86	0,84	0,83	0,89	0,9	0,91	0,88	0,9	0,9	0,89	0,9
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	100	100	100	100	99,69	99,24	99,53	98,62	99,71	99,25	98,81
Profits T-Statistics	7,83	-31,64	-23,92	-28,11	-1,89	5,31	13,03	8,02	23,95	4,35	11,21	20

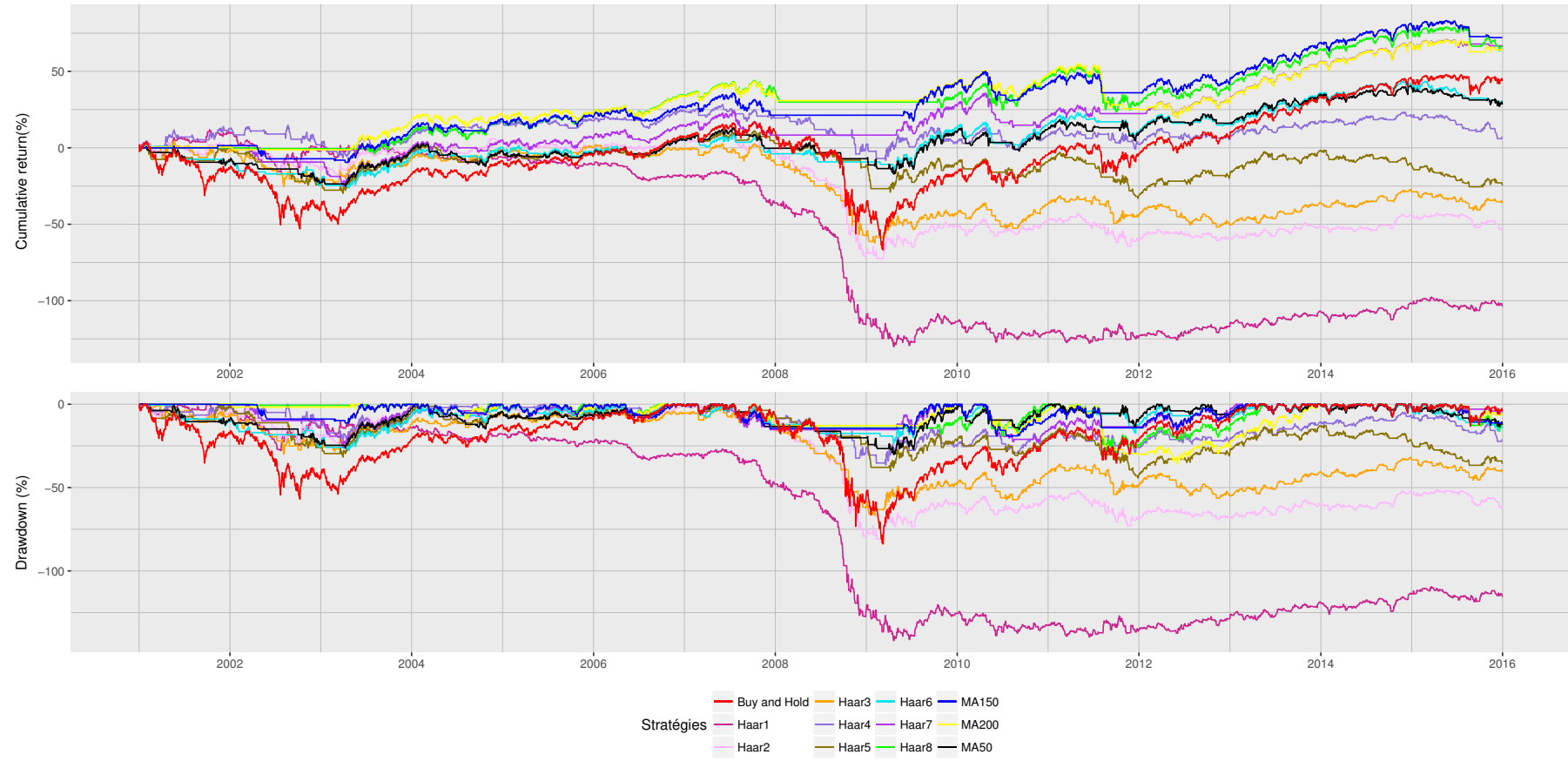


FIGURE A.10 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

TABLE A.10 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	2,92	-7,18	-3,63	-2,67	0,47	-1,64	1,94	4,4	4,42	1,89	4,81	4,34
Cumulative Return(%)	43,7	-107,47	-54,37	-39,99	7,01	-24,59	29,1	65,81	66,16	28,34	72,07	65
Annualized Volatility(%)	19,96	12,83	12,49	12,08	11,51	10,89	10,39	10,48	11,75	10,73	10,6	11,06
Sharpe Ratio	0,13	-0,55	-0,29	-0,22	0,04	-0,15	0,18	0,41	0,37	0,15	0,37	0,33
Maximum Daily Profit(%)	10,96	5,27	6,84	6,84	6,84	3,73	4,3	4,3	4,3	4,3	4,3	4,3
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-9,47	-9,47	-9,35	-6,31	-5,43	-4,37	-3,98	-6,9	-5,04	-4,9	-6,9
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-141,82	-80,92	-66,83	-36,5	-44,23	-27,71	-25,89	-30,13	-30,11	-19,51	-35,71
Winning trades(%)	53,45	50,98	52,19	52,38	53,27	52,23	53,97	54,57	54,86	53,66	54,44	54,65
Losing trades(%)	46,55	49,02	47,81	47,62	46,73	47,77	46,03	45,43	45,14	46,34	45,56	45,35
Number of Up Periods	2015	1038	1073	1135	1197	1192	1257	1332	1445	1260	1348	1409
Number of Down Periods	1755	998	983	1032	1050	1090	1072	1109	1189	1088	1128	1169
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	0,65	0,6398	0,6325	0,6164	0,5993	0,5776	0,579	0,6005	0,5886	0,5813	0,5827
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-0,7837	-0,7537	-0,7343	-0,696	-0,6779	-0,6501	-0,6361	-0,6741	-0,6556	-0,6308	-0,6467
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	0,83	0,85	0,86	0,89	0,88	0,89	0,91	0,89	0,9	0,92	0,9
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	100	100	100	99,85	100	99,34	98,54	98,76	99,38	98,42	98,66
Profits T-Statistics	7,83	-33,82	-17,57	-13,36	2,46	-9,11	11,3	25,34	22,75	9,51	23	20,44

III.1.1.3.2 Positions vendeuses

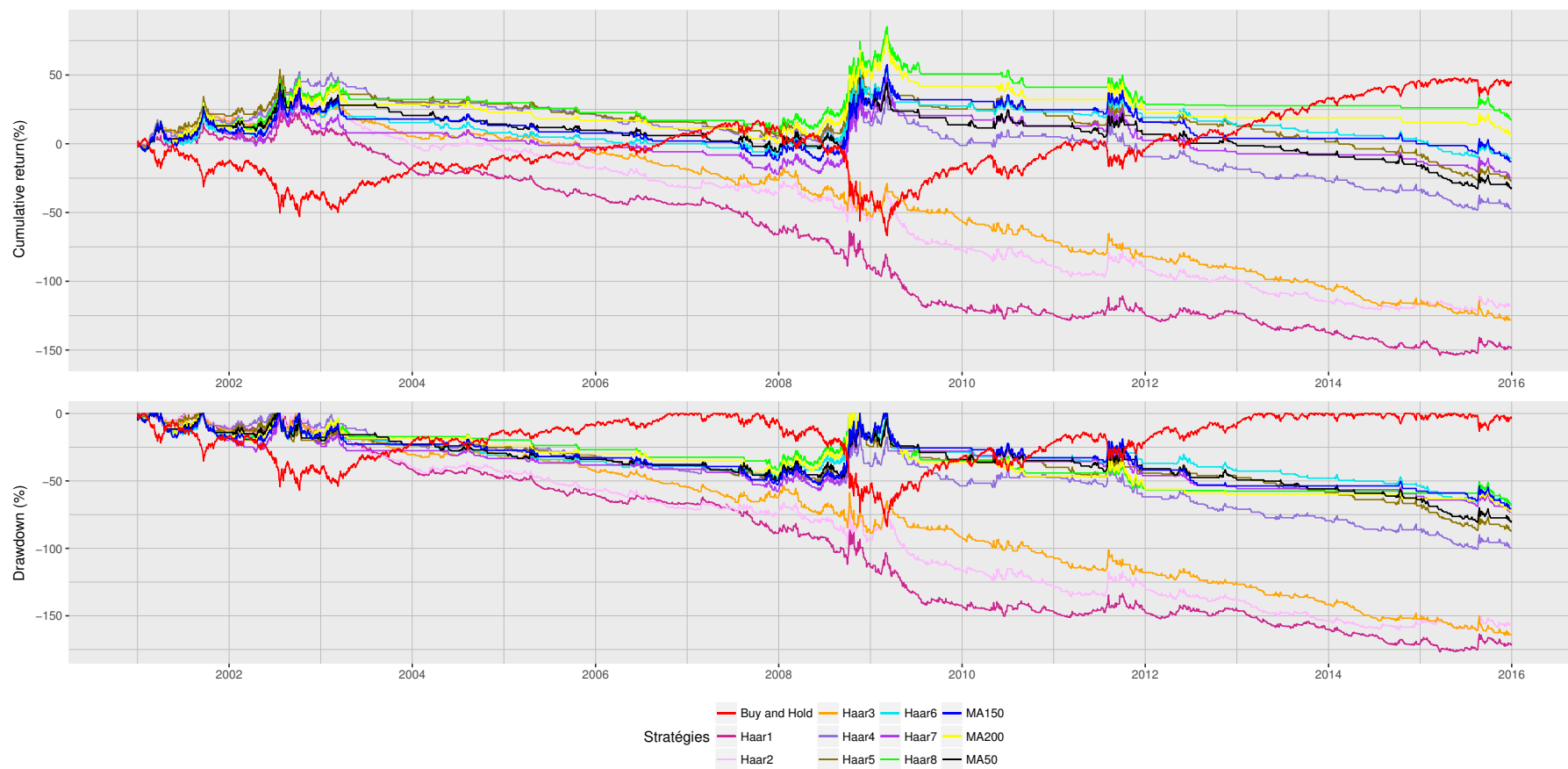


FIGURE A.11 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.11 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	2,92	-9,83	-7,94	-8,88	-3,29	-1,96	-0,59	-1,54	1,14	-2,01	-0,75	0,5
Cumulative Return(%)	43,7	-147,21	-118,9	-132,96	-49,23	-29,3	-8,79	-23,02	17,04	-30,12	-11,29	7,48
Annualized Volatility(%)	19,96	14,96	15,4	15,29	16,08	16,69	16,78	17,03	16,89	16,74	17,12	17,12
Sharpe Ratio	0,13	-0,65	-0,51	-0,57	-0,2	-0,12	-0,03	-0,09	0,07	-0,08	-0,02	0,04
Maximum Daily Profit(%)	10,96	9,47	7,92	7,92	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-176,68	-160,59	-164,29	-100,59	-87,43	-66,51	-73,13	-67,99	-80,63	-70,56	-72,85
Winning trades(%)	53,45	43,11	44,48	44,3	45,54	46,22	46,47	47,27	48,78	46	47,63	48,43
Losing trades(%)	46,55	56,89	55,52	55,7	54,46	53,78	53,53	52,73	51,22	54	52,37	51,57
Number of Up Periods	2015	757	745	719	704	666	646	633	602	655	644	631
Number of Down Periods	1755	999	930	904	842	775	744	706	632	769	708	672
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	0,99	1,05	1,06	1,16	1,25	1,3	1,33	1,38	1,27	1,33	1,36
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-0,89	-0,97	-0,99	-1,03	-1,11	-1,14	-1,23	-1,29	-1,12	-1,23	-1,27
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	1,1	1,08	1,07	1,13	1,12	1,14	1,09	1,07	1,13	1,09	1,07
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	100	100	100	100	100	100	100	99,84	100	100	99,93
Profits T-Statistics	7,83	-39,72	-31,14	-35,08	-12,35	-7,08	-2,11	-5,45	4,08	-4,89	-1,01	2,66

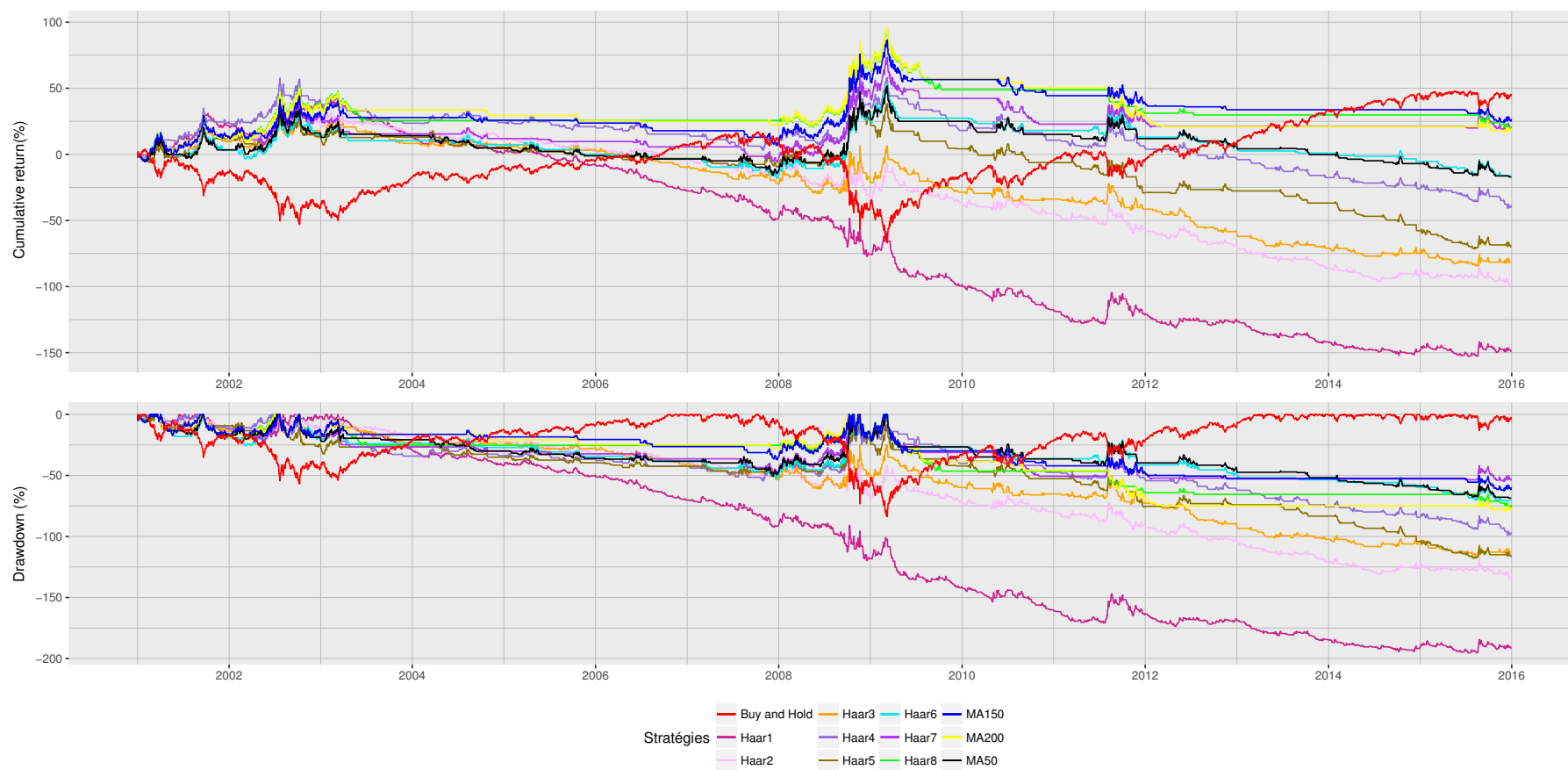


FIGURE A.12 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs Haar et moyenne mobile sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 1.

TABLE A.12 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs Haar_j et les moyennes mobiles sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture sur le mode 2.

	Buy-Hold	Haar1	Haar2	Haar3	Haar4	Haar5	Haar6	Haar7	Haar8	MA50	MA150	MA200
Annualised Return(%)	2,92	-10,29	-6,74	-5,78	-2,64	-4,75	-1,17	1,29	1,38	-1,03	1,89	1,42
Cumulative Return(%)	43,7	-154,02	-100,92	-86,53	-39,53	-71,14	-17,45	19,26	20,59	-15,36	28,37	21,29
Annualized Volatility(%)	19,96	15,26	15,55	15,88	16,29	16,71	17,03	16,97	16,07	16,83	16,91	16,62
Sharpe Ratio	0,13	-0,66	-0,43	-0,36	-0,16	-0,28	-0,07	0,07	0,08	-0,03	0,11	0,06
Maximum Daily Profit(%)	10,96	7,92	7,92	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47	9,47
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-195,28	-134,37	-115,69	-99,04	-117,9	-70,63	-54,95	-75,97	-68,64	-62,65	-79,6
Winning trades(%)	53,45	43,62	45,01	45,07	46,25	44,65	47,36	48,57	49,69	46,91	48,45	49,16
Losing trades(%)	46,55	56,38	54,99	54,93	53,75	55,35	52,64	51,43	50,31	53,09	51,55	50,84
Number of Up Periods	2015	756	771	722	704	664	682	645	562	667	627	586
Number of Down Periods	1755	977	942	880	818	823	758	683	569	755	667	606
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	1,0238	1,0574	1,1057	1,1724	1,2308	1,2598	1,3189	1,3358	1,2679	1,3516	1,3703
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-0,9499	-0,9726	-1,0055	-1,0573	-1,0794	-1,1565	-1,2174	-1,2831	-1,1404	-1,2281	-1,29
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	1,08	1,09	1,1	1,11	1,14	1,09	1,08	1,04	1,11	1,1	1,06
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	100	100	100	100	100	100	99,82	99,79	100	99,74	99,8
Profits T-Statistics	7,83	-40,73	-26,19	-22	-9,79	-17,18	-4,14	4,58	5,18	-1,64	6,85	3,58

III.1.2 PERFORMANCES DES INDICATEURS FRAMA

III.1.2.1 Période de 1962-2015

III.1.2.1.1 Positions acheteuses

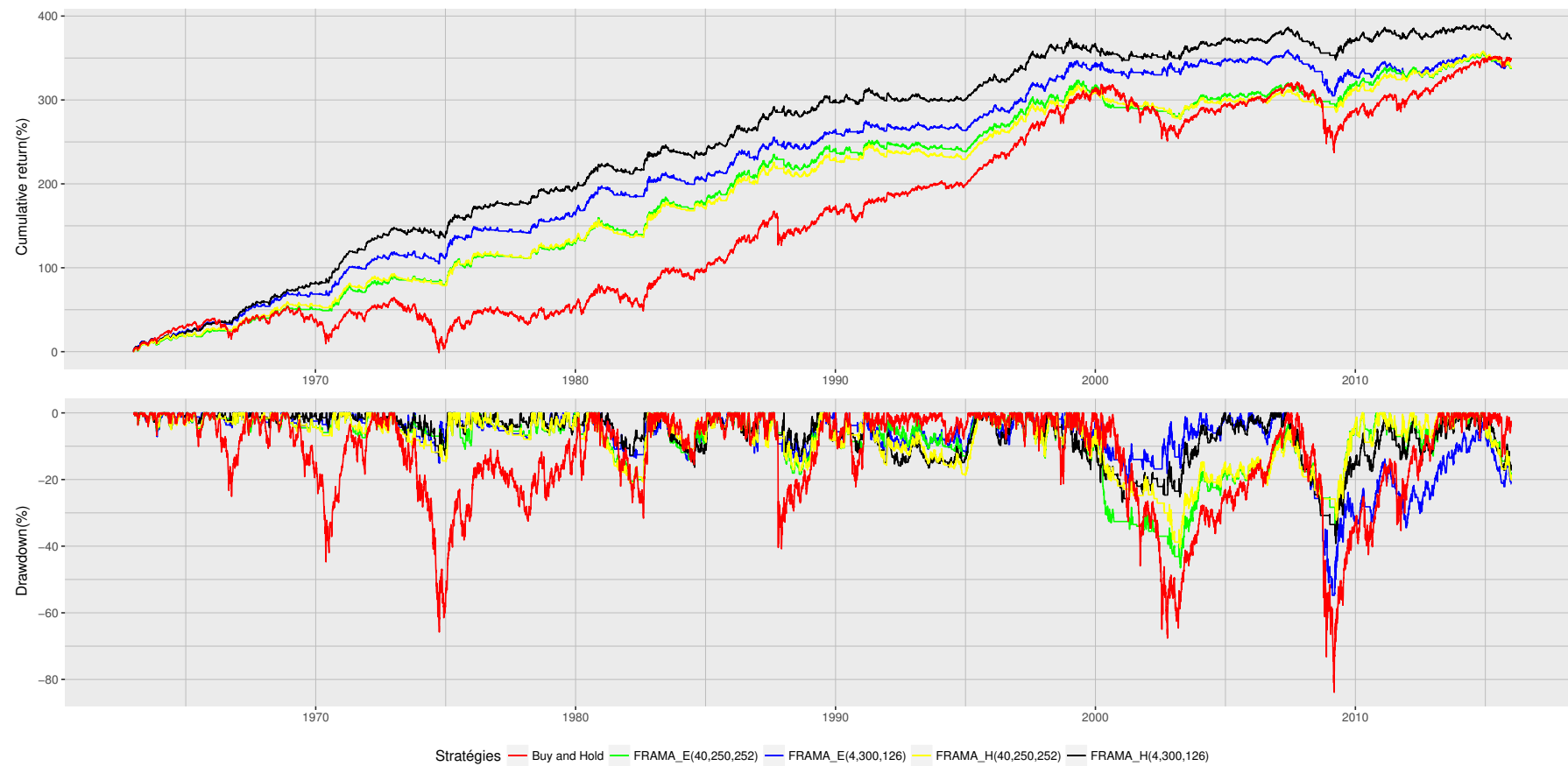


FIGURE A.13 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.13 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	6,57	6,39	6,36	7,03	6,38
Cumulative Return(%)	347,79	338,26	336,82	372,09	337,84
Annualized Volatility(%)	16,22	10,1	10	9,88	9,99
Sharpe Ratio	0,41	0,63	0,63	0,7	0,63
Maximum Daily Profit(%)	10,96	6,84	3,84	4,65	4,65
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-9,35	-7,01	-7,01	-7,01
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-54,75	-46,52	-39,21	-40,49
Winning trades(%)	52,91	53,67	53,76	53,84	53,73
Losing trades(%)	47,09	46,33	46,24	46,16	46,27
Number of Up Periods	7035	4213	4585	4377	4624
Number of Down Periods	6260	3637	3944	3753	3982
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,68	0,58	0,57	0,58	0,57
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,71	-0,58	-0,58	-0,58	-0,58
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,96	1	0,99	1	0,99
Probability of 10(%) Loss(%)	98,91	97,5	97,63	97,29	97,62
Profits T-Statistics	47,63	72,37	72,76	81,4	73,12

III.1.2.1.2 Positions vendeuses

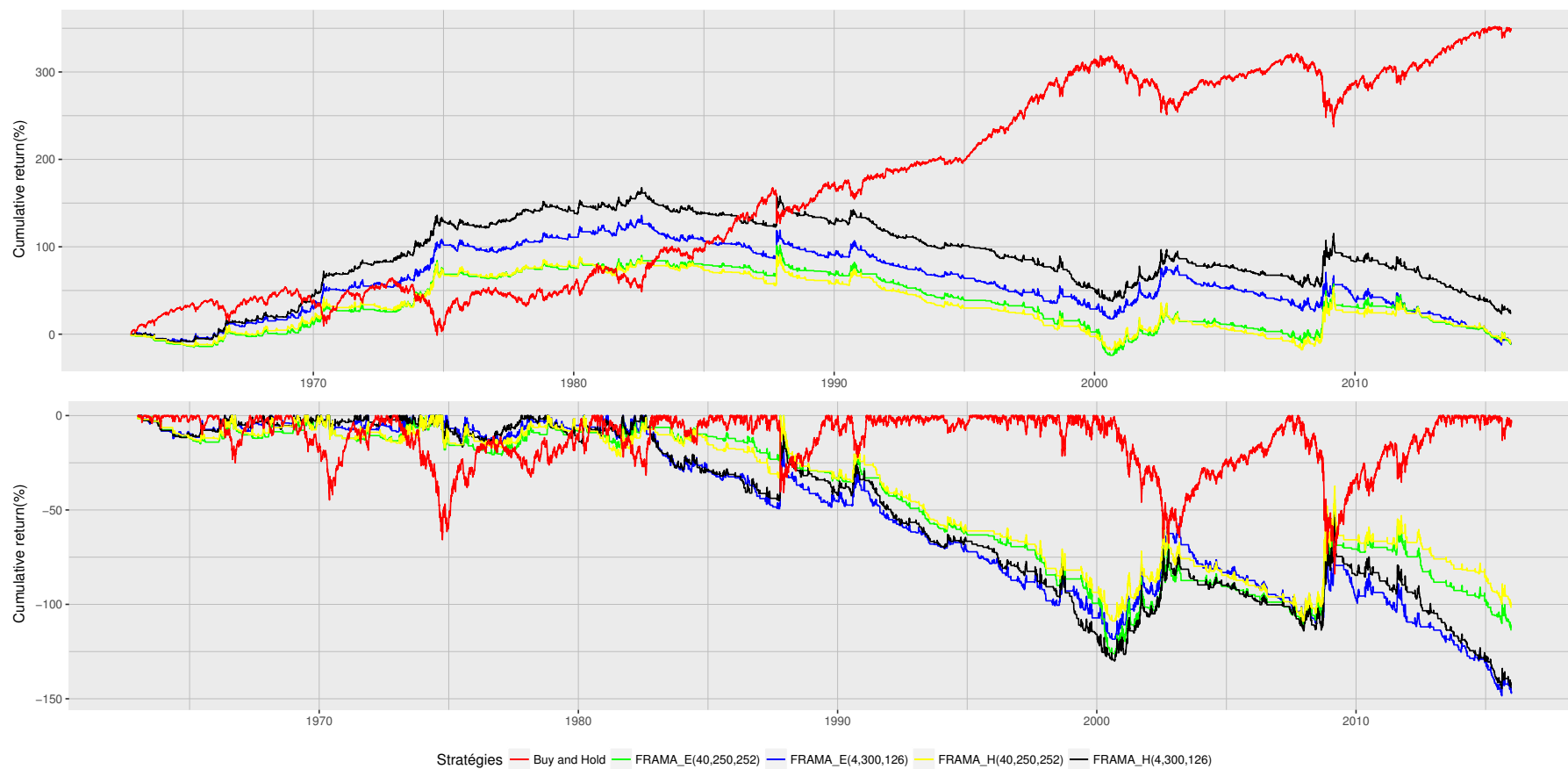


FIGURE A.14 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.14 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	6.57	-0.19	-0.22	0.45	-0.2
Cumulative Return(%)	347.79	-10.18	-11.63	23.64	-10.61
Annualized Volatility(%)	16.22	12.69	12.77	12.86	12.78
Sharpe Ratio	0.41	-0.02	-0.02	0.03	-0.02
Maximum Daily Profit(%)	10.96	22.9	22.9	22.9	22.9
Maximum Daily Loss(%)	-22.9	-10.96	-10.96	-10.96	-10.96
Maximum Drawdown(%)	-83.88	-148.44	-126.08	-144.67	-108.97
Winning trades(%)	52.91	48.16	48.58	48.53	48.57
Losing trades(%)	47.09	51.84	51.42	51.47	51.43
Number of Up Periods	7035	2622	2315	2506	2277
Number of Down Periods	6260	2822	2450	2658	2411
Total Trading Days	13342	13342	13342	13342	13342
Avg Gain in Up-Periods(%)	0.68	0.88	0.92	0.9	0.94
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0.71	-0.82	-0.88	-0.84	-0.89
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0.96	1.07	1.05	1.07	1.05
Probability of 10(%) Loss(%)	98.91	100	100	99.88	100
Profits T-Statistics	47.63	-1.73	-1.97	3.97	-1.79

III.1.2.2 Période de 1962-1999

III.1.2.2.1 Positions acheteuses

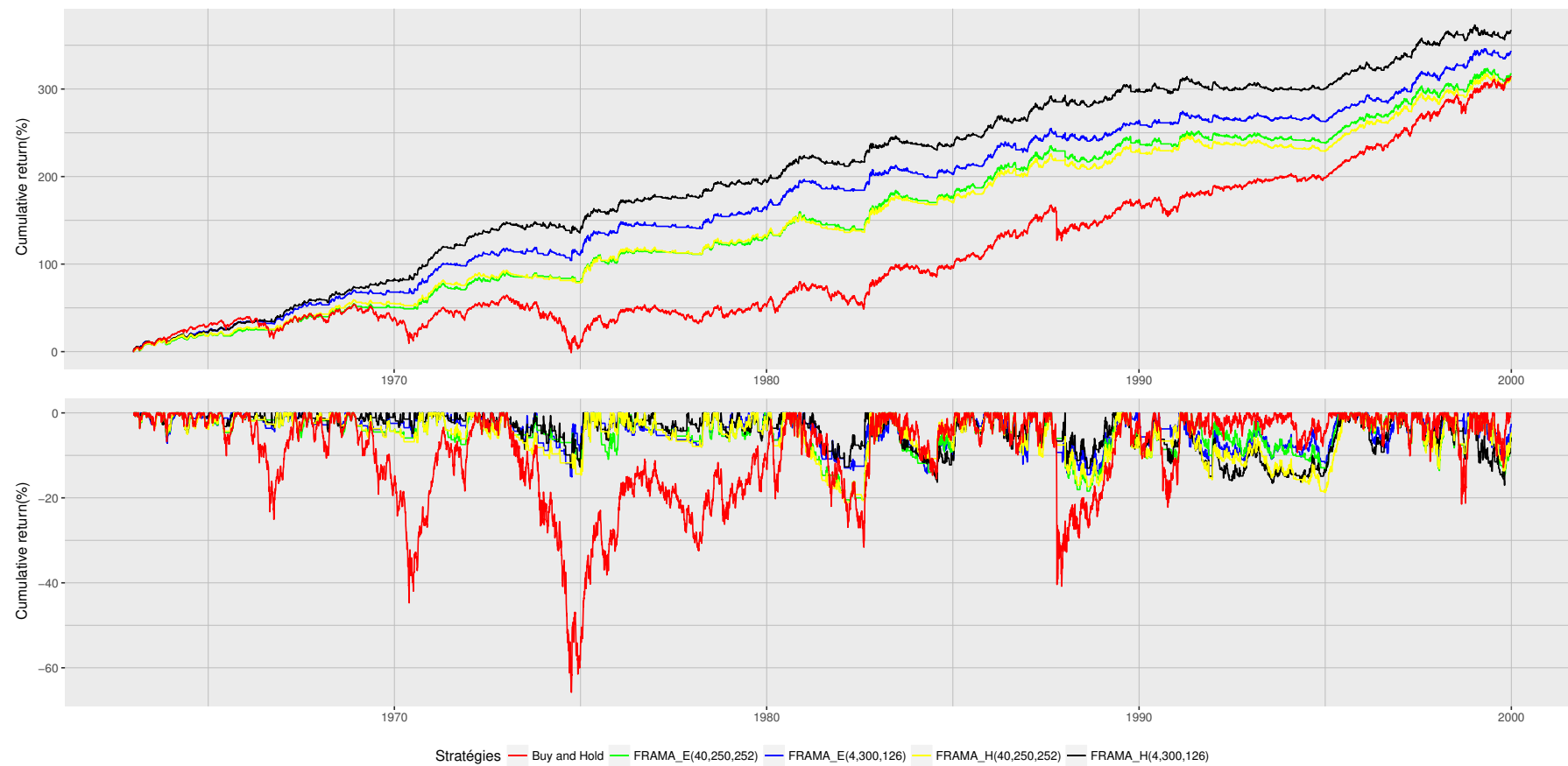


FIGURE A.15 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.15 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	8,51	9,29	8,6	9,94	8,46
Cumulative Return(%)	314,78	343,56	317,98	367,34	312,77
Annualized Volatility(%)	14,21	9,15	9,64	9,45	9,63
Sharpe Ratio	0,61	1,03	0,88	1,04	0,87
Maximum Daily Profit(%)	8,71	4,49	3,84	3,84	3,84
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-7,01	-7,01	-7,01	-7,01
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-15,09	-20,96	-17,03	-21,05
Winning trades(%)	52,84	54,24	54	54,29	53,96
Losing trades(%)	47,16	45,76	46	45,71	46,04
Number of Up Periods	4900	2969	3253	3097	3274
Number of Down Periods	4373	2505	2771	2608	2794
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,56	0,56	0,57	0,56
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,53	-0,54	-0,54	-0,54
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,06	1,03	1,06	1,03
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	95,89	96,59	95,91	96,64
Profits T-Statistics	58,73	99,49	84,98	100,11	83,67

III.1.2.2.2 Positions vendeuses

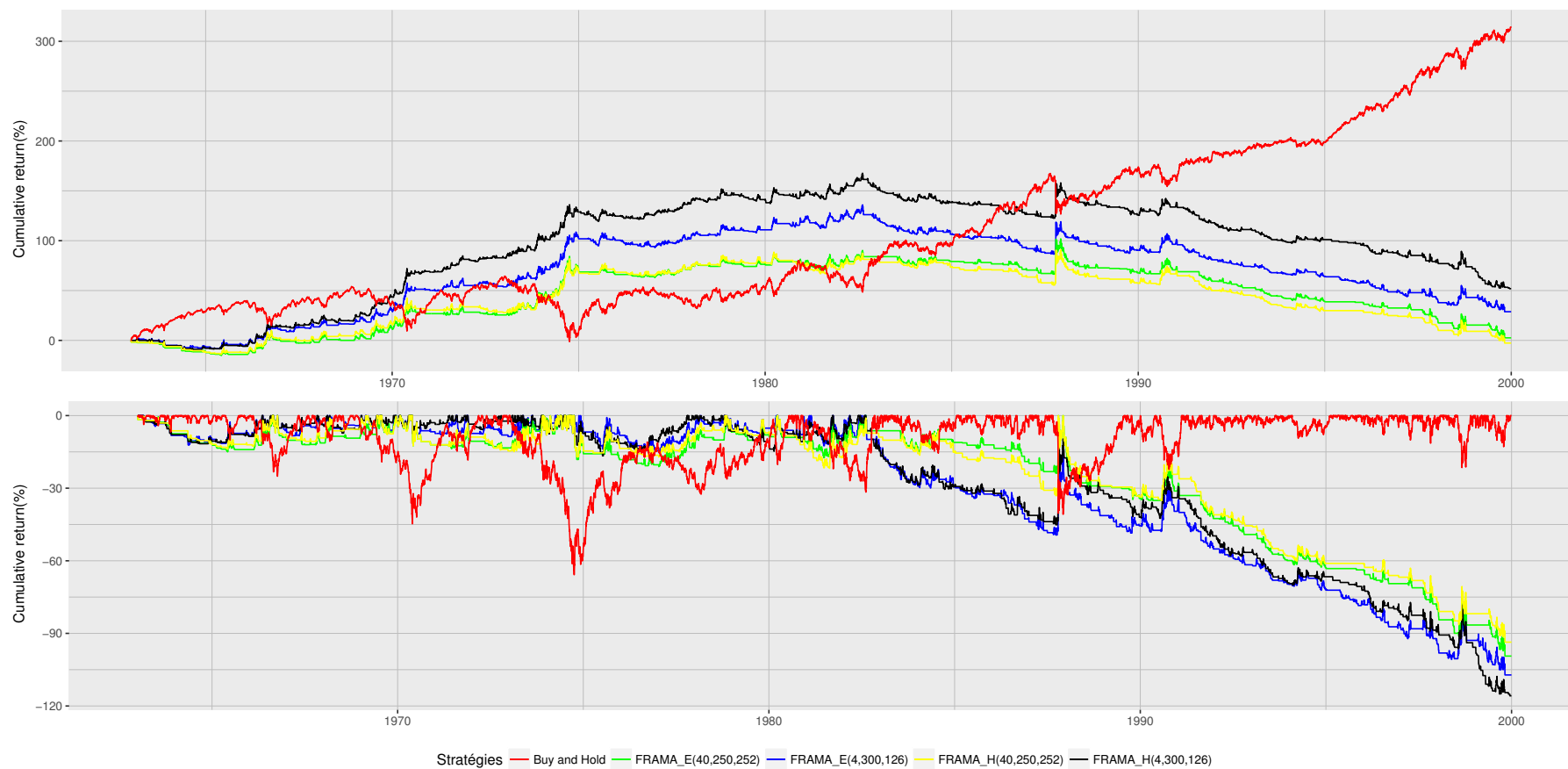


FIGURE A.16 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.16 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 1962 à 1999 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	8,51	0,78	0,07	1,4	-0,07
Cumulative Return(%)	314,78	28,78	2,55	51,91	-2,66
Annualized Volatility(%)	14,21	10,88	10,44	10,61	10,45
Sharpe Ratio	0,61	0,07	0,01	0,13	-0,01
Maximum Daily Profit(%)	8,71	22,9	22,9	22,9	22,9
Maximum Daily Loss(%)	-22,9	-8,71	-8,71	-8,71	-8,71
Maximum Drawdown(%)	-65,78	-107,18	-99,37	-115,8	-93,61
Winning trades(%)	52,84	49,17	49,29	49,45	49,25
Losing trades(%)	47,16	50,83	50,71	50,55	50,75
Number of Up Periods	4900	1868	1601	1764	1578
Number of Down Periods	4373	1931	1647	1803	1626
Total Trading Days	9317	9317	9317	9317	9317
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,62	0,75	0,76	0,75	0,77
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,62	-0,71	-0,74	-0,7	-0,75
Avg Gain/Loss Ratio(%)	1	1,06	1,03	1,06	1,03
Probability of 10(%) Loss(%)	98,25	99,71	99,97	99,45	100
Profits T-Statistics	58,73	6,82	0,63	12,61	-0,66

III.1.2.3 Période de 2000-2015

III.1.2.3.1 Positions acheteuses

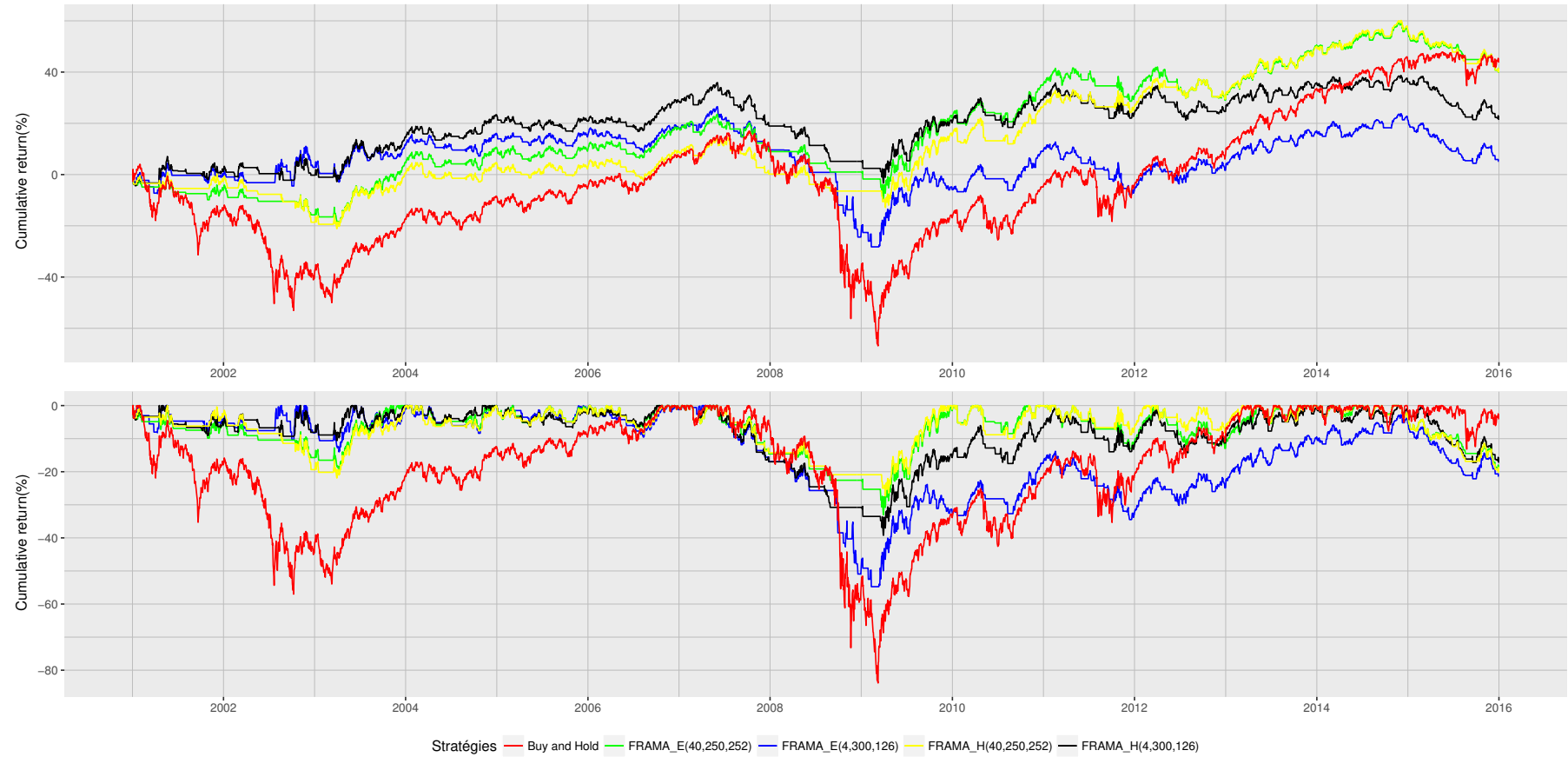


FIGURE A.17 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.17 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions acheteuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	2,92	0,34	2,66	1,42	2,66
Cumulative Return(%)	43,7	5,16	39,77	21,32	39,86
Annualized Volatility(%)	19,96	11,95	10,66	10,69	10,66
Sharpe Ratio	0,13	0,03	0,24	0,13	0,24
Maximum Daily Profit(%)	10,96	6,84	3,73	4,62	3,73
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-9,35	-4,37	-4,37	-4,37
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-54,75	-33,01	-39,21	-27,28
Winning trades(%)	53,45	52,71	53,59	53,33	53,67
Losing trades(%)	46,55	47,29	46,41	46,67	46,33
Number of Up Periods	2015	1186	1285	1234	1301
Number of Down Periods	1755	1064	1113	1080	1123
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	0,62	0,59	0,59	0,59
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-0,69	-0,64	-0,65	-0,64
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	0,9	0,91	0,9	0,91
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	99,89	99,12	99,52	99,13
Profits T-Statistics	7,83	1,71	14,82	7,92	14,85

III.1.2.3.2 Positions vendeuses

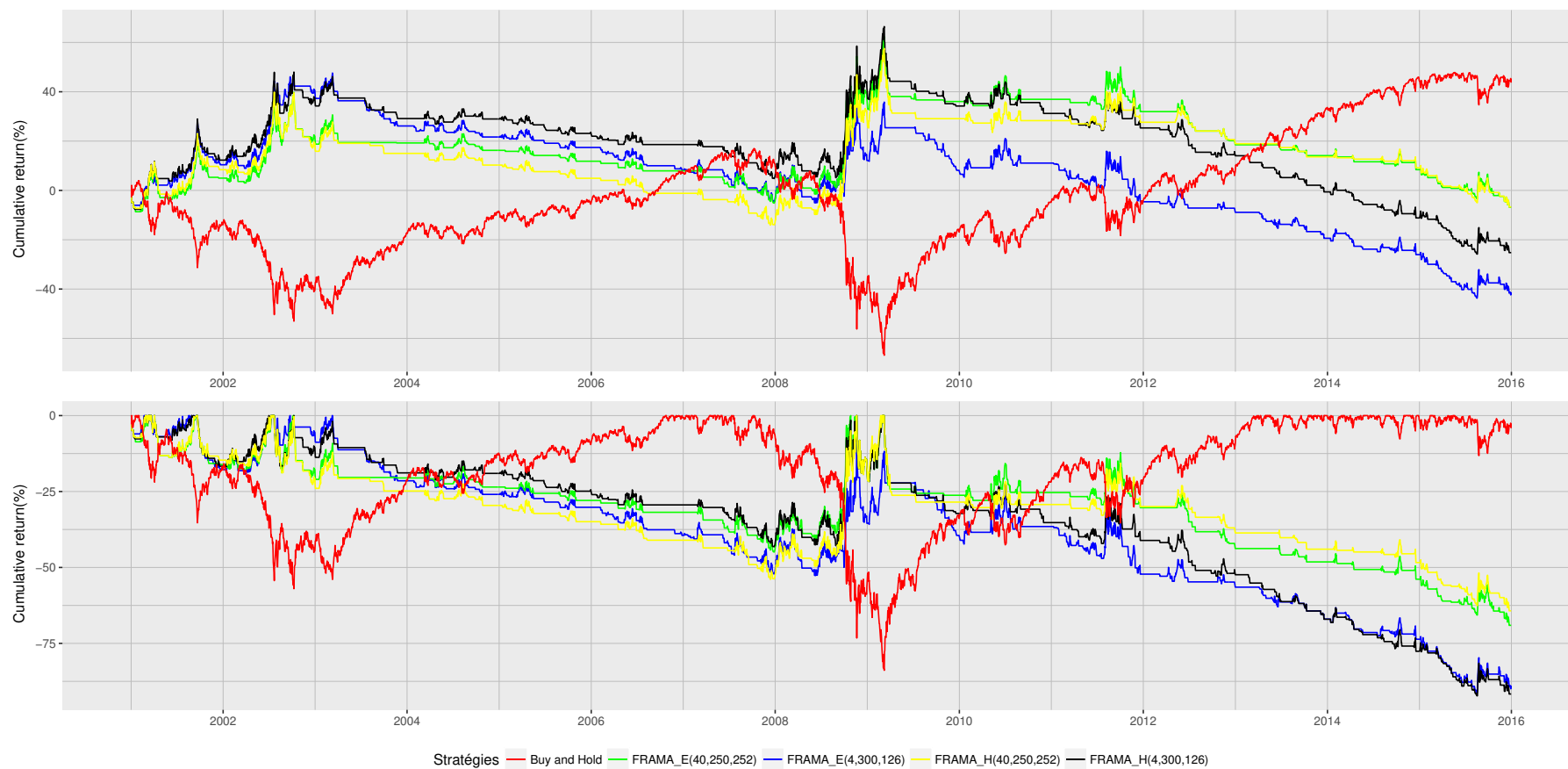


FIGURE A.18 – Profits/pertes cumulés et drawdown des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 2000 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

TABLE A.18 – Performances des stratégies basées sur les indicateurs FRAMA sur les positions vendeuses de 2015 à 2015 sur les données du S&P500 à la fermeture.

	Buy-Hold	$FRAMA_E(4, 300, 126)$	$FRAMA_E(40, 250, 252)$	$FRAMA_H(4, 300, 126)$	$FRAMA_H(40, 250, 252)$
Annualised Return(%)	2,92	-2,76	-0,45	-1,68	-0,45
Cumulative Return(%)	43,7	-41,39	-6,78	-25,23	-6,69
Annualized Volatility(%)	19,96	15,97	16,86	16,84	16,86
Sharpe Ratio	0,13	-0,17	-0,03	-0,1	-0,03
Maximum Daily Profit(%)	10,96	9,47	9,47	9,47	9,47
Maximum Daily Loss(%)	-9,47	-10,96	-10,96	-10,96	-10,96
Maximum Drawdown(%)	-83,88	-91,29	-69,06	-92,26	-64,27
Winning trades(%)	53,45	45,42	46,75	46,32	46,91
Losing trades(%)	46,55	54,58	53,25	53,68	53,09
Number of Up Periods	2015	690	641	674	631
Number of Down Periods	1755	829	730	781	714
Total Trading Days	3773	3773	3773	3773	3773
Avg Gain in Up-Periods(%)	0,8	1,19	1,31	1,26	1,32
Avg Loss in Down-Periods(%)	-0,89	-1,04	-1,16	-1,12	-1,18
Avg Gain/Loss Ratio(%)	0,9	1,14	1,13	1,13	1,12
Probability of 10(%) Loss(%)	99,67	100	100	100	100
Profits T-Statistics	7,83	-10,29	-1,6	-5,95	-1,58

BIBLIOGRAPHIE

- New Scientist*. Numéro vol. 116. IPC Magazines, 1987. URL <https://books.google.fr/books?id=uYkoAAAAMAAJ>. (Cité page 76.)
- O. Abdeldjalil. *Analyse multirésolution pour le signal et l'Image*. Lavoisier, 2012. ISBN 9782746273948. URL https://books.google.com/books?id=1_leAgAAQBAJ. (Cité page 89.)
- Gilbert Abraham-Frois et Edmond Berrebi. *Instabilité, cycles, chaos*. *Economica*, 1995. (Cité page 166.)
- P. Abry. *Ondelettes et turbulences : multirésolutions, algorithmes de décomposition, invariance d'échelle et signaux de pression*. Nouveaux Essais. Diderot éd., 1997. (Cité page 98.)
- Patrice Abry, Patrick Flandrin, Murad S Taqqu, et Darrl Veitch. Self-similarity and long-range dependence through the wavelet lens. *Theory and applications of long-range dependence*, pages 527–556, 2003. (Cité page 115.)
- Patrice Abry, Paulo Gonçalves, et Patrick Flandrin. Wavelets, spectrum analysis and 1/f processes. Dans *Wavelets and statistics*, pages 15–29. Springer, 1995. (Cité page 139.)
- Patrice Abry et Fabrice Sellan. The wavelet-based synthesis for fractional brownian motion proposed by f. sellan and y. meyer : Remarks and fast implementation. *Applied and computational harmonic analysis*, 3(4) :377–383, 1996. (Cité page 115.)
- Patrice Abry et Darryl Veitch. Wavelet analysis of long-range-dependent traffic. *IEEE transactions on information theory*, 44(1) :2–15, 1998. (Cité page 139.)
- JOSEPH AHARONY et ITZHAK SWARY. Quarterly dividend and earnings announcements and stockholders' returns : An empirical analysis. *The Journal of Finance*, 35(1) :1–12, 1980. (Cité page 22.)
- Sidney S Alexander. Price movements in speculative markets : Trends or

- random walks. *Industrial Management Review (pre-1986)*, 2(2) :7, 1961. (Cité pages 3, 62 et 63.)
- Sidney S Alexander. Price movements in speculative markets. *IMR-INDUSTRIAL MANAGEMENT REVIEW*, 5(2) :25–46, 1964. (Cité pages 62 et 63.)
- Franklin Allen et Risto Karjalainen. Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of financial Economics*, 51(2) :245–271, 1999. (Cité pages 52, 53, 55 et 205.)
- Jont B Allen et Lawrence R Rabiner. A unified approach to short-time fourier analysis and synthesis. *Proceedings of the IEEE*, 65(11) :1558–1564, 1977. (Cité page 89.)
- Rumaih M Alrumaih et Mohammad A Al-Fawzan. Time series forecasting using wavelet denoising an application to saudi stock index. *Journal of King Saud University*, 2002. (Cité page 108.)
- Andrew Ang et Geert Bekaert. Stock return predictability : Is it there? *Review of Financial Studies*, 20(3) :651–707, 2007. (Cité page 33.)
- Miguel A. Ario. Forecasting time series via discrete wavelet transform. *Computing in Economics and Finance 1996 5*, Society for Computational Economics, 1996. (Cité pages 6, 119 et 120.)
- François Auger. Introduction à la théorie du signal et de l'information(cours et exercices). *Sciences et technologies*, 1999. (Cité page 77.)
- Alex Aussem et Fionn Murtagh. Combining neural network forecasts on wavelet-transformed time series. *Connection Science*, 9(1) :113–122, 1997. (Cité pages 119 et 120.)
- Alexandre Aussem, Jonathan Campbell, et Fionn Murtagh. Wavelet-based feature extraction and decomposition strategies for financial forecasting. *Journal of Computational Intelligence in Finance*, 6(2) :5–12, 1998. (Cité pages 102 et 121.)
- Jean AUVRAY. Pratique du filtrage. filtrage numérique. filtres transverses. *Techniques de l'ingénieur. Mesures et contrôle*, (R1105) :R1105–1, 2003. (Cité page 76.)
- Louis Bachelier. *Théorie de la spéculation*. PhD thesis, 1900. (Cité pages 3, 15, 16, 33, 34 et 150.)

- Ray Ball et Philip Brown. An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, 6(2) :159–178, 1968. (Cité page 22.)
- Nicholas Barberis, Andrei Shleifer, et Robert Vishny. A model of investor sentiment. *Journal of financial economics*, 49(3) :307–343, 1998. (Cité page 28.)
- John T. Barkoulas et Christopher F. Baum. Long-term dependence in stock returns. *Economics Letters*, 53(3) :253 – 259, 1996. (Cité page 109.)
- F. Baron. *Le chartisme*. Analyse technique. Eyrolles, 2011. ISBN 9782212070323. URL <https://books.google.com/books?id=qT0kymAX0pwC>. (Cité page 49.)
- RJ Bauer et Gunnar E Liepins. Genetic algorithms and computerized trading strategies. *Expert Systems in Finance*, (5) :89–100, 1992. (Cité pages 51 et 52.)
- Marianne Baxter et Robert G King. Measuring business cycles : approximate band-pass filters for economic time series. *Review of economics and statistics*, 81(4) :575–593, 1999. (Cité page 80.)
- E. Bayraktar, H.V. Poor, et K.R. Sircar. Efficient estimation of the hurst parameter in high frequency financial data with seasonalities using wavelets. Dans *Computational Intelligence for Financial Engineering, 2003. Proceedings. 2003 IEEE International Conference on*, pages 309–316, 2003. (Cité page 110.)
- Thierry Béchu, Eric Bertrand, Julien Nebenzahl, et Jean-Philippe Bouchaud. *L'analyse technique : théories et méthodes*. Economica, 2014. (Cité page 48.)
- Lee A Becker et Mukund Seshadri. Gp-evolved technical trading rules can outperform buy and hold. 2003. (Cité page 55.)
- Estela Bee Dagum et Silvia Bianconcini. Seasonal adjustment methods and real time trend-cycle estimation. 2016. (Cité page 80.)
- Rezaul Begg et Marimuthu Palaniswami. *Computational intelligence for movement sciences : neural networks and other emerging techniques*. IGI Global, 2006. (Cité page 5.)
- D Benaouda, Fionn Murtagh, J-L Starck, et Olivier Renaud. Wavelet-based

- nonlinear multiscale decomposition model for electricity load forecasting. *Neurocomputing*, 70(1) :139–154, 2006. (Cité page 103.)
- François Benhmad. Noise traders or fundamentalists? a wavelet approach”. *Economics bulletin*, 31(1) :782–791, 2011. (Cité page 131.)
- Zieba J. Beres H., Beres K. A wavelet analysis of the exchange rate of the zloty (kurs zlotego w swietle analizy falkowej). *Gospodarka Narodowa (National Economy)*, ISSN 0867-0005, 20 :61–88, 2009. (Cité page 110.)
- Daniel Bernoulli. Exposition of a new theory on the measurement of risk. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 23–36, 1954. (Cité pages 25 et 27.)
- Hendrik Bessembinder et Kalok Chan. Market efficiency and the returns to technical analysis. *Financial Management*, pages 5–17, 1998. (Cité pages 47 et 65.)
- Stephen Beveridge et Charles R Nelson. A new approach to decomposition of economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the “business cycle”. *Journal of Monetary economics*, 7(2) :151–174, 1981. (Cité page 80.)
- William H Beveridge. Weather and harvest cycles. *Economic Journal*, 31 (124) :429–452, 1921. (Cité page 81.)
- William H Beveridge. Wheat prices and rainfall in western europe. *Journal of the Royal Statistical Society*, 85(3) :412–475, 1922. (Cité page 81.)
- Lawrence Blume, David Easley, et Maureen O’hara. Market statistics and technical analysis : The role of volume. *The Journal of Finance*, 49(1) : 153–181, 1994. (Cité page 7.)
- Tim Bollerslev. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3) :307–327, 1986. (Cité page 151.)
- Tim Bollerslev, Ray Y Chou, et Kenneth F Kroner. Arch modeling in finance : A review of the theory and empirical evidence. *Journal of econometrics*, 52(1-2) :5–59, 1992. (Cité page 151.)
- Luc Boltanski, Centre d’études de l’emploi (Paris). Programme de recherche et d’opérationnalisation sur les topiques de l’équité et de l’équivalence, et Laurent Thévenot. *Les économies de la grandeur*. Presses universitaires de France, 1987. (Cité page 29.)

- Léon Bouthillon. L'invention de la diode. *Revue d'histoire des sciences et de leurs applications*, pages 354–356, 1956. (Cité page 75.)
- George EP Box et Gwilym M Jenkins. Time series analysis forecasting and control. Rapport technique, DTIC Document, 1970. (Cité page 151.)
- George EP Box, Gwilym M Jenkins, et Gregory C Reinsel. *Time series analysis : forecasting and control*, volume 734. John Wiley & Sons, 2011. (Cité pages 113 et 156.)
- William Brock, Josef Lakonishok, et Blake LeBaron. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *The Journal of Finance*, 47(5) :1731–1764, 1992. (Cité pages 7, 47, 64, 65, 66, 67, 68, 176, 180, 183, 186 et 204.)
- WA Broock, José Alexandre Scheinkman, W Davis Dechert, et Blake LeBaron. A test for independence based on the correlation dimension. *Econometric reviews*, 15(3) :197–235, 1996. (Cité page 41.)
- Jennifer Brown, Les Oxley, William Rea, et Marco Reale. The empirical properties of some popular estimators of long memory processes. Working Papers in Economics 08/13, University of Canterbury, Department of Economics and Finance, Juin 2008. (Cité page 110.)
- Thomas N Bulkowski. *Encyclopedia of chart patterns*, volume 225. John Wiley & Sons, 2011. (Cité page 49.)
- Arthur F Burns et Wesley C Mitchell. Measuring business cycles. 1947. (Cité page 82.)
- Malkeil Burton. A random walk down wall street. *W. W, Norton, New York*, 1996. (Cité page 4.)
- John Y Campbell, Andrew Wen-Chuan Lo, Archie Craig MacKinlay, et al. *The econometrics of financial markets*, volume 2. princeton University press Princeton, NJ, 1997. (Cité page 151.)
- Thomas F Cargill. Early applications of spectral methods to economic time series. *History of Political Economy*, 6(1) :1–16, 1974. (Cité pages 80 et 81.)
- Stephen G Cecchetti, Pok-Sang Lam, et Nelson C Mark. Mean reversion in equilibrium asset prices. Rapport technique, National Bureau of Economic Research, 1988. (Cité page 40.)

- S. Chakravarty, P. K. Dash, V. Ravikumar Pandi, et B. K. Panigrahi. An evolutionary functional link neural fuzzy model for financial time series forecasting. *Int. J. Appl. Evol. Comput.*, 2(3) :39–58, Juillet 2011. ISSN 1942-3594. (Cité page 119.)
- S. G. Chang, Bin Yu, et M. Vetterli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *Trans. Img. Proc.*, 9(9) :1532–1546, 2000. (Cité page 132.)
- J. Chao, L. Udpa, et S.S. Udpa. Ultrasonic signal analysis using wavelet transform. Dans *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, pages 735–742. Springer US, 1993. (Cité page 5.)
- Amélie Charles et Olivier Darné. The random walk hypothesis for chinese stock markets : Evidence from variance ratio tests. *Economic Systems*, 33(2) :117–126, 2009. (Cité pages 32 et 40.)
- Kausik Chaudhuri et Yangru Wu. Random walk versus breaking trend in stock prices : evidence from emerging markets. *Journal of Banking & Finance*, 27(4) :575–592, 2003. (Cité page 37.)
- Stephen Chen, Brenda Spotton Visano, et Ying Kong. Introducing social investors into multi-agent models of financial markets. Dans *Advances in Applied Artificial Intelligence*, pages 44–53. Springer, 2006. (Cité page 107.)
- Y. Chen et A. Abraham. *Tree-Structure Based Hybrid Computational Intelligence : Theoretical Foundations and Applications*. Intelligent Systems Reference Library, 2. Springer Berlin Heidelberg, 2010. (Cité page 119.)
- Yuehui Chen, Xiaohui Dong, et Yaou Zhao. Stock index modeling using eda based local linear wavelet neural network. Dans *Neural Networks and Brain, 2005. ICNN&B'05. International Conference on*, volume 3, pages 1646–1650. IEEE, 2005. (Cité page 122.)
- ES Chng, Sheng Chen, et Bernard Mulgrew. Gradient radial basis function networks for nonlinear and nonstationary time series prediction. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 7(1) :190–194, 1996. (Cité page 57.)
- Taufiq Choudhry. Stochastic trends in stock prices : evidence from latin american markets. *Journal of Macroeconomics*, 19(2) :285–304, 1997. (Cité page 37.)

- Charles K. Chui. *Wavelets : a tutorial in theory and applications*. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1992a. ISBN 0-12-174590-2. (Cité page 95.)
- Charles K Chui. Wavelets : a tutorial in theory and applications. *Wavelet Analysis and its Applications, San Diego, CA : Academic Press,| c1992, edited by Chui, Charles K., 1, 1992b*. (Cité page 137.)
- Peter K Clark. A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative prices. *Econometrica : journal of the Econometric Society*, pages 135–155, 1973. (Cité page 150.)
- A. Cohen, Ingrid Daubechies, et J. C. Feauveau. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 45(5) :485–560, 1992. (Cité page 98.)
- Rama Cont. Empirical properties of asset returns : stylized facts and statistical issues. 2001. (Cité page 151.)
- Paul H Cootner. The random character of stock market prices. 1964. (Cité pages 3, 34 et 63.)
- Jacques Antoine Joseph Cousin. *Introduction à l'étude de l'astronomie physique*. Dessaint, 1787. (Cité page 75.)
- William L Crum. Cycles of rates on commercial paper. *the Review of Economic Statistics*, pages 17–29, 1923. (Cité page 81.)
- Michel M Dacorogna, Ramazan Gençay, Ulrich A Müller, et Olivier V Pictet. Effective return, risk aversion and drawdowns. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 289(1) :229–248, 2001. (Cité page 54.)
- Jean Le Rond d'Alembert. Solution de quelques problèmes d'astronomie. *D'Alembert, Premiers textes de mécanique céleste*, pages 1747–1749. (Cité page 75.)
- I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*. CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. (Cité page 95.)
- Ingrid Daubechies et al. *Ten lectures on wavelets*, volume 61. SIAM, 1992. (Cité page 137.)
- Harold T Davis. *The Analysis of Economic Time Series : The Cowles Commission for Research in Economic*. Principia Press, 1941. (Cité page 81.)

- Werner FM De Bondt et Richard H Thaler. Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality. *Journal of finance*, pages 557–581, 1987. (Cité page 28.)
- Lee De Forest. Device for amplifying feeble electrical currents., Janvier 15 1907. US Patent 841,387. (Cité page 75.)
- Pedro JF De Lima. Nonlinearities and nonstationarities in stock returns. *Journal of Business & Economic Statistics*, 16(2) :227–236, 1998a. (Cité page 4.)
- Pedro JF De Lima. Nonlinearities and nonstationarities in stock returns. *Journal of Business & Economic Statistics*, 16(2) :227–236, 1998b. (Cité page 42.)
- J Bradford De Long, Andrei Shleifer, Lawrence H Summers, et Robert J Waldmann. Noise trader risk in financial markets. *Journal of political Economy*, 98(4) :703–738, 1990. (Cité pages 28 et 30.)
- Casper G De Vries et KU Leuven. Stylized facts of nominal exchange rate returns. 1994. (Cité page 151.)
- J Bradford DeLong, Andrei Shleifer, Lawrence H Summers, et Robert J Waldmann. The economic consequences of noise traders, 1987. (Cité page 28.)
- Bernard Delyon, Anatoli Juditsky, et Albert Benveniste. Accuracy analysis for wavelet approximations. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 6 (2) :332–348, 1995. (Cité page 57.)
- Amel Abdoullah Ahmed Dghais et Mohd Tahir Ismail. A comparative study between discrete wavelet transform and maximal overlap discrete wavelet transform for testing stationarity. *Int. J. Math. Comput. Sei. Eng*, 7 : 1184–1188, 2013. (Cité page 133.)
- Behzad T Diba et Herschel I Grossman. The theory of rational bubbles in stock prices. *The Economic Journal*, 98(392) :746–754, 1988. (Cité page 31.)
- David A Dickey et Wayne A Fuller. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, 74(366a) :427–431, 1979. (Cité pages x, 35, 156, 157, 158, 159, 160, 161 et 162.)

- Francis X Diebold et Glenn D Rudebusch. Measuring business cycles : A modern perspective. Rapport technique, National Bureau of Economic Research, 1994. (Cité page 80.)
- Zhuanxin Ding, Clive WJ Granger, et Robert F Engle. A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of empirical finance*, 1(1) :83–106, 1993. (Cité page 32.)
- G Lejeune Dirichlet. Sur la convergence des séries trigonométriques qui servent à représenter une fonction arbitraire entre des limites données. *Journal für die reine und angewandte Mathematik*, 4 :157–169, 1829. (Cité page 75.)
- David L Donoho. De-noising by soft-thresholding. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 41(3) :613–627, 1995. (Cité page 106.)
- David L Donoho et Iain M Johnstone. Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society, 1994. Engineering Advances : New Opportunities for Biomedical Engineers. Proceedings of the 16th Annual International Conference of the IEEE*, volume 1, pages A24–A25. IEEE, 1994. (Cité pages 106 et 132.)
- Charles Dow. *Dow Theory Unplugged : Charles Dow's Original Editorials & Their Relevance Today*. Traders Press, 2009. (Cité pages 7 et 48.)
- Richard J Downen. The stock split and dividend effect : information or price pressure? *Applied Economics*, 22(7) :927–932, 1990. (Cité page 22.)
- Pierre Dugac. *Richard Dedekind et les fondements des mathématiques : avec de nombreux textes inédits*. Numéro 24. Vrin, 1976. (Cité page 76.)
- Christian L Dunis et Jamshidbek Jalilov. Neural network regression and alternative forecasting techniques for predicting financial variables. *Neural network world*, 12(2) :113–140, 2002. (Cité pages 60 et 181.)
- Christian L Dunis et Mark Williams. Applications of advanced regression analysis for trading and investment. *Applied quantitative methods for trading and investment*, pages 1–40, 2003. (Cité page 181.)
- J.F. Ehlers. *Cycle Analytics for Traders + Downloadable Software : Advanced Technical Trading Concepts*. Wiley, 2013. (Cité page 132.)
- John F Ehlers. Fractal adaptive moving averages. *TECHNICAL ANALYSIS OF STOCKS AND COMMODITIES-MAGAZINE EDITION-*, 23(10) :

- 81, 2005. (Cité pages 10, 136 et 174.)
- Robert F Engle. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 987–1007, 1982. (Cité pages 151 et 164.)
- Cheoljun Eom, Gabjin Oh, et Woo-Sung Jung. Relationship between efficiency and predictability in stock price change. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 387(22) :5511 – 5517, 2008. ISSN 0378-4371. (Cité pages 10, 109, 166 et 175.)
- François Eymard-Duvernay. Conventions de qualité et formes de coordination. *Revue économique*, 40(2) :329–360, 1989. (Cité page 28.)
- François Eymard-Duvernay. *L'économie des conventions, méthodes et résultats. 2. Développements*. La Découverte, 2006. (Cité page 28.)
- François Eymard-Duvernay, Olivier Favereau, André Orléan, Robert Salais, et Laurent Thévenot. Valeurs, coordination et rationalité. *l'Économie des conventions ou le temps de la réunification dans les sciences économiques, sociales et politiques*. (Cité page 28.)
- et al Fama, Eugene F. The adjustment of stock prices to new information. *International Economic Review*, 10(1) :1–21, February 1969. (Cité pages 21 et 22.)
- Eugene F Fama. The behavior of stock-market prices. *Journal of business*, pages 34–105, 1965. (Cité pages 3, 16, 19, 30, 32, 33, 34 et 150.)
- Eugene F Fama. Efficient capital markets : A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25(2) :383–417, May 1970. (Cité pages 3, 4, 16, 18, 20, 32, 38, 61, 62, 69, 85 et 209.)
- Eugene F Fama. Efficient capital markets : Ii. *Journal of Finance*, 46(5) : 1575–617, December 1991. (Cité pages 20, 21 et 118.)
- Eugene F Fama et Marshall E Blume. Filter rules and stock-market trading. *Journal of business*, pages 226–241, 1966. (Cité pages 47 et 63.)
- Eugene F. Fama et Kenneth R. French. Permanent and Temporary Components of Stock Prices. *The Journal of Political Economy*, 96(2) :246–273, 1988. (Cité page 20.)
- Eugene F Fama et Merton H Miller. *The theory of finance*. Holt Rinehart

- & Winston, 1972. (Cité page 25.)
- Liljana Ferbar, David Čreslovník, Blaž Mojškerč, et Martin Rajgelj. Demand forecasting methods in a supply chain : Smoothing and denoising. *International Journal of Production Economics*, 118(1) :49–54, 2009. (Cité page 109.)
- Fernando Fernandez-Rodriguez, Christian Gonzalez-Martel, et Simon Sosvilla-Rivero. On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks : : Evidence from the madrid stock market. *Economics letters*, 69(1) :89–94. (Cité page 60.)
- Leon Festinger. *A theory of cognitive dissonance*, volume 2. Stanford university press, 1962. (Cité page 27.)
- Joseph E Finnerty. Insiders and market efficiency. *The Journal of Finance*, 31(4) :1141–1148, 1976. (Cité page 23.)
- Patrick Flandrin. Wavelet analysis and synthesis of fractional brownian motion. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 38(2) :910–917, 1992. (Cité pages 115 et 116.)
- Lawrence J Fogel. *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution.*[By] Lawrence J. Fogel... Alvin J. Owens... Michael J. Walsh. John Wiley & Sons, 1966. (Cité page 50.)
- Joseph Fourier. *Theorie analytique de la chaleur, par M. Fourier*. Chez Firmin Didot, père et fils, 1822. (Cité page 75.)
- Dennis Gabor. Theory of communication. part 1 : The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III : Radio and Communication Engineering*, 93(26) :429–441, 1946. (Cité pages 73, 89 et 90.)
- Robert X Gao et Ruqiang Yan. *Wavelets : Theory and applications for manufacturing*. Springer Science & Business Media, 2010. (Cité pages xiv, 89, 90, 91 et 92.)
- PK Garg. *Forecasting Management : Futurism on Management*. Global India Publications, 2009. (Cité page 49.)
- Ramazan Gencay. Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets. *Economics Letters*, 59(2) :249–254, 1998a. (Cité pages 59 et 60.)

- Ramazan Gencay. The predictability of security returns with simple technical trading rules. *Journal of Empirical Finance*, 5(4) :347–359, 1998b. (Cité pages 7 et 65.)
- Ramazan Gencay. Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rules. *Journal of International Economics*, 47(1) :91–107, 1999. (Cité page 60.)
- John Geweke et Susan Porter-Hudak. The estimation and application of long-memory times series models., 1983. (Cité page 114.)
- David E Goldberg et H John. Holland. genetic algorithms and machine learning. *Machine learning*, 3(2-3) :95–99, 1988. (Cité page 51.)
- Pierre-Yves Gomez. Qualité et théorie des conventions. 1994. (Cité page 29.)
- Z Gonghui, JL Starck, J Campbell, et F Murtagh. The wavelet transform for filtering financial data streams. *J. Comput. Intell. Finance*, pages 18–35, 1999. (Cité page 121.)
- Clive William John Granger et Allan Paul Andersen. *Market statistics and technical analysis : The role of volume*. Vandenhoeck & Ruprecht, 1978. (Cité page 4.)
- Clive WJ Granger. The typical spectral shape of an economic variable. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 150–161, 1966. (Cité pages xiii, 85 et 86.)
- Clive WJ Granger. Long memory relationships and the aggregation of dynamic models. *Journal of econometrics*, 14(2) :227–238, 1980. (Cité pages 113 et 117.)
- Clive WJ Granger. Developments in the nonlinear analysis of economic series. *The Scandinavian Journal of Economics*, pages 263–276, 1991. (Cité page 43.)
- Clive WJ Granger et Zhuanxin Ding. Stylized facts on the temporal and distributional properties of daily data from speculative markets. *UCSD Department of Economics Discussion Paper*, pages 94–19, 1994. (Cité page 151.)
- Clive WJ Granger, Eric Ghysels, Norman R Swanson, et Mark W Watson. *Essays in econometrics : collected papers of Clive WJ Granger*, volume 32. Cambridge University Press, 2001. (Cité page 80.)

- Clive WJ Granger et Oskar Morgenstern. Spectral analysis of new york stock market prices1. *Kyklos*, 16(1) :1–27, 1963. (Cité page [34](#).)
- CWJ Granger et M Hatanaka. Spectral analysis of economic time series. 1964. (Cité page [76](#).)
- CWJ GRANGER, M HATANAKA, et al. Spectral analysis of economic time series. *Spectral analysis of economic time series.*, 1964. (Cité pages [xiii](#), [xiv](#), [82](#), [83](#), [84](#), [86](#), [87](#), [88](#), [93](#) et [211](#).)
- A. Graps. An introduction to wavelets. *Computational Science Engineering, IEEE*, 2(2) :50–61, 1995. (Cité page [95](#).)
- Peter Grassberger et Itamar Procaccia. Characterization of strange attractors. *Physical review letters*, 50(5) :346, 1983. (Cité page [41](#).)
- Myron T Greene et Bruce D Fielitz. Long-term dependence in common stock returns. *Journal of Financial Economics*, 4(3) :339–349, 1977. (Cité pages [44](#) et [45](#).)
- Benjamin Greenstein. Periodogram analysis with special application to business failures in the united states, 1867-1932. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 170–198, 1935. (Cité page [81](#).)
- Mark S. Grinblatt, Ronald W. Masulis, et Sheridan Titman. The valuation effects of stock splits and stock dividends. *Journal of Financial Economics*, 13(4) :461 – 490, 1984. (Cité page [22](#).)
- S. J. Grossman et J. E. Stiglitz. On the impossibility of informationally efficient markets. *American Economic Review*, 70(3) :393–408, 1980. (Cité page [18](#).)
- Alexander Grossmann et Jean Morlet. Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM journal on mathematical analysis*, 15(4) :723–736, 1984. (Cité page [89](#).)
- C Halquist et G Schmoll. Neural networks : A trading perspective. *Technical Analysis of Stocks and Commodities*, 7(11) :48–54, 1989. (Cité page [59](#).)
- James Douglas Hamilton. *Time series analysis*, volume 2. Princeton university press Princeton, 1994. (Cité pages [79](#), [84](#), [111](#) et [155](#).)
- William Peter Hamilton. *The Stock Market Barometer ; a Study of Its Forecast Value Based on Charles H. Dow's Theory of the Price Movement*. Harper & Bros., 1922. (Cité page [69](#).)

- Alain Hecq et Jean-Pierre Urbain. Misspecification tests, unit roots and level shifts. *Economics Letters*, 43(2) :129–135, 1993. (Cité page 160.)
- Werner Heisenberg. *The physical principles of the quantum theory*. Courier Corporation, 1949. (Cité pages 91 et 93.)
- RJ Hodrick et EC Prescott. Post-war us business cycles : An empirical investigation. evanston, illinois : Centre for mathematical studies in economics and management science. Rapport technique, Northwestern University.(Discussion Paper No. 451.), 1980. (Cité page 79.)
- John H Holland. Adaptation in natural and artificial system : an introduction with application to biology, control and artificial intelligence. *Ann Arbor, University of Michigan Press*, 1975. (Cité page 51.)
- Matthias Holschneider, Richard Kronland-Martinet, Jean Morlet, et Ph Tchamitchian. A real-time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform. Dans *Wavelets*, pages 286–297. Springer, 1989. (Cité pages 100 et 101.)
- Jonathan RM Hosking. Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1) :165–176, 1981a. (Cité page 113.)
- Jonathan RM Hosking. Fractional differencing. *Biometrika*, 68(1) :165–176, 1981b. (Cité page 117.)
- David A Hsieh. Testing for nonlinear dependence in daily foreign exchange rates. *Journal of Business*, pages 339–368, 1989. (Cité pages 42 et 43.)
- Tsung-Jung Hsieh, Hsiao-Fen Hsiao, et Wei-Chang Yeh. Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks : An integrated system based on artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, 11(2) :2510 – 2525, 2011. ISSN 1568-4946. <ce :title>The Impact of Soft Computing for the Progress of Artificial Intelligence</ce :title>. (Cité page 119.)
- Michael Jen-Chao Hu. *Application of the adaline system to weather forecasting*. PhD thesis, Department of Electrical Engineering, Stanford University., 1964. (Cité page 56.)
- Yu Hen Hu et Jenq-Neng Hwang. *Handbook of neural network signal processing*. CRC press, 2001. (Cité page 55.)
- D.S. Huang, Z. Zhao, V. Bevilacqua, et J.C. Figueroa. *Advanced Intelligent*

- Computing Theories and Applications : 6th International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2010, Changsha, China, August 18-21, 2010, Proceedings*. LNCS sublibrary : Theoretical computer science and general issues. Springer, 2010. (Cité page [119](#).)
- Barbara Burke Hubbard. *The World According to Wavelets : The Story of a Mathematical Technique in the Making*. A K Peters Ltd, 1997. (Cité page [98](#).)
- Robert Hudson, Michael Dempsey, et Kevin Keasey. A note on the weak form efficiency of capital markets : The application of simple technical trading rules to uk stock prices 1935 to 1994. *Journal of Banking and Finance*, 20(6) :1121–1132, 1996. (Cité pages [4](#), [7](#), [47](#) et [64](#).)
- H. Hurst. Long term storage capacity of reservoirs. *Transaction of the American society of civil engineer*, 116 :770–799, 1951. (Cité pages [109](#), [111](#) et [166](#).)
- F. In et S. Kim. *An Introduction to Wavelet Theory in Finance : A Wavelet Multiscale Approach*. World Scientific Publishing Company Incorporated, 2012. (Cité page [95](#).)
- Richard A Ippolito. Efficiency with costly information : A study of mutual fund performance, 1965-1984. *The Quarterly Journal of Economics*, 104 (1) :1–23, February 1989. (Cité page [23](#).)
- Bruce I Jacobs et Kenneth N Levy. Disentangling equity return regularities : New insights and investment opportunities. *Financial Analysts Journal*, pages 18–43, 1988. (Cité pages [7](#) et [47](#).)
- Jeffrey F Jaffe. Special information and insider trading. *The Journal of Business*, 47(3) :410–28, July 1974. (Cité pages [22](#) et [23](#).)
- Carlos M Jarque et Anil K Bera. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. *Economics letters*, 6(3) :255–259, 1980. (Cité page [153](#).)
- Mark J Jensen. Using wavelets to obtain a consistent ordinary least squares estimator of the long-memory parameter. 1999. (Cité pages [113](#), [114](#) et [139](#).)
- Mark J Jensen. An alternative maximum likelihood estimator of long-memory processes using compactly supported wavelets. *Journal of Eco-*

- conomic Dynamics and Control*, 24(3) :361–387, 2000. (Cité pages 114, 117 et 139.)
- Michael C Jensen. Some anomalous evidence regarding market efficiency. *Journal of financial economics*, 6(2) :95–101, 1978. (Cité pages 17 et 23.)
- Michael C Jensen et George A Benington. Random walks and technical theories : Some additional evidence. *The Journal of Finance*, 25(2) :469–482, 1970. (Cité page 47.)
- Abdul J Jerri. The shannon sampling theorem—its various extensions and applications : A tutorial review. *Proceedings of the IEEE*, 65(11) : 1565–1596, 1977. (Cité page 76.)
- Neil F Johnson, Paul Jefferies, et Pak Ming Hui. Financial market complexity. *OUP Catalogue*, 2003. (Cité page 15.)
- C. L. Jones, G. T. Loneragan, et D. E. Mainwaring. *J. Phys. A : Math. Gen.*, 29 :2509 – 2527, 1996. (Cité pages 110 et 112.)
- Franck Jovanovic. Éléments biographiques inédits sur jules regnault (1834-1894), inventeur du modèle de marché aléatoire pour représenter les variations boursières. 2004. (Cité page 33.)
- Daniel Kahneman et Amos Tversky. Prospect theory : An analysis of decision under risk. *Econometrica : Journal of the econometric society*, pages 263–291, 1979. (Cité pages 27 et 28.)
- Nicholas Kaldor. Capital accumulation and economic growth. Dans *The theory of capital*, pages 177–222. Springer, 1961. (Cité page 149.)
- B KAMAIAH. Wavelet based sample entropy analysis : A new method to test weak form market efficiency. 2014. (Cité page 133.)
- Shmuel Kandel et Robert F Stambaugh. On the predictability of stock returns : An asset-allocation perspective. *The Journal of Finance*, 51(2) : 385–424, 1996. (Cité page 33.)
- Jeyanthi Karuppiah et Cornelis A. Los. Wavelet multiresolution analysis of high-frequency asian {FX} rates, summer 1997. *International Review of Financial Analysis*, 14(2) :211 – 246, 2005a. <ce :title>Special issue : Quantitative Issues in Finance</ce :title>. (Cité page 110.)
- Jeyanthi Karuppiah et Cornelis A Los. Wavelet multiresolution analysis of high-frequency asian fx rates, summer 1997. *International Review of*

- Financial Analysis*, 14(2) :211–246, 2005b. (Cité page [116](#).)
- Robert Kast et André Lapiéd. *Fondements microéconomiques de la théorie des marchés financiers*. Economica, 1992. (Cité page [31](#).)
- Perry J Kaufman. *Smarter trading*. Mcgraw-Hill Professional, 2010. (Cité page [10](#).)
- B.P. Kellerhals. *Asset Pricing : Modeling and Estimation*. Springer Finance. Springer, 2004. (Cité page [119](#).)
- M.G. Kendall, London School of Economics, et Political Science. Research Techniques Division. *The Analysis of Economic Time-series : Prices*. Numéro ptie. 1 dans Reprint series / Research Techniques Unit of the London School of Economics and Political Science). London School of Economics and Political Science, 1953. (Cité pages [19](#) et [34](#).)
- John Maynard Keynes. *Théorie générale de l'emploi, de l'intérêt et de la monnaie*. Éditions Payot, 1936. (Cité page [30](#).)
- Myung Jig Kim, Charles R Nelson, et Richard Startz. Mean reversion in stock prices? a reappraisal of the empirical evidence. *The Review of Economic Studies*, 58(3) :515–528, 1991. (Cité page [40](#).)
- L. Kirichenko, T. Radivilova, et Z. Deineko. Comparative analysis for estimating of the hurst exponent for stationnary and nonstationnary time series. 500 :1000, 2000. (Cité page [110](#).)
- AN Kolmogorov. Stationary sequences in hilbert space. *Linear Least-Squares Estimation*, page 66, 1941. (Cité page [77](#).)
- Andrei N Kolmogorov. Wienersche spiralen und einige andere interessante kurven im hilbertschen raum. Dans *CR (Dokl.) Acad. Sci. URSS*, volume 26, pages 115–118, 1940. (Cité page [114](#).)
- John R Koza. *Genetic programming : on the programming of computers by means of natural selection*, volume 1. MIT press, 1992. (Cité page [51](#).)
- Denis Kwiatkowski, Peter CB Phillips, Peter Schmidt, et Yongcheol Shin. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root : How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of econometrics*, 54(1-3) :159–178, 1992. (Cité pages [x](#), [156](#), [157](#), [158](#), [159](#), [161](#) et [162](#).)
- NyoNyo A. Kyaw, Cornelis A. Los, et Sijing Zong. Persistence characteristics

- of latin american financial markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 16(3) :269 – 290, 2006. (Cité page 110.)
- Dominique Ladiray et Benoit Quenneville. *Seasonal adjustment with the X-11 method*, volume 158. Springer Science & Business Media, 2012. (Cité pages 80 et 84.)
- Kin Keung Lai, Kaijian He, Chi Xie, et Shou Chen. Market risk for nonferrous metals : A wavelet based var approach. *Intelligent Systems Design and Applications, International Conference on*, 1 :1179–1184, 2006. (Cité page 97.)
- Christopher G Lamoureux et Percy Poon. The market reaction to stock splits. *Journal of Finance*, 42(5) :1347–70, 1987. (Cité page 22.)
- Gustave Le Bon. *The crowd : A study of the popular mind*. Fischer, 1897. (Cité page 27.)
- Hooi Hooi Lean et Russell Smyth. Do asian stock markets follow a random walk ? evidence from lm unit root tests with one and two structural breaks. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 10(01) :15–31, 2007. (Cité page 37.)
- Blake LeBaron. The stability of moving average technical trading rules on the dow jones index. *Derivatives Use, Trading and Regulation*, 5(4) : 324–338, 2000. (Cité page 66.)
- Chien-Chiang Lee, Jun-De Lee, et Chi-Chuan Lee. Stock prices and the efficient market hypothesis : Evidence from a panel stationary test with structural breaks. *Japan and the world economy*, 22(1) :49–58, 2010. (Cité pages 7, 8, 159 et 212.)
- Junsoo Lee et Mark C Strazicich. Minimum lagrange multiplier unit root test with two structural breaks. *Review of Economics and Statistics*, 85 (4) :1082–1089, 2003. (Cité pages 159 et 212.)
- Camillo Lento. A synthesis of technical analysis and fractal geometry-evidence from the dow jones industrial average components. *Available at SSRN 1263615*, 2009. (Cité pages 10, 168, 169, 175, 198 et 201.)
- Camillo Lento et Nikola Gradojevic. The profitability of technical trading rules : a combined signal approach. *Journal of Applied Business Research (JABR)*, 23(1), 2011. (Cité pages 47 et 204.)

- Pete E Lestrel. *Fourier descriptors and their applications in biology*. Cambridge University Press, 2008. (Cité page 76.)
- Paul Lévy. *Calcul des probabilités*. Gauthier-Villars, 1925. (Cité page 150.)
- Tao Li, Sheng Ma, et Mitsunori Ogihara. Wavelet methods in data mining. Dans Oded Maimon et Lior Rokach, éditeurs, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, pages 603–626. Springer US, 2005. (Cité page 95.)
- Jie Liang et Thomas W Parks. A translation-invariant wavelet representation algorithm with applications. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 44(2) :225–232, 1996. (Cité page 133.)
- Kian-Ping Lim, Robert D Brooks, et Melvin J Hinich. Nonlinear serial dependence and the weak-form efficiency of asian emerging stock markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 18(5) :527–544, 2008. (Cité page 32.)
- Kian-Ping Lim et Robert Darren Brooks. The evolving and relative efficiencies of stock markets : empirical evidence from rolling bicorrelation test statistics. *Available at SSRN 931071*, 2006. (Cité page 4.)
- Mark Andrew Lim. *The Handbook of Technical Analysis+ Test Bank : The Practitioner's Comprehensive Guide to Technical Analysis*. John Wiley & Sons, 2015. (Cité page 48.)
- John Lintner. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The review of economics and statistics*, pages 13–37, 1965. (Cité page 149.)
- Christina Y Liu et Jia He. A variance-ratio test of random walks in foreign exchange rates. *The Journal of Finance*, 46(2) :773–785, 1991. (Cité page 40.)
- Heping Liu et Jing Shi. Applying arma-Ågarch approaches to forecasting short-term electricity prices. *Energy Economics*, 37(0) :152 – 166, 2013. (Cité page 119.)
- Andrew W Lo. Long-term memory in stock market prices. Rapport technique, National Bureau of Economic Research, 1989. (Cité page 33.)
- Andrew W Lo. Long-term memory in stock market prices. *Econometrica*, 59(5) :1279–313, September 1991. (Cité page 110.)
- Andrew W Lo et A Craig MacKinlay. Stock market prices do not follow

- random walks : Evidence from a simple specification test. *Review of financial studies*, 1(1) :41–66, 1988. (Cité pages 32, 38 et 39.)
- Andrew W Lo et A Craig MacKinlay. *A non-random walk down Wall Street*. Princeton University Press, 1997. (Cité page 4.)
- Andrew W Lo, Harry Mamaysky, et Jiang Wang. Foundations of technical analysis : Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *The journal of finance*, 55(4) :1705–1770, 2000. (Cité pages 7 et 210.)
- Dennis E Logue, Richard James Sweeney, et Thomas D Willett. Speculative behavior of foreign exchange rates during the current float. *Journal of Business Research*, 6(2) :159–174, 1978. (Cité page 63.)
- J BRADFORD LONG, Andrei Shleifer, Lawrence H Summers, et Robert J Waldmann. Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation. *the Journal of Finance*, 45(2) :379–395, 1990. (Cité page 131.)
- Edward N Lorenz. *The essence of chaos*. University of Washington Press, 1995. (Cité page 43.)
- Cornelis Los. *Financial market risk : measurement and analysis*. Routledge, 2006. (Cité page 134.)
- Boltanski Luc et Thévenot Laurent. De la justification. les économies de la grandeur, 1991. (Cité page 29.)
- A. Ben Mabrouk, N. Ben Abdallah, et Z. Dhifaoui. Wavelet decomposition and autoregressive model for time series prediction. *Applied Mathematics and Computation*, 199(1) :334–340, 2008. (Cité pages 6 et 119.)
- James G MacKinnon. Approximate asymptotic distribution functions for unit-root and cointegration tests. *Journal of Business & Economic Statistics*, 12(2) :167–176, 1994. (Cité page 158.)
- B. Malkiel. Efficient market hypothesis. Dans P. Newman, M. Milgate, et J. Eatwell, éditeurs, *New Palgrave Dictionary of Money and Finance*, pages 739–744, London, 1992. Macmillan. (Cité page 17.)
- Burton G. Malkiel. Reflections on the efficient market hypothesis : 30 years later. *Financial Review*, 40(1) :1–9, 2005. (Cité page 23.)
- S.G. Mallat. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet

- models. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, 37(12) :2091–2110, 1989. (Cit  pages 98, 100, 133 et 137.)
- St phane Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic press, 1999. (Cit  pages 6 et 11.)
- St phane Mallat. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique, 2000. (Cit  pages 88, 89, 90 et 91.)
- B. B. Mandelbrot. A multifractal walk down wall street. *Sci. Am.*, 298 : 70–73, 1999. (Cit  page 15.)
- B.B. Mandelbrot. *Une approche fractale des march s : Risquer, perdre et gagner*. Editions Odile Jacob, 2009. ISBN 9782738122643. (Cit  page 18.)
- Benoit Mandelbrot. The variation of some other speculative prices. *Journal of Business*, pages 393–413, 1967. (Cit  page 150.)
- Benoit B Mandelbrot. *The fractal geometry of nature*, volume 173. Macmillan, 1983. (Cit  page 10.)
- Benoit B Mandelbrot. *The variation of certain speculative prices*. Springer, 1997. (Cit  page 62.)
- Benoit B Mandelbrot et Richard Hudson. *The (mis) behaviour of markets : a fractal view of risk, ruin and reward*. Profile Books, 2010. (Cit  page 149.)
- Benoit B Mandelbrot et John W Van Ness. Fractional brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM review*, 10(4) :422–437, 1968. (Cit  pages 114 et 166.)
- Benoit B. Mandelbrot et James R. Wallis. Robustness of the rescaled range r/s in the measurement of noncyclic long run statistical dependence. *Water Resources Research*, 5(5) :967–988, 1969. (Cit  page 109.)
- Beno t B. Mandelbrot. Statistical methodology for nonperiodic cycles : From the covariance to rs analysis. Dans *Annals of Economic and Social Measurement, Volume 1, number 3*, pages 259–290. National Bureau of Economic Research, Inc, 1972. (Cit  page 109.)
- Harry Markowitz. Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1) :77–91, 1952. (Cit  page 149.)
- Ben R Marshall et Rochester H Cahan. Is technical analysis profitable on a stock market which has characteristics that suggest it may be inefficient ?

- Research in International Business and Finance*, 19(3) :384–398, 2005. (Cité page 68.)
- Pablo Martínez-Moya, Román Ferrer-Lapeña, et Francisco Escribano-Sotos. Relationship between interest rate changes and stock returns in Spain : A wavelet-based approach. *Universidad de Castilla-La Mancha*, 2013. (Cité page 103.)
- NC Matalas et JR Wallis. Small sample properties of h and k estimators of the Hurst coefficient h . *Water Resour. Res.*, 6(6) :1583–1594, 1970. (Cité page 45.)
- T. Di Matteo. Multi-scaling in finance. *Quantitative Finance*, 7(1) :21–36, 2007. (Cité page 110.)
- EJ McCoy et AT Walden. Wavelet analysis and synthesis of stationary long-memory processes. *Journal of computational and Graphical statistics*, 5(1) :26–56, 1996. (Cité page 139.)
- Warren S McCulloch et Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4) :115–133, 1943. (Cité page 56.)
- Robert C Merton. On estimating the expected return on the market : An exploratory investigation. *Journal of financial economics*, 8(4) :323–361, 1980. (Cité page 150.)
- F.G. Meyer. Wavelet based estimation of a semi parametric generalized linear model of fMRI time-series. Dans *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001. Proceedings. (ICASSP '01). 2001 IEEE International Conference on*, volume 6, pages 3681–3684 vol.6, 2001. (Cité page 95.)
- J Mielniczuk et P Wojdyło. Estimation of Hurst exponent revisited. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(9) :4510–4525, 2007. (Cité page 117.)
- Terence C Mills et al. Technical analysis and the London stock exchange : testing trading rules using the FT30. *International Journal of Finance & Economics*, 2(4) :319–331, 1997. (Cité page 65.)
- Tang Mingming et Zhang Jinliang. A multiple adaptive wavelet recurrent neural network model to analyze crude oil prices. *Journal of Economics and Business*, 64(4) :275 – 286", 2012. (Cité page 119.)

- M. Misiti et Math Works. *Wavelet Toolbox : For Use with Matlab. User's guide*. Computation, Visualization, Programming. MathWorks Incorporated, 1996. (Cité page 99.)
- Wesley Clair Mitchell. *Business cycles*, volume 3. University of California Press, 1913. (Cité pages 78 et 80.)
- Wesley Clair Mitchell et al. What happens during business cycles. 1951. (Cité page 82.)
- Sanjit K Mitra. Is hurst exponent value useful in forecasting financial time series? *Asian Social Science*, 8(8) :111, 2012. (Cité pages 169 et 175.)
- Henry Ludwell Moore. *Economic cycles : Their law and cause*. Macmillan Company, 1914. (Cité pages xiii, 81, 82 et 84.)
- Henry Ludwell Moore et al. Generating economic cycles. 1923. (Cité pages 81 et 84.)
- Jan Mossin. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica : Journal of the econometric society*, pages 768–783, 1966. (Cité page 149.)
- Ulrich A Muller, Michel M Dacorogna, Rakhal D Dave, Richard B Olsen, Olivier V Pictet, et Jacob E von Weizsacker. Volatilities of different time resolutions—analyzing the dynamics of market components. *Journal of Empirical Finance*, 4(2) :213–239, 1997. (Cité page 97.)
- Ulrich A Müller, Michel M Dacorogna, Rakhal D Davé, Richard B Olsen, Olivier V Pictet, et Jacob E von Weizsäcker. Volatilities of different time resolutions—analyzing the dynamics of market components. *Journal of Empirical Finance*, 4(2) :213–239, 1997. (Cité page 130.)
- Ulrich A Müller, Michel M Dacorogna, Rakhal D Dave, Olivier V Pictet, Richard B Olsen, et J Robert Ward. Fractals and intrinsic time : A challenge to econometricians. *Unpublished manuscript, Olsen & Associates, Zürich*, 1993. (Cité page 130.)
- John J Murphy. *Technical analysis of the financial markets : A comprehensive guide to trading methods and applications*. Penguin, 1999. (Cité pages 48 et 49.)
- Fionn Murtagh. Wedding the wavelet transform and multivariate data analysis. *Journal of Classification*, 15(2) :161–183, 1998. ISSN 0176-4268. (Cité page 119.)

- Fionn Murtagh, Jean-Luc Starck, et Olivier Renaud. *Decision Support Systems*, 37(4) :475–484, 2004a. (Cité page [142](#).)
- Fionn Murtagh, Jean-Luc Starck, et Olivier Renaud. On neuro-wavelet modeling. *Decision Support Systems*, 37(4) :475–484, 2004b. (Cité pages [6](#), [102](#), [103](#) et [121](#).)
- Vasudeva Murthy, Kenneth Washer, et John Wingender. Are stock prices in the us nonstationary? evidence from contemporary unit root tests. *Applied Financial Economics*, 21(22) :1703–1709, 2011. (Cité pages [37](#), [159](#), [165](#) et [171](#).)
- Pareesh Kumar Narayan et Russell Smyth*. Are oecd stock prices characterized by a random walk? evidence from sequential trend break and panel data models. *Applied Financial Economics*, 15(8) :547–556, 2005. (Cité page [38](#).)
- Guy P Nason et Bernard W Silverman. The stationary wavelet transform and some statistical applications. *LECTURE NOTES IN STATISTICS-NEW YORK-SPRINGER VERLAG-*, pages 281–281, 1995. (Cité page [133](#).)
- Christopher J Neely. Risk-adjusted, ex ante, optimal technical trading rules in equity markets. *International Review of Economics & Finance*, 12(1) : 69–87, 2003. (Cité page [53](#).)
- Christopher J Neely et Paul A Weller. Technical trading rules in the european monetary system. *Journal of International Money and Finance*, 18 (3) :429–458, 1999. (Cité page [53](#).)
- Charles R Nelson et Charles R Plosser. Trends and random walks in macroeconomic time series : some evidence and implications. *Journal of monetary economics*, 10(2) :139–162, 1982. (Cité pages [84](#) et [155](#).)
- Serena Ng et Pierre Perron. Unit root tests in arma models with data-dependent methods for the selection of the truncation lag. *Journal of the American Statistical Association*, 90(429) :268–281, 1995. (Cité pages [x](#), [156](#), [157](#), [158](#), [159](#), [160](#), [161](#) et [162](#).)
- Serena Ng et Pierre Perron. Lag length selection and the construction of unit root tests with good size and power. *Econometrica*, 69(6) :1519–1554, 2001. (Cité page [159](#).)

- Peter Magnus Nørgård, Ole Ravn, Niels Kjølstad Poulsen, et Lars Kai Hansen. *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems-A Practitioner's Handbook*. Springer-London, 2000. (Cité page 55.)
- André Orléan. Anticipations et conventions en situation d'incertitude. *Cahiers d'économie politique/Papers in Political Economy*, pages 153–172, 1987. (Cité pages 28 et 29.)
- André Orléan. Contagion mimétique et bulles spéculatives. *Cartelier J.(éd.), La formation des grandeurs économiques, coll. "Nouvelle Encyclopédie Diderot", Presses Universitaires de France*, 285 :321, 1990. (Cité page 31.)
- André Orléan. L'Économie des conventions : définitions et résultats. *Analyse économique des conventions*, 2 :1–81, 2004. (Cité pages 28, 29, 30, 31 et 32.)
- André Orléan et al. De l'euphorie à la panique : penser la crise financière. Rapport technique, 2009. (Cité page 30.)
- Luis F. Ortega. A neuro-wavelet method for the forecasting of financial time series. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, 2200 (1) :577–582, 2012. (Cité pages 6 et 119.)
- Denise R Osborn. Moving average detrending and the analysis of business cycles. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 57(4) :547–558, 1995. (Cité page 79.)
- MF Maury Osborne. Brownian motion in the stock market. *Operations research*, 7(2) :145–173, 1959. (Cité page 3.)
- Adrian Pagan. The econometrics of financial markets. *Journal of empirical finance*, 3(1) :15–102, 1996. (Cité page 151.)
- W. Palma. *Long-Memory Time Series : Theory and Methods*. Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley, 2007. (Cité page 110.)
- Cheol-Ho Park et Scott H Irwin. What do we know about the profitability of technical analysis? *Journal of Economic Surveys*, 21(4) :786–826, 2007. (Cité pages 4 et 7.)
- Emanuel Parzen. On estimation of a probability density function and mode. *The annals of mathematical statistics*, pages 1065–1076, 1962. (Cité page 96.)
- C-K Peng, Sergey V Buldyrev, Shlomo Havlin, Michael Simons, H Eugene

- Stanley, et Ary L Goldberger. Mosaic organization of dna nucleotides. *Physical Review E*, 49(2) :1685, 1994. (Cité page 117.)
- Donald B Percival et Andrew T Walden. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*, volume 4. Cambridge University Press, 2000. (Cité pages 6, 134, 137, 138, 139 et 140.)
- Donald P Percival. On estimation of the wavelet variance. *Biometrika*, 82 (3) :619–631, 1995. (Cité pages 134 et 138.)
- Pierre Perron. The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 1361–1401, 1989. (Cité page 37.)
- Warren M Persons. A non-technical explanation of the index of general business conditions. *The Review of Economic Statistics*, pages 39–48, 1920. (Cité pages 79 et 80.)
- Warren M Persons. Theories of business fluctuations : I. a classification of the theories. *The Quarterly Journal of Economics*, 41(1) :94–128, 1926. (Cité pages 78 et 80.)
- M Hashem Pesaran et Allan Timmermann. Predictability of stock returns : Robustness and economic significance. *The Journal of Finance*, 50(4) : 1201–1228, 1995. (Cité page 33.)
- Jean-Christophe Pesquet, Hamid Krim, et Hervé Carfantan. Time-invariant orthonormal wavelet representations. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 44(8) :1964–1970, 1996. (Cité page 133.)
- EE Peter. Fractal market analysis. *John Wiley&Sons, Inc*, 1994. (Cité page 45.)
- E.E. Peters. *Chaos and Order in the Capital Markets : New Views of Cycles, Prices and Market Volatility*. Wiley Finance Editions Series. John Wiley & Sons Australia, Limited, 1991. (Cité page 110.)
- Jean-Paul Pier. De l'analyse de fourier à l'analyse harmonique. *Cahier du Séminaire d'Histoire des Mathématiques*, 2 :1–11, 1992. (Cité page 75.)
- Robi Polikar. The wavelet tutorial. 1996. URL <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>. (Cité page 5.)
- Michael M Pompian. *Behavioral finance and wealth management : how to build optimal portfolios that account for investor biases*, volume 667. John

- Wiley & Sons, 2011. (Cité page 26.)
- James M Poterba et Lawrence H Summers. Mean reversion in stock prices : Evidence and implications. *Journal of financial economics*, 22(1) :27–59, 1988. (Cité page 40.)
- Jean-Yves Potvin, Patrick Soriano, et Maxime Vallée. Generating trading rules on the stock markets with genetic programming. *Computers & Operations Research*, 31(7) :1033–1047, 2004. (Cité page 54.)
- Alexander D Poularikas. *Transforms and applications handbook*. CRC press, 2010. (Cité page 5.)
- Lakshman Prasad et S Sitharama Iyengar. *Wavelet analysis with applications to image processing*. CRC press, 1997. (Cité page 137.)
- Maurice Bertram Priestley. *Spectral analysis and time series*. 1981. (Cité page 111.)
- Martin J Pring. *Technical analysis explained : The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points*. McGraw-Hill Professional, 2002. (Cité pages 48 et 49.)
- Bo Qian et Khaled Rasheed. Hurst exponent and financial market predictability. Dans *IASTED conference on "Financial Engineering and Applications"(FEA 2004)*, 2004. (Cité page 109.)
- Lawrence R Rabiner et Ronald W Schafer. *Digital processing of speech signals*. Prentice Hall, 1978. (Cité page 76.)
- Abdul Rahman et Samir Saadi. Random walk and breaking trend in financial series : An econometric critique of unit root tests. *Review of Financial Economics*, 17(3) :204–212, 2008. (Cité page 38.)
- James B. Ramsey. The contribution of wavelets to the analysis of economic and financial data. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A :Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 357 (1760) :2593–2606, 1999. (Cité pages 5, 96 et 119.)
- James B. Ramsey et Camille Lampart. The decomposition of economic relationships by time scale using wavelets : Expenditure and income. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 3(1) :2, 1998. (Cité page 96.)
- James B Ramsey, Daniel Usikov, et George M Zaslavsky. An analysis of us stock price behavior using wavelets. *Fractals*, 3(02) :377–389, 1995. (Cité

- page 116.)
- James B Ramsey et Zhifeng Zhang. The analysis of foreign exchange data using waveform dictionaries. *Journal of Empirical Finance*, 4(4) :341–372, 1997. (Cité page 6.)
- David E Rapach et Guofu Zhou. Forecasting stock returns. *Handbook of Economic Forecasting*, 2(Part A) :328–383, 2013. (Cité page 4.)
- Faouzi Rassi. *Gestion Financiere A Long Terme : Investissements Et Financement*. PUQ, 2007. (Cité page 26.)
- Jules Regnault. *Calcul des chances et philosophie de la bourse*. Mallet-Bachelier, 1863. (Cité page 33.)
- Olivier Renaud, Fionn Murtagh, et Jean-Luc Starck. *Wavelet-based forecasting of short and long memory time series*. Université de Genève/Faculté des sciences économiques et sociales, 2002. (Cité pages 101, 106, 107 et 108.)
- Olivier Renaud, Jean-Luc Starck, et Fionn Murtagh. Wavelet-based combined signal filtering and prediction. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on*, 35(6) :1241–1251, 2005. (Cité pages 101 et 102.)
- Howard L Resnikoff et Raymond O Wells Jr. Wavelet data compression. Dans *Wavelet Analysis*, pages 343–365. Springer, 1998. (Cité page 137.)
- Robert Rhea. The dowâ€™s theory, 1932. (Cité page 69.)
- Joshua S Richman et J Randall Moorman. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 278(6) :H2039–H2049, 2000. (Cité page 133.)
- I Rivals, L Personnaz, G Dreyfus, et JL Ploix. Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles. *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés*, JP Corriou, ed. (Lavoisier Tec & Doc, 1995), 1995. (Cité page 58.)
- Matthew C Roberts et al. Technical analysis in commodity markets : risk, returns, and value. Dans *NCR-134 Conference, St. Louis, Missouri*, 2003. (Cité page 54.)

- Peter M Robinson. *Time series with long memory*. Oxford University Press, 2003. (Cité page 33.)
- Frank Rosenblatt. Principles of neurodynamics. perceptrons and the theory of brain mechanisms. Rapport technique, DTIC Document, 1961. (Cité page 56.)
- David E Rumelhart, Geoffrey E Hintont, et Ronald J Williams. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088) :533–536, 1986. (Cité page 57.)
- Said E Said et David A Dickey. Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order. *Biometrika*, 71(3) :599–607, 1984. (Cité page 36.)
- Paul A. Samuelson. Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, 6 :41–49, 1965. (Cité pages 16 et 61.)
- Stephan Schlüter et Carola Deuschle. Using wavelets for time series forecasting : Does it pay off? Rapport technique, IWQW discussion paper series, 2010. (Cité page 109.)
- Adel S Sedra et Kenneth C Smith. *Circuits microélectroniques*. De Boeck Supérieur, 2016. (Cité page 75.)
- Andrei Semenov. Testing the random walk hypothesis through robust estimation of correlation. *Computational Statistics & Data Analysis*, 52(5) : 2504–2513, 2008. (Cité page 32.)
- H.N. Seyhun. *Insiders' Profits, Costs of Trading, and Market Efficiency*. Working paper (University of Michigan. Graduate School of Business Administration. Division of Research). University of Michigan, School of Business Administration, 1985. (Cité page 23.)
- Ashfaq Shaikh et Muthanna Al-Dahhan. Development of an artificial neural network correlation for prediction of overall gas holdup in bubble column reactors. *Chemical Engineering and Processing : Process Intensification*, 42(8) :599–610, 2003. (Cité page 59.)
- Claude Elwood Shannon. Communication in the presence of noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1) :10–21, 1949. (Cité page 76.)
- William F. Sharpe. Capital asset prices : A theory of market equilibrium

- under conditions of risk*. *The Journal of Finance*, 19(3) :425–442, 1964. ISSN 1540-6261. (Cité pages 118 et 149.)
- William F Sharpe. Mutual fund performance. *Journal of business*, pages 119–138, 1966. (Cité page 54.)
- Haipeng Shen, Zhengyuan Zhu, et Thomas C. M. Lee. Robust estimation of the self-similarity parameter in network traffic using wavelet transform. *Signal Process.*, 87(9) :2111–2124, Septembre 2007. (Cité page 110.)
- Mark J Shensa. The discrete wavelet transform : wedding the a trous and mallat algorithms. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 40(10) : 2464–2482, 1992. (Cité pages 100, 101, 120 et 142.)
- Robert J Shiller. Bubbles, human judgment, and expert opinion. *Financial Analysts Journal*, 58(3) :18–26, 2002. (Cité page 26.)
- Yoan Shin et Joydeep Ghosh. Ridge polynomial networks. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 6(3) :610–622, 1995. (Cité page 57.)
- Andrei Shleifer. *Inefficient Markets : An introduction to behavioural finance*. OUP Oxford, 2000. (Cité page 24.)
- Andrei Shleifer et Lawrence H Summers. The noise trader approach to finance. *The Journal of Economic Perspectives*, pages 19–33, 1990. (Cité pages 24, 107 et 131.)
- Andrei Shleifer et Robert W Vishny. The limits of arbitrage. *The Journal of Finance*, 52(1) :35–55, 1997. (Cité page 28.)
- Param Silvapulle et Jong-Seo Choi. Testing for linear and nonlinear granger causality in the stock price-volume relation : Korean evidence. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 39(1) :59–76, 1999. (Cité page 32.)
- Ingve Simonsen, Alex Hansen, et Olav Magnar Nes. Determination of the hurst exponent by use of wavelet transforms. *Physical Review E*, 58(3) : 2779, 1998. (Cité pages 6 et 112.)
- Vijay Singal. *Beyond the random walk : A guide to stock market anomalies and low-risk investing*. Oxford University Press, 2006. (Cité page 4.)
- Jonas Sjöberg, Qinghua Zhang, Lennart Ljung, Albert Benveniste, Bernard Delyon, Pierre-Yves Glorennec, Håkan Hjalmarsson, et Anatoli Juditsky.

- Nonlinear black-box modeling in system identification : a unified overview. *Automatica*, 31(12) :1691–1724, 1995. (Cité page 4.)
- Spyros Skouras. Financial returns and efficiency as seen by an artificial technical analyst. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 25(1) : 213–244, 2001. (Cité page 67.)
- Bruno H Solnik. Note on the validity of the random walk for european stock prices. *Journal of Finance*, 28(5) :1151–59, 1973. (Cité page 20.)
- Fallaw Sowell. The fractional unit root distribution. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 495–505, 1990. (Cité page 160.)
- MR Spiegel. Analyse de fourier, série schaum, 1983. (Cité page 5.)
- S Spyrou. Introduction to behavioral finance, 2003. (Cité page 26.)
- HE Stanley, SV Buldyrev, AL Goldberger, S Havlin, C-K Peng, et M Simons. Long-range power-law correlations in condensed matter physics and biophysics. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 200(1) :4–24, 1993. (Cité page 117.)
- JL Starck, F Murtagh, et R Gstaad. A new entropy measure based on the wavelet transform and noise modeling. *IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS PART 2 ANALOG AND DIGITAL SIGNAL PROCESSING*, 45 :1118–1124, 1998. (Cité pages 101 et 102.)
- Meir Statman. Behavioral finance : Finance with normal people. *Borsa Istanbul Review*, 14(2) :65–73, 2014. (Cité page 26.)
- Max Stevenson. Filtering and forecasting spot electricity prices in the increasingly deregulated australian electricity market. Research Paper Series 63, Quantitative Finance Research Centre, University of Technology, Sydney, Septembre 2001. (Cité page 96.)
- Hans R Stoll. *Stock Market Policy Since the 1987 Crash : A Special Issue of the Journal of Financial Services Research*. Springer Science & Business Media, 2012. (Cité page 132.)
- Zbigniew R Struzik. Wavelet methods in (financial) time-series processing. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 296(1) :307–319, 2001. (Cité page 6.)
- Ryan Sullivan, Allan Timmermann, et Halbert White. Data-snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *The journal of Finance*,

- 54(5) :1647–1691, 1999. (Cité pages 66, 176 et 204.)
- Johan AK Suykens, Joos PL Vandewalle, et Bart L de Moor. *Artificial neural networks for modelling and control of non-linear systems*. Springer, 1996. (Cité pages 56 et 58.)
- Richard J Sweeney. Some new filter rule tests : Methods and results. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 23(03) :285–300, 1988. (Cité page 63.)
- Ronald J Sweeney et Edward JQ Lee. International dimensions of securities and currency markets. *Advances in financial planning and forecasting series*, 4(Part A) :59–79, 1990. (Cité page 54.)
- Adam Szyszka. *Behavioral finance and capital markets : How psychology influences investors and corporations*. Springer, 2013. (Cité page 25.)
- Pei P. Tan, Don U.A. Galagedera, et Elizabeth A. Maharaj. A wavelet based investigation of long memory in stock returns. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 391(7) :2330 – 2341, 2012. (Cité pages 110 et 117.)
- T.Z. Tan, C. Quek, et G.S. Ng. Brain-inspired genetic complementary learning for stock market prediction. Dans *Evolutionary Computation, 2005. The 2005 IEEE Congress on*, volume 3, pages 2653–2660 Vol. 3, 2005. (Cité page 15.)
- Carl Taswell. The what, how, and why of wavelet shrinkage denoising. *Computing in science & engineering*, 2(3) :12–19, 2000. (Cité pages 105 et 106.)
- Gilles Teyssière et Alan P Kirman. *Long memory in economics*. Springer Science & Business Media, 2006. (Cité page 4.)
- Richard Thaler. Toward a positive theory of consumer choice. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 1(1) :39–60, 1980. (Cité page 28.)
- David J Thomson. Jackknifing multiple-window spectra. Dans *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1994. ICASSP-94., 1994 IEEE International Conference on*, volume 6, pages VI–73. IEEE, 1994. (Cité page 155.)
- Marc Thuillard. A review of wavelet networks, wavenets, fuzzy wavenets and their applications. Dans *Applications de l'IA, ESIT 2000*, pages 5–16, 2000. (Cité page 119.)

- Allan Timmermann et Clive W.J. Granger. Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of Forecasting*, 20(1) :15 – 27, 2004. (Cité page 18.)
- Robert R Trippi et Duane DeSieno. Trading equity index futures with a neural network. *The Journal of Portfolio Management*, 19(1) :27–33, 1992. (Cité page 59.)
- Ray Tsaih, Yenshan Hsu, et Charles C Lai. Forecasting s&p 500 stock index futures with a hybrid ai system. *Decision Support Systems*, 23(2) :161–174, 1998. (Cité page 59.)
- Amos Tversky et Daniel Kahneman. Judgment under uncertainty : Heuristics and biases. Dans *Utility, probability, and human decision making*, pages 141–162. Springer, 1975. (Cité page 27.)
- Amos Tversky et Daniel Kahneman. The framing of decisions and the psychology of choice. Dans *Environmental Impact assessment, technology assessment, and risk analysis*, pages 107–129. Springer, 1985. (Cité page 28.)
- M.A. Unser, A. Aldroubi, A. Laine, Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, Society for Industrial, et Applied Mathematics. *Wavelet applications in signal and image processing VIII : 31 July-4 August, 2000, San Diego, [California] USA*. Numéro vol. 4119,ptie. 1 dans Proceedings of SPIE–the International Society for Optical Engineering. SPIE, 2000. (Cité page 95.)
- Ton van den Bogert. Practical guide to data smoothing and filtering, 1996. (Cité page 134.)
- James C Van Horne et George GC Parker. van1967random. *Financial Analysts Journal*, 23(6) :87–92, 1967. (Cité page 63.)
- Darryl Veitch et Patrice Abry. Estimation conjointe en ondelette des paramètres du phénomène de dépendance longue. Dans *16^e Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1997*. GRETSI, Groupe d'Études du Traitement du Signal et des Images, 1997. (Cité page 115.)
- Darryl Veitch et Patrice Abry. A wavelet-based joint estimator of the parameters of long-range dependence. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 45(3) :878–897, 1999. (Cité pages 115 et 118.)
- T. Vialar. *Complex and Chaotic Nonlinear Dynamics : Advances in Eco-*

- nomics and Finance, Mathematics and Statistics*. Springer, 2009. (Cité page 110.)
- J de Ville et al. Théorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et transmission*, 2(1) :61–74, 1948. (Cité page 89.)
- John Von Neumann et Oskar Morgenstern. *Theory of games and economic behavior*. Princeton University Press Princeton, NJ, 1945. (Cité pages 25 et 27.)
- J.S. Walker. *Primer on Wavelets and Their Scientific Applications*. Studies in Advanced Mathematics Series. Chapman & Hall/CRC, 2002. (Cité page 96.)
- Andreas S Weigend. Time series prediction : forecasting the future and understanding the past. *Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity*, 1994. (Cité page 58.)
- Paul J Werbos. Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, 1(4) :339–356, 1988. (Cité page 57.)
- David Ashley White et Donald A Sofge. *Handbook of Intelligent Control : Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches*. Van Nostrand Reinhold Company, 1992. (Cité page 55.)
- Norbert Wiener. Generalized harmonic analysis. *Acta mathematica*, 55(1) : 117–258, 1930. (Cité page 76.)
- Norbert Wiener. *Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series*, volume 2. MIT press Cambridge, MA, 1949. (Cité page 77.)
- Eugene Wigner. On the quantum correction for thermodynamic equilibrium. *Physical review*, 40(5) :749, 1932. (Cité page 89.)
- Thomas Willey. Testing for nonlinear dependence in daily stock indices. *Journal of Economics and Business*, 44(1) :63–76, 1992. (Cité page 32.)
- Edwin B Wilson. Are there periods in american business activity? *Science*, 80(2070) :193–199, 1934a. (Cité page 81.)
- Edwin B Wilson. The periodogram of american business activity. *The Quarterly Journal of Economics*, 48(3) :375–417, 1934b. (Cité page 81.)
- Herman Wold. A study in the analysis of stationary time series, 1939. (Cité page 77.)

- H Wong, Wai-Cheung Ip, Zhongjie Xie, et Xueli Lui. Modelling and forecasting by wavelets, and the application to exchange rates. *Journal of Applied Statistics*, 30(5) :537–553, 2003. (Cité page 108.)
- Jonathan H Wright. Alternative variance-ratio tests using ranks and signs. *Journal of Business & Economic Statistics*, 18(1) :1–9, 2000. (Cité page 32.)
- Qi Wu. The forecasting model based on wavelet vector machine. *Expert Systems with Applications*, 36(4) :7604–7610, 2009. (Cité page 119.)
- AM Yaglom. Correlation theory of processes with random stationary nth increments. *Amer. Math. Soc. Transl. (2)*, 8 :87–141, 1958. (Cité page 114.)
- Qinglan Ye, Lianxin Wei, et al. The prediction of stock price based on improved wavelet neural network. *Open Journal of Applied Sciences*, 5 (04) :115, 2015. (Cité page 122.)
- Yin Yu. Evaluation of wavelet neural network for predicting financial market crisis. Dans *Proceedings of the 2009 First IEEE International Conference on Information Science and Engineering*, pages 4861–4864, Washington, DC, USA, 2009. IEEE Computer Society. (Cité page 121.)
- Caumel Yves. Cours d’analyse fonctionnelle et complexe. 2017. (Cité page 76.)
- Bai-Ling Zhang, R. Coggins, M. A. Jabri, D. Dersch, et B. Flower. Multiresolution forecasting for futures trading using wavelet decompositions. *Trans. Neur. Netw.*, 12(4) :765–775, Juillet 2001. (Cité page 120.)
- Guoqiang Zhang, B Eddy Patuwo, et Michael Y Hu. Forecasting with artificial neural networks : : The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1) :35–62, 1998. (Cité page 57.)
- Qinghua Zhang et Albert Benveniste. Wavelet networks. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 3(6) :889–898, 1992. (Cité page 121.)
- Yu Zhao, Yu Zhang, et Chunjie Qi. Prediction model of stock market returns based on wavelet neural network. Dans *Computational Intelligence and Industrial Application, 2008. PACIIA '08. Pacific-Asia Workshop on*, volume 1, pages 31–36, 2008. (Cité page 119.)
- G Zheng, JL Starck, JG Campbell, et F Murtagh. Multiscale transforms for filtering financial data streams. *Journal of Computational Intelligence in*

Finance, 7(18-35), 1999. (Cité page 102.)

Tongxin Zheng, Adly A Girgis, et Elham B Makram. A hybrid wavelet-kalman filter method for load forecasting. *Electric Power Systems Research*, 54(1) :11 – 17, 2000. (Cité pages 6 et 119.)

Eric Zivot et Donald WK Andrews. Further evidence on the great crash, the oil-price shock, and the unit-root. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(3), 1992. (Cité page 159.)

Titre Tests de l'efficience faible à partir des ondelettes de Haar

Résumé Cette thèse proposée utilise les ondelettes de Haar à créer de nouveaux indicateurs techniques, d'en évaluer leurs performances afin de tester la validité de l'efficience faible des marchés financiers. L'approche choisie vise à mettre en oeuvre les capacités des indicateurs techniques à capter la mémoire longue présente dans les indices boursiers américains et européens à travers l'estimation de la tendance par le processus de lissage. De plus, cette dernière est une composante importante dans les séries économiques et financières. En effet, elle a fait l'objet d'innombrables investigations tant en analyse technique, qu'en traitement du signal et dans la théorie des cycles économiques. Toutefois, sa présence n'entre pas en ligne de compte dans la théorie classique de la finance, car les principaux modèles utilisés se focalisent sur les variations des cours boursiers. À cet effet, la tendance constitue une source de non stationnarité entraînant des difficultés majeures pour la modélisation économétrique ou financière. Exploiter cette tendance s'affranchit, dans ce cas, des hypothèses de non stationnarité tendancielle ou de racine unitaire. En plus, à l'issue des résultats que nous avons obtenus à partir du modèle à changement de régime. Nous confirmons qu'il est possible d'exploiter la présence de mémoire longue dans les cours, et également de battre le marché en présence de coûts de transactions sur les marchés américains et européens.

Mots-clés Analyse technique, Ondelettes de Haar, Hypothèse d'efficience des marchés financiers

Title Tests of weak form efficiency with Haar wavelet

Abstract This proposed thesis uses the Haar wavelets to create new technical indicators, to evaluate their performance in order to test the validity of the weak form of efficient market hypothesis. The chosen approach aims to implement the capabilities of technical indicators to capture the long memory present in the US and European stock indices through the estimation of the trend by the smoothing process. Moreover, the trend is an important

component in the economic and financial series. Indeed, it has been the subject of innumerable investigations in technical analysis, in signal processing and in the theory business cycle theory. However, its presence is not taken into account in the classic theory of finance because the main models used focus on changes in stock prices. For this purpose, the trend constitutes a source of non stationarity leading to major difficulties for econometric or financial modeling. Exploit trend is freed, in this case, from the hypotheses of tendency or unit root. In addition, the issue of the results we obtained from the regime change model. We confirm that it is possible to exploit the presence of long memory in the series, and also to beat the market in the presence of transaction costs on the American and European markets.

Keywords Technical analysis, Haar wavelet, Efficient market hypothesis



LETTRE D'ENGAGEMENT DE NON-PLAGIAT

Je, soussigné(e) BELSUZ Autran,
en ma qualité de doctorant(e) de l'Université de La Réunion, déclare être conscient(e) que le plagiat est un acte délictueux passible de sanctions disciplinaires. Aussi, dans le respect de la propriété intellectuelle et du droit d'auteur, je m'engage à systématiquement citer mes sources, quelle qu'en soit la forme (textes, images, audiovisuel, internet), dans le cadre de la rédaction de ma thèse et de toute autre production scientifique, sachant que l'établissement est susceptible de soumettre le texte de ma thèse à un logiciel anti-plagiat.

Fait à 06/11/17, le (date) Saint Denis

Signature : B. Autran

Extrait du Règlement intérieur de l'Université de La Réunion
(validé par le Conseil d'Administration en date du 11 décembre 2014)

Article 9. Protection de la propriété intellectuelle – Faux et usage de faux, contrefaçon, plagiat

L'utilisation des ressources informatiques de l'Université implique le respect de ses droits de propriété intellectuelle ainsi que ceux de ses partenaires et plus généralement, de tous tiers titulaires de tels droits.

En conséquence, chaque utilisateur doit :

- utiliser les logiciels dans les conditions de licences souscrites ;
- ne pas reproduire, copier, diffuser, modifier ou utiliser des logiciels, bases de données, pages Web, textes, images, photographies ou autres créations protégées par le droit d'auteur ou un droit privatif, sans avoir obtenu préalablement l'autorisation des titulaires de ces droits.

La contrefaçon et le faux

Conformément aux dispositions du code de la propriété intellectuelle, toute représentation ou reproduction intégrale ou partielle d'une œuvre de l'esprit faite sans le consentement de son auteur est illicite et constitue un délit pénal.

L'article 444-1 du code pénal dispose : « Constitue un faux toute altération frauduleuse de la vérité, de nature à causer un préjudice et accomplie par quelque moyen que ce soit, dans un écrit ou tout autre support d'expression de la pensée qui a pour objet ou qui peut avoir pour effet d'établir la preuve d'un droit ou d'un fait ayant des conséquences juridiques ».

L'article L335_3 du code de la propriété intellectuelle précise que : « Est également un délit de contrefaçon toute reproduction, représentation ou diffusion, par quelque moyen que ce soit, d'une œuvre de l'esprit en violation des droits de l'auteur, tels qu'ils sont définis et réglementés par la loi. Est également un délit de contrefaçon la violation de l'un des droits de l'auteur d'un logiciel (...) ».

Le plagiat est constitué par la copie, totale ou partielle d'un travail réalisé par autrui, lorsque la source empruntée n'est pas citée, quel que soit le moyen utilisé. Le plagiat constitue une violation du droit d'auteur (au sens des articles L 335-2 et L 335-3 du code de la propriété intellectuelle). Il peut être assimilé à un délit de contrefaçon. C'est aussi une faute disciplinaire, susceptible d'entraîner une sanction.

Les sources et les références utilisées dans le cadre des travaux (préparations, devoirs, mémoires, thèses, rapports de stage...) doivent être clairement citées. Des citations intégrales peuvent figurer dans les documents rendus, si elles sont assorties de leur référence (nom d'auteur, publication, date, éditeur...) et identifiées comme telles par des guillemets ou des italiques.

Les délits de contrefaçon, de plagiat et d'usage de faux peuvent donner lieu à une sanction disciplinaire indépendante de la mise en œuvre de poursuites pénales.