

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ETUDE EMPIRIQUE SUR LA ROBUSTESSE  
DE L'ANALYSE TECHNIQUE

MÉMOIRE  
PRÉSENTÉ  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR  
ADIL MAHROUG

JANVIER 2015

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL  
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

## REMERCIEMENTS

Je souhaite remercier mon directeur de mémoire, M. Alain Paquet, pour ses conseils avisés et sa patience sans lesquels je n'aurais pu compléter ce mémoire.

Je remercie mes parents, Mohamed et Fatima, qui ont toujours été là pour moi et mes sœurs Wiam et Sana pour leurs encouragements.

## TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES.....	ii
LISTE DES TABLEAUX.....	iii
RÉSUMÉ .....	ii
INTRODUCTION .....	5
CHAPITRE I REVUE DE LITTÉRATURE .....	9
CHAPITRE II DONNEES .....	14
CHAPITRE III METHODOLOGIE.....	17
3.1 Régression locale polynomiale .....	17
3.2 Paramètre de lissage.....	20
3.3 Extrema .....	21
3.4 Définition des configurations apparentes.....	21
3.5 Algorithme d'identification.....	21
3.6 Transactions .....	22
3.7 Tests de Kolmogorov Smirnov .....	24
3.8 Test de vérification de réalisme statistique de White .....	25
CHAPITRE IV RESULTATS .....	27
CONCLUSION .....	32
APPENDICE A FIGURES .....	34
APPENDICE B TABLEAUX .....	46
BIBLIOGRAPHIE .....	58

## LISTE DES FIGURES

Figure	Page
A.1 Distribution des rendements du DJIA .....	34
A.2 Evolution de l'indice DJIA .....	35
A.3 Lissage des prix par une régression locale polynomiale .....	36
A.4 Mécanisme de transaction sur les marchés .....	37
A.5 Fréquence de détection des configurations apparentes par sous-échantillon.....	38
A.6 Evolution du nombre de configurations détectées par sous-échantillon .....	39
A.7 Ratio de Sharpe pour les stratégies sélectionnées .....	44

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
B.1 Liste des entreprise membres du Dow Jones en date du 01/01/2014 servant à définir l'indice de référence .....	46
B.2 Définitions et symboles des configurations apparentes .....	47
B.3 Statistiques descriptives et fréquences de détection des configurations apparentes .....	49
B.4 Test de Kolmogorov-Smirnov pour les rendements à un jour .....	51
B.5 Liste des stratégies sélectionnées pour le test de réalisme statistique de White ..	52
B.6 Moyennes des rendements des stratégies sélectionnées.....	53
B.7 Ratios de Sharpe des stratégies sélectionnées .....	54
B.8 Statistiques descriptives et fréquences des configurations apparentes en fonction du degré du polynome choisi pour la régression locale .....	55
B.9 Test de réalisme statistique de White sans indice de référence.....	56
B.10 Test de réalisme statistique de White avec indice de référence .....	57

## RÉSUMÉ

L'objectif de ce mémoire est d'évaluer la validité empirique de l'analyse technique dans le cadre de l'évaluation des actifs financiers. Pour ce faire, l'approche retenue est basée sur celle de Lo, Mamaysky et Wang (2000). Les actifs ciblés sont 28 des 30 composantes du Dow Jones Industrial Average en date du 01/01/2014 qui sont transigés sur le marché de la bourse de New York. La période considérée s'étend de 1995 à 2014 et permet donc l'évaluation de l'analyse technique dans des situations de marché très variées. Après avoir lissé les prix des actifs, un algorithme est employé pour identifier différentes configurations apparentes qui font partie de l'arsenal de l'analyste technique. Des positions sont, par la suite, prises sur le marché dans le cadre de règles, préétablies, d'atténuation du risque. Les rendements ainsi obtenus font ensuite l'objet d'une analyse visant à évaluer l'informativité, la profitabilité de l'analyse technique, mais aussi et surtout la robustesse de ces méthodes grâce au test de Kolmogorov-Smirnov et au test de vérification de réalisme statistique de White. Les résultats obtenus concordent avec la théorie de l'efficience des marchés. Les tests de Kolmogorov-Smirnov sont non conclusifs et le test de vérification de réalisme statistique de White ne parvient pas à mettre en évidence une stratégie qui permettrait d'obtenir un rendement supérieur au marché ou même un rendement positif.

## INTRODUCTION

« Si tu regardes des murs souillés de beaucoup de taches, ou faits de pierres multicolores, avec l'idée d'imaginer quelque scène, tu y trouveras l'analogie de paysages au décor de montagnes, rivières, rochers, arbres, plaines, larges vallées et collines de toute sorte. Tu pourras y voir aussi des batailles et des figures aux gestes vifs et d'étranges visages et costumes et une infinité de choses, que tu pourras ramener à une forme nette et compléter. »

Léonard de Vinci (1542)

L'apophénie se définit comme étant l'illusion de voir une forme humaine, animale, géométrique ou autres là où il n'y en a pas. Qui n'a pas, en observant le ciel, vu un nuage ayant une forme qui semble extrêmement claire et familière. Il est dans la nature des êtres humains de chercher de la régularité où que ce soit. Cette tendance a offert à nos ancêtres et continue à nous offrir un avantage évolutionnaire. Carl Sagan propose comme hypothèse que les êtres humains instinctivement tentent d'identifier un visage à partir d'indices minimales et dans des conditions de visibilité limitées. C'est pour cela que l'une des illusions les plus fréquentes d'apophénie est celle d'un visage. La preuve de cette recherche de sens se retrouve partout à travers l'histoire. Les Romains chargeaient les aruspices de prédire l'avenir en fonction des formes qu'ils observaient dans les entrailles d'animaux sacrifiés.

Par analogie avec ce qui précède, ce mémoire est une tentative de lecture des données de marché à travers le prisme de l'analyse technique, pour vérifier, à l'aide d'outils économétriques, si elle constitue une méthode crédible et valable qui permette d'extraire une information pertinente quant à l'évolution des prix des actifs financiers ou bien si elle n'est qu'un de ces archaïsmes qui n'ont pas plus de valeurs que les



divinations des aruspices romains ou les vaines supputations de toutes autres apophénies.

L'évaluation du prix d'un actif est une question centrale en économie financière. Pour qu'un marché financier fonctionne de manière efficace, il faut que les agents soient capables de déterminer le prix des actifs qui le composent. Ce faisant, ils fournissent le signal adéquat de rareté découlant de leurs préférences et des informations pertinentes disponibles.

Les approches de détermination des prix se divisent en deux grandes familles : l'analyse fondamentale et l'analyse technique. L'analyse fondamentale se base sur l'utilisation des données comptables et des prévisions économiques pour déterminer le prix d'un actif. L'analyse technique est une approche préconisée par un bon nombre de praticiens de la finance de marché avec des outils qui lui sont associés pour tenter de prévoir l'évolution du prix d'un actif en utilisant les prix passés.

Les deux principales classes d'outils sont les indicateurs et les configurations apparentes. Les indicateurs utilisent des données de marché (cours vendeur, cours acheteur, volume...) pour évaluer la persistance de tendances et signaler d'éventuels points de retournement dans l'évolution des prix. Les méthodes associées à l'identification et l'utilisation de configurations apparentes sont, quant à elles, les plus intéressantes et les plus controversées dans la mesure où elles laissent une grande place à l'interprétation individuelle de chaque analyste.

Dans les milieux académiques, l'analyse technique est généralement regardée avec beaucoup de méfiance. Elle reste vue comme peu rigoureuse et laissant trop de place à la subjectivité. L'apparence d'une configuration dépend de l'œil de l'observateur. C'est pour cela que pendant longtemps, l'analyse technique avait été reléguée au rang de pratique archaïque, survivance des superstitions des cambistes, bref d'apophénies.

La véritable question que la viabilité de l'analyse technique pose est celle de l'efficacité des marchés. Sous la forme semi-forte, communément jugée plus plausible,

un marché est efficient si la totalité des informations disponibles publiquement est incorporée dans le prix puisque, sinon, il pourrait subsister des possibilités inexploitées de gains ajustés au risque. La forme faible de l'efficience des marchés est moins restrictive. Elle ne prend en compte dans l'ensemble d'information utilisé que les prix passés. Cette forme d'efficience contredit clairement les fondements de l'analyse technique. Dans ce cas, il est légitime de se demander comment celle-ci pourrait tirer de l'information des prix passés si toute l'information est déjà prise en compte ?

L'objectif de ce mémoire est d'utiliser une méthodologie aussi systématique et objective que possible pour évaluer la capacité prédictive de l'analyse technique et pour évaluer s'il y a lieu des opportunités de gains autrement négligés. Il serait ainsi possible de vérifier empiriquement si l'on peut extraire des informations à partir des prix seuls. La robustesse de ce type d'analyse fera l'objet d'une analyse approfondie.

L'analyse se fera dans le cadre d'un sous-ensemble du Dow Jones Industrial Average de la bourse de New York. En effet, la disponibilité des données ne permet de se pencher que sur 28 des 30 composantes du Dow Jones Industrial Average en date du 1 janvier 2014 transigés sur la bourse de New York sur tout l'échantillon considéré dans ce mémoire soit du 3 janvier 1995 au 2 janvier 2014<sup>1</sup>. Les événements de marché des vingt dernières années présentent un terreau favorable à l'analyse des comportements des actifs financiers durant plusieurs périodes très différentes. En effet, les marchés ont connu des périodes d'expansion rapide puis de crash fracassant. De plus, par le choix de titres boursiers associés au DJIA, cette analyse se distingue également par l'inclusion de sociétés à large capitalisation boursière. Les sociétés à forte capitalisation boursière font l'objet d'un suivi et d'une surveillance rigoureux de la part des agents économiques et connaissent des volumes de transaction importants. Il serait

---

<sup>1</sup> Visa et Goldman Sachs ont été exclues de l'analyse. Goldman Sachs et Visa ont été introduites en bourse, respectivement, en 1999 et 2006

alors normal de supposer que ce marché est le plus complet. Si l'analyse technique s'y avère efficace, il est fort à parier qu'elle le sera sur d'autres marchés moins compétitifs.

Bien que basé sur l'article de Lo et al. (2000), ce mémoire s'en écarte, cependant, sur plusieurs aspects essentiels. Tout d'abord, la période échantillonnale s'étend de 1995 à 2014, ce qui permet de couvrir 20 années extrêmement intéressantes et pertinentes de l'histoire récente des marchés financiers incluant, entre autres, la bulle technologique des années 2000 et la crise financière de 2008. La période couverte par l'article de référence (1962 – 1996) était caractérisée par un contexte complètement différent où l'intégration financière et la mondialisation n'avaient pas atteint le niveau de la première décennie des années 2000. En outre, comme Lo et al. (2000) le reconnaissent, eux-mêmes, la méthode d'estimation par le noyau, qu'ils ont utilisée, présente des limitations. Ils ont d'ailleurs suggéré certaines pistes de recherche pour dépasser ces limitations, mais elles n'avaient pas été poursuivies dans les recherches qui précèdent ce mémoire. La régression locale polynomiale employée ici est plus robuste que l'estimateur de Nadaraya-Watson utilisé par Lo et al. (2000) et permet par ailleurs d'éliminer certains biais mentionnés dans l'article de référence. La question de la profitabilité de l'analyse technique est centrale dans ce mémoire alors qu'elle n'est pas traitée dans l'article de référence. En effet, un des mérites supposés de l'analyse technique est une profitabilité excédentaire. Ainsi, même si des configurations apparentes conféraient de l'information sur les mouvements subséquents de cours boursiers, il est pertinent d'évaluer la profitabilité, dans des conditions de marché d'autant plus, que bien des praticiens lui accordent un mérite notoire pour promettre monts et merveilles.

Les questions de la rationalité des agents de marché ou de celles d'une justification théorique aux imperfections de marché ne sont pas l'objet de ce mémoire. Celui-ci cherche à apporter une réponse à deux questions clés : l'analyse technique permet-elle d'extraire des informations des prix des actifs financiers et si cela est le cas, des stratégies basées sur ces informations sont-elles profitables ?

## CHAPITRE I

### REVUE DE LITTÉRATURE

La question de l'efficience des marchés est centrale lors de l'étude de l'analyse technique. Elle permet de comprendre les implications des études empiriques qui seront abordées par la suite.

Fama (1970) discute des trois formes d'efficience de marché : faible, semi-forte et forte. L'hypothèse que ce mémoire teste est la forme d'efficience faible. Cette hypothèse stipule que les changements passés des cours boursiers ne peuvent révéler d'information pertinente quant au mouvement observé dans le prix d'un titre. En aucun cas, donc, l'analyse technique ne permettrait d'obtenir des rendements excédentaires ajustés au risque non diversifiable, sauf par le plus pur des hasards ex-post, si le risque supporté est plus grand, ou encore si la profitabilité qui pourrait en découler était inférieure aux coûts de transactions qui devraient être engagés.. Les variations du prix d'un actif sont aléatoires tant qu'une nouvelle information n'a pas fait son apparition.

Lo et Viola (2010) proposent une approche intéressante semblable à un test de Turing. Alan Turing propose, en 1950, un test qui permet d'évaluer les avancées de l'intelligence artificielle. Un être humain converse par l'intermédiaire d'un ordinateur, soit un autre être humain, soit avec une intelligence artificielle. Les auteurs utilisent une approche similaire pour tenter de voir si les êtres humains sont capables de distinguer des données financières réelles et des données générées aléatoirement. Ils présentent à 78 individus différentes séries et leur demandent si elles sont réelles ou

non. La théorie de l'efficiance faible des marchés amènerait à penser que les êtres humains seraient incapables de distinguer entre les deux, car même les séries réelles suivent une marche aléatoire. Les résultats sont tout autres. Les auteurs obtiennent des résultats extrêmement significatifs avec un seuil de significativité marginale d'au plus un demi-pour cent. Si l'on peut distinguer les données de marché d'une série aléatoire, cela signifie que les séries financières présentent des régularités qui leurs sont propres.

La théorie de l'efficiance des marchés ne permet pas de justifier la présence de telles régularités. Caginalp et Balenovich (2003) proposent des justifications théoriques à certaines configurations apparentes. Ils fondent leur explication sur les comportements rationnels de groupes d'investisseurs opérant dans un marché où l'information est asymétrique. Si l'information est asymétrique, les agents de marché peuvent avoir des attentes différentes et même contradictoires sans que leur rationalité ne soit mise en doute. Ces forces contradictoires qui s'exercent dans le marché peuvent mener à l'émergence des configurations apparentes. Ils offrent donc une explication comportementale et rationnelle des actions des agents de marché.

Malkiel (2012) continue sur cette même voie et propose trois raisons possibles pour expliquer l'existence de configurations apparentes :

Des tendances liées au phénomène de foule. Les investisseurs se ruent sur des actions dont les prix augmentent dans l'attente de prix encore plus élevés ;

Des ajustements partiels et graduels des prix lorsqu'une nouvelle information fait son apparition ;

Une dissémination graduelle de l'information. Tous les investisseurs n'ont pas accès à la même information en même temps et donc il y a un délai dans l'intervention de marché pour certains d'entre eux.

Lo (2004, 2011) pose les jalons d'une nouvelle hypothèse de l'efficience des marchés d'investissement. Il propose une vision évolutionnaire des marchés dans laquelle ceux-ci s'adaptent aux changements de l'environnement économique. L'efficience des marchés ne se définit pas alors en terme d'absolu, mais constitue un continuum. Sans définir les conditions de l'efficience des marchés, l'auteur formule, cependant, certaines conclusions tirées de son analyse :

Il existe des degrés d'efficience de marché et il est donc possible qu'il existe des moyens de générer de l'alpha (rendement excédentaire) dans certaines conditions de marché.

Les politiques d'investissement doivent être formulées avec cette idée de niveaux d'efficience des marchés. L'auteur met en évidence le fait qu'il est de plus en plus difficile de réussir à obtenir un degré de diversification satisfaisant dans la mesure où les marchés sont dirigés par des facteurs macro et qu'en période de stress financier, par exemple, toutes les corrélations entre les rendements des actions tendent vers 1.

Dans la perspective de ce mémoire, les configurations apparentes seront utilisées comme outil d'extraction d'information et de rendement excédentaire. Une question intéressante que la forme adaptative de l'efficience des marchés proposée par Lo est celle l'existence et de la définition de différents régimes de marché présentant des caractéristiques spécifiques et donc entraînant des règles d'investissement spécifiques. Si les marchés connaissent des degrés d'efficience différents, il serait possible d'extraire de l'information des données et d'obtenir un rendement excédentaire de différentes manières.

L'approche utilisée par Lo et al. (2000), dans cette perspective, est tout à fait novatrice. Elle cherche à identifier de façon systématique les configurations apparentes des prix des actifs financiers. Ce faisant, les auteurs tentent d'éliminer la part de subjectivité liée à l'analyse technique. Ils utilisent une régression par la méthode du noyau afin de

lisser les prix des actifs et donc, d'extraire le signal du bruit. Les résultats de la régression sont alors scannés à l'aide d'un algorithme à la recherche de configurations apparentes qui sont définies par des successions d'extrema. Lo et al. concluent à la présence de configurations apparentes dans les données en considérant l'échantillon 1962-1996. Chang et Osler (1999) et Caginalp et Laurent (1998) analysent certaines configurations apparentes et concluent à la supériorité des règles d'analyse technique malgré la prise en compte des coûts de transaction et des différents niveaux de risque.

Relativement peu d'auteurs ont poussé plus loin les travaux initiés de Lo et al. (2000) en employant leur méthodologie. Mossberg et Undin (2007) utilisent la même méthodologie pour le marché suédois sur une période s'étendant de 1982 à 2006 et concluent à l'informativité de l'analyse technique. Comme Lo et al. (2000), ils n'apportent pas de réponse quant à la profitabilité de cette information. Savin, Weller et Zvingelis (2007) s'intéressent de près à la configuration Head and Shoulders sur les actions de l'indice S&P 500. Ils obtiennent des rendements excédentaires positifs ajustés au risque entre 1990 et 1999. Dudziuk et Olsson (2010) utilisent la méthodologie de Lo et al. (2000) à la recherche de rendements excédentaires. Une fois la configuration apparente détectée, ils vendent ou achètent l'actif concerné puis débouclent l'opération, en prenant la position inverse, un certain nombre de jours plus tard. Ils concluent à la présence de rendements excédentaires positifs notamment lorsque le degré de lissage est très élevé et que la position est débouclée 20 jours après la transaction initiale. Il est important de remarquer que les articles précédents se penchant sur la profitabilité de l'analyse technique utilisent une période de détention fixée. Le choix de ce type de méthodologie est pour le moins étonnant dans la mesure où les cambistes ont besoin de s'adapter à ce qui se passe sur les marchés notamment pour mitiger leur niveau de risque. La méthode employée dans ce mémoire s'efforce de coller au plus près à la réalité des marchés. Ces mécanismes seront explicités ultérieurement.

Fernandez-Rodriguez, Gonzalez-Martel et Sosvilla-Rivero (1999) utilisent une approche différente de celle de Lo et al. (2000). Ils examinent les règles de l'analyse technique sous l'angle des réseaux de neurones artificiels dans le cadre du marché madrilène des actions. Ils concluent, en l'absence de coûts de transaction, que l'analyse technique permet de générer des rendements excédentaires dans les marchés stables ou baissiers. En période de marché haussier, la stratégie d'investissement passive reste la meilleure. Ils finissent par rappeler que ces résultats concordent avec les résultats obtenus par Fernandez-Rodriguez et al. (1999) pour l'indice Nikkei. Neely et Weller (2011) concluent que l'analyse technique, sur le marché des devises, domine l'analyse fondamentale à court terme. Ils remarquent, également, que la profitabilité de certains indicateurs décroît avec le temps jusqu'à disparaître. Cependant, des indicateurs plus sophistiqués continuent à offrir des résultats probants malgré le passage du temps. Ces conclusions concorderaient avec la vision adaptative et évolutionnaire des marchés discutée précédemment.



## CHAPITRE II

### DONNÉES

Le Dow Jones Industrial Average (DJIA) est un indice qui a été créé en 1896 par Charles H. Dow afin d'offrir un peu plus de clarté sur le sens et la direction que prennent les marchés financiers et l'économie américaine de façon plus générale. Lors de sa conception, cet indice était composé de seulement 12 compagnies contre 30 aujourd'hui. La seule composante faisant encore partie de l'indice initial est General Electric. Le DJIA, contrairement à d'autres indices, est pondéré par les prix et non par la capitalisation boursière. Cette méthodologie est pour le moins étonnante. Si l'objectif recherché est la représentativité de l'économie, une pondération par la capitalisation boursière aurait plus de sens. Le DJIA reste malgré cela un indice de référence dans le domaine de la finance. En effet, en observant la distribution des rendements dans la figure A.1 et l'évolution de l'indice dans la figure A.2, on remarque que cet indice retranscrit fidèlement les plus grands événements financiers des dernières années. La fin des années 1990 et le début années 2000, par exemple, connaissent l'« exubérance irrationnelle » de la bulle des nouvelles technologiques puis son éclatement quelque temps après. La crise de 2007 est elle aussi particulièrement évidente dans la figure A.2.

Ces actifs, bien qu'appartenant à des industries diverses et variées, sont des sociétés à large capitalisation boursière. D'aucuns pourraient argumenter que ce choix de façon inhérente biaise l'analyse qui sera menée. Cependant, le choix d'un quelconque marché appelle une forme de sélection. La logique du choix des sociétés à large capitalisation boursière réside dans le fait que si l'analyse technique donne des signes de viabilité

dans les marchés les plus compétitifs alors on pourrait en conclure que ces opportunités-là devraient exister dans des marchés à moindre volume de transactions.

Les actifs retenus pour cette analyse sont les prix journaliers à la fermeture de 28 des 30 actions de sociétés cotées à la Bourse de New York au sein du Dow Jones Industrial Average. L'échantillon s'étend du 3 janvier 1995 au 2 janvier 2014, soit les 20 dernières années. Ces sociétés représentent les capitalisations boursières les plus élevées aux États-Unis. Elles appartiennent à des secteurs très divers : l'aérospatiale (Boeing), les vêtements (Nike), le secteur bancaire (JP Morgan et American Express), les boissons (Coca-Cola), les médias (Walt Disney), l'industrie chimique (DuPont), l'informatique (Cisco et IBM), les conglomerats (3M, General Electric, United Technologies), l'équipement de construction (Caterpillar et The Home Depot), les biens de consommation (Procter & Gamble), la restauration rapide (McDonald's), le secteur de la santé (United Health Group), l'industrie pétrolière (Chevron et Exxon), le secteur pharmaceutique (Johnson & Johnson, Merck et Pfizer), la grande distribution (Wal-Mart), les semi-conducteurs (Intel), les logiciels (Microsoft) et les télécommunications (Verizon et AT&T). Le Tableau B.1 précise le nom des sociétés ainsi que leurs symboles utilisés sur les marchés.

Seules deux sociétés ont été exclues de la composition actuelle du DJIA : Goldman Sachs et Visa. Étant donné que leur cotation sur les marchés remonte à moins de vingt ans, les données nécessaires à l'analyse n'existent donc pas.

Si l'échantillon s'étend sur une période de 20 ans de janvier 1995 à janvier 2014, il est ensuite subdivisé en quatre périodes de cinq années chacune : 1995-1999, 2000-2004, 2005-2009 et enfin 2010-2014. Cette division en périodes de cinq ans est celle généralement retenue notamment dans les travaux de Lo et al. (2000). Durant les 20 dernières années, les marchés financiers ont connu différents « régimes ». La bulle Internet dans les années 2000 est un parfait exemple des exubérances irrationnelles que peut connaître le marché. À cette bulle a succédé une période d'expansion massive

jusqu'à la crise récente de 2007. L'analyse technique pourrait réagir de façon différente en fonction de la période et donc de la dynamique du marché. Cette subdivision permet de mettre en évidence sa différence dans cette méthodologie.

Il est nécessaire de créer un indice de référence qui ne contienne que les sociétés incluses dans l'étude afin que Visa ou Goldman Sachs biaiser d'éventuelles comparaisons faites par la suite. Cet indice créé pour l'occasion sera l'indice de référence pour le reste de ce mémoire. Il sera à l'instar du DJIA pondéré par les prix par souci de cohérence.

## CHAPITRE III

### MÉTHODOLOGIE

#### 3.1 Régression locale polynomiale

Dans ce mémoire, l'analyse est construite sur les acquis et les méthodes de l'article de Lo et al. (2000). Les auteurs utilisent une régression par la méthode du noyau afin de lisser les prix des actifs analysés. La figure A.3 illustre l'intuition derrière la méthodologie avant la formalisation qui va suivre. Elle représente la courbe des prix brut en rouge puis la courbe lissée en bleu. La courbe bleu est celle recherchée car, en théorie, elle ne contient que le signal des informations disponibles publiquement dans le marché et n'inclue pas le bruit qui pourrait venir perturber l'analyse technique. Ils commencent par poser:

$$P_t = m(x_t) + e_t, t=1, \dots, n \quad (1)$$

où  $m$  est une fonction non linéaire arbitrairement fixée,  $e_t$  sont i.i.d.(0,  $\sigma^2$ ) et  $P_t$  les prix de l'actif considéré. La fonction  $m$  doit être suffisamment lisse tout en prenant en compte d'éventuelles régularités présentes dans les données.

Plutôt qu'une simple régression linéaire, la technique utilisée sera une régression locale polynomiale. La régression locale polynomiale a pour avantage de réduire le biais aux

frontières<sup>6</sup> ainsi que d'offrir une variabilité dans le degré de lissage que la régression linéaire ne permet pas.

L'objectif est, ici, de construire une approximation de la série de prix par un développement de Taylor sous la condition que les  $p$  dérivés existent:

$$m(x) \approx m(x_0) + m^{(1)}(x - x_0) + \frac{m^{(2)}}{2!}(x - x_0)^2 + \dots + \frac{m^{(p)}}{p!}(x - x_0)^p. \quad (2)$$

On aura donc :

$$m(x) \approx \beta_0 + \beta_1(x - x_0) + \beta_2(x - x_0)^2 + \dots + \beta_p(x - x_0)^p. \quad (3)$$

Pour obtenir les  $\beta$  nécessaires à notre régression locale polynomiale, il faut minimiser la fonction suivante :

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1(x_i - x_0) - \beta_2(x_i - x_0)^2 - \dots - \beta_p(x_i - x_0)^p)^2 K_h(x_i - x_0). \quad (4)$$

Le noyau gaussien ayant une bande passante  $h$  qui représente un paramètre de lissage:

---

<sup>6</sup> Ce biais est dû au fait que, dans une régression par la méthode du noyau, une certaine pondération est accordée aux données à l'extérieur de la frontière. La densité à l'intérieur de la frontière n'est donc pas égale à 1.

$$K_h(x) = \frac{1}{h\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2h^2} . \quad (5)$$

La résolution du problème de minimisation se fait alors par moindres carrés pondérés à l'aide des matrices suivantes :

$$Z = \begin{pmatrix} 1 & x_1 - x_0 & (x_1 - x_0)^2 & \dots & (x_1 - x_0)^p \\ 1 & x_2 - x_0 & (x_2 - x_0)^2 & \dots & (x_2 - x_0)^p \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n - x_0 & (x_n - x_0)^2 & \dots & (x_n - x_0)^p \end{pmatrix} , \quad (6)$$

$$W = \begin{pmatrix} K_h(x_1 - x_0) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & K_h(x_2 - x_0) & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & K_h(x_n - x_0) \end{pmatrix} , \quad (7)$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_n \end{pmatrix} . \quad (8)$$

L'estimateur des coefficients du polynôme est alors donné par:

$$b = (Z'WZ)^{-1}Z'WY . \quad (9)$$

L'estimateur de la constante, c'est à dire le premier élément du vecteur b, permet alors d'obtenir  $m(x_0)$  qui correspond à un point de la nouvelle courbe des prix lissée. Cette

opération est répétée pour l'ensemble des points de donnée disponibles pour obtenir une courbe lissée sur laquelle se base la suite de l'analyse.

### 3.2 Paramètre de lissage

Le paramètre de lissage est généralement obtenu par minimisation de la fonction de validation croisée :

$$CV(h) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_t - \widehat{m}_{t,h})^2 \quad . \quad (10)$$

Lo et al. (2000) obtiennent  $h^*$  qui est ensuite multiplié par 0,3 afin d'obtenir le paramètre qui est préférable lors de l'analyse. Leur choix a été justifié par le fait que le  $h^*$  lissait trop les données et de fait retirait une partie de l'information des données analysées.

Silverman (1986) montre que dans le cas du noyau gaussien, si la densité réelle des données appartient à la famille gaussienne, il est possible d'utiliser l'approximation suivante étant donné la variance et la taille de la série étudiée :

$$h_{opt} = 1.06 \sigma T_n^{-1/5} \quad .$$

C'est cette approximation qui sera, par la suite, utilisée dans la mesure où elle est plus économe en puissance de calcul. Il serait intéressant dans le futur de s'intéresser à la sensibilité des résultats de l'analyse technique au coefficient de lissage  $h$ .

### 3.3 Extrema

Un algorithme est, ensuite, utilisé afin de déterminer les extrema des résultats lissés obtenus. Chaque prix lissé est comparé avec le prix à la période précédente et à la période suivante afin d'extraire tous les extrema pour chaque fenêtre de négociation de titres.

### 3.4 Définition des configurations apparentes

La définition des configurations apparentes est une étape clé de l'analyse. Sans une définition précise il ne serait pas possible d'automatiser leur détection. Elles sont définies par une succession d'extrema locaux qui doivent se succéder dans un certain ordre. Ainsi, élimine-t-on le facteur humain de la détection. Il existe un certain consensus autour de 10 configurations apparentes qui sont parmi les plus utilisées par les analystes. Il serait possible, bien évidemment, d'augmenter le nombre de configurations disponibles. Cependant, dans les faits, les analystes techniques se concentrent sur un nombre faible de configurations apparentes qu'ils pensent maîtriser. C'est le cas notamment de John J. Murphy, ancien responsable de l'analyse technique au sein de Merrill Lynch, qui dans son témoignage apporté à Lo et Hasanhodzic (2009) avoue ne se concentrer que sur les « Head and Shoulders », « Double Tops », « Double Bottoms » et les triangles.

Les 10 configurations apparentes retenues pour ce travail, leurs acronymes et leurs définitions sont explicitées dans le tableau B.1.



### 3.5 Algorithme d'identification

Un algorithme d'identification sert ensuite à identifier les différentes configurations définies plus haut. La fenêtre d'opportunité est de 35 jours afin de se concentrer sur les horizons de court terme employé par la plupart des praticiens de l'analyse technique. La détection ne peut évidemment se faire que plus tard. Dans la littérature, le délai de détection d'une configuration est en général plus long. Le délai le plus court possible est de 2 jours. Si le délai n'est que d'une journée, on aurait un biais d'anticipation. On aurait utilisé des données non encore disponibles pour déterminer si le prix de la veille est un extremum. Deux jours semblent donc être raisonnables pour qu'un analyste puisse détecter la présence ou non d'une configuration sans risque de biais.

### 3.6 Transactions

Pour tester l'informativité et la rentabilité de l'analyse technique, il faut mettre en place des mécanismes d'entrée et de sortie du marché.

Le premier argument en faveur de l'analyse technique est son informativité. La méthode suivie sera celle de Lo et al. (2000). Les rendements conditionnels quotidiens seront générés comme suit : après la détection d'une configuration apparente, l'algorithme prendra une position sur le marché et débouclera la position le lendemain. S'il s'agit, par exemple, d'une configuration HS, le programme vendra l'actif à découvert le lendemain de la détection et le rachètera un jour plus tard.

Le second argument utilisé par les défenseurs de l'analyse technique est qu'il serait possible de générer un rendement excédentaire en utilisant ces méthodes. Pour vérifier ces affirmations, il faudrait utiliser des méthodes de transaction sur les marchés qui seraient en adéquation avec la réalité de celui-ci. C'est ainsi que des points d'entrées et de sorties sont prédéfinis en fonction du niveau de risque qui sera jugé acceptable. Étant

donné que ces paramètres peuvent varier en fonction des analystes, un vaste éventail de points d'entrée et de sortie a été utilisé. Par exemple, dans une des stratégies employées si le profit atteint 10 % ou si la perte atteint 5 % du prix de l'actif, l'opération est débouclée. Il est nécessaire de mentionner que les transactions se font au cours acheteur si l'actif est vendu et au cours vendeur si l'actif est acheté. Par exemple, la figure A.4 présente de façon synthétique ces mécanismes de transactions sur les marchés suite à la détection d'une configuration apparente de type « Head and Shoulders ».

Prenons l'exemple d'un actif où une configuration HS est détectée. Cette configuration suggère que le prix de l'actif en question devrait diminuer. Il faut donc vendre l'actif à découvert en espérant que son prix va suffisamment diminuer pour que l'on puisse le racheter plus tard à un prix plus faible. L'actif est donc vendu au cours acheteur, qui est le prix que le marché est prêt à payer pour cet actif. Trois issues à cette transaction sont alors possibles :

- le prix baisse jusqu'à atteindre la cible de profit : la transaction est alors débouclée en rachetant l'actif au cours vendeur, qui est le prix que le marché offre pour cet actif ;
- le prix augmente et atteint le seuil de perte maximum acceptable : la transaction est débouclée en rachetant l'actif ;
- si, au bout de 20 jours, aucun des seuils de prix n'est atteint, l'opération est débouclée pour ne pas garder une position trop longtemps ouverte. Cette condition supplémentaire est due au fait qu'à moyen terme et à long terme, l'analyse fondamentale prend le dessus. Les réalités économiques et comptables s'imposent aux dynamiques de prix de court terme. Il est nécessaire de mentionner que les informations provenant de l'analyse fondamentale peuvent venir conforter les résultats de l'analyse technique. Dans ce cas, les positions pourraient rester ouvertes plus longtemps. Étant donné que l'analyse

fondamentale n'entre pas dans le cadre de ce mémoire, les positions seront donc systématiquement débouclées dans un délai de 20 jours.

Ce système de transaction automatisé et ses paramètres sont des choix méthodologiques qui incombent à l'auteur du mémoire. Elles ont été établies avec comme idée de simuler un environnement de marché réaliste.

Le ratio de Sharpe est ensuite utilisé afin de calculer la rentabilité marginale de la stratégie par unité de risque :

$$\text{Ratio de Sharpe} = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p},$$

avec  $R_p$  et  $\sigma_p$ , respectivement le rendement moyen et l'écart de la stratégie appliquée à l'actif P et  $R_f$ , le taux sans risque<sup>7</sup>.

Pour évaluer la profitabilité de l'analyse technique, il est nécessaire d'établir un certain nombre de stratégies. Ces stratégies vont produire un certain rendement qui sera la base de l'étude la profitabilité de l'analyse technique. Dans le cadre de ce mémoire, les stratégies sont définies par deux éléments : le titre concerné et les seuils de gains et de pertes. Les rendements des 28 actifs considérés sont calculés pour 15 couples de seuils. Il en résulte donc 420 séries de rendements ou stratégies. Ces stratégies sont classées par ratio de Sharpe et les 20 stratégies ayant le ratio de Sharpe le plus élevé lors du premier sous-échantillon sont sélectionnées pour subir une étude plus poussée.

Dans le cas où sur une journée aucune configuration apparente n'a été détectée, un cambiste placera son capital dans le marché de la dette de très court terme afin d'engranger un rendement supplémentaire. Par souci de réalisme et pour donner à l'analyse technique une chance réelle de profitabilité, il est nécessaire de prendre cet élément en compte. Ainsi, pour chaque journée « d'inactivité » sur les marchés, il faut

---

<sup>7</sup> Le taux des bons du trésor américain à 3 mois a été utilisé comme proxy du taux sans risque.

enregistrer un rendement égal au rendement journalier du taux sans risque.

### 3.7 Tests de Kolmogorov Smirnov

Le test de Kolmogorov-Smirnov va nous permettre de juger de l'informativité de l'analyse technique. Il s'agit d'un test non paramétrique qui nous permet de comparer deux distributions. L'hypothèse nulle étant que les deux distributions cumulatives, par exemple, des rendements conditionnels et non conditionnels soient identiques :

$$F_1 = F_2,$$

Ceci est basé sur la distribution cumulative empirique  $\hat{F}$  et où  $\mathbf{1}$  est la fonction caractéristique qui prend la valeur de un, si la condition est vérifiée, et de zéro, autrement :

$$\hat{F}_i(z) = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \mathbf{1}(Z_{ik} \leq z), \quad i = 1, 2,$$

La statistique de Kolmogorov-Smirnov est donnée par :

$$\gamma_{n_1, n_2} = \left( \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} \right)^{1/2} \sup_{-\infty < z < \infty} |\hat{F}_1(z) - \hat{F}_2(z)|.$$

Ce test se fait sous l'hypothèse de distributions indépendantes et identiquement distribuées. Ceci n'est pas une hypothèse acceptable dans le cas des rendements des actifs financiers. Pour faire face à ce problème, l'une des solutions les plus communément utilisées est celle de la normalisation des rendements pour chaque distribution et chaque sous-échantillon analysé<sup>8</sup>.

La normalisation se fera selon la formule suivante :

---

<sup>8</sup> Il serait également possible de générer des valeurs critiques à l'aide d'une simulation de Monte-Carlo.

$$X_{it} = \frac{R_{it} - \text{Moyenne } [R_{it}]}{\text{Écart-type } [R_{it}]} .$$

### 3.8 Test de vérification de réalisme statistique de White :

L'exploration des données est un risque qu'il faut prendre en compte. En effet, les stratégies ont été définies à l'aide d'un des sous-échantillons utilisés. Pour éviter qu'une stratégie n'apparaisse profitable que par le plus pur des hasards, il est nécessaire d'utiliser la méthode du Test de vérification de réalisme statistique de White. Pour chacune des  $i$  stratégies retenues,  $i=1, \dots, 20$ ,  $f_i$  et  $f_b$ , les rendements des stratégies et de l'indice de référence:

$$\varphi_i = E(f_i) - E(f_b) .$$

L'hypothèse nulle est qu'aucune des stratégies retenues ne batte l'indice de référence:

$$H_0 : \max_{i=1, \dots, 20} \varphi_i \leq 0 .$$

Le test de vérification de réalisme statistique de White emploie une méthode de rééchantillonnage dite par bloc, utilisée pour les données faiblement corrélées. La méthode de sélection automatique de la taille du bloc a été développée par Politis et White (2004) et reprise par Patton, Politis et White (2009).

## CHAPITRE IV

### RÉSULTATS

Le tableau B.3 présente la fréquence de détection des configurations apparentes ainsi que les quatre moments de leurs rendements à un jour sur l'échantillon au complet (1995-2014) et ensuite sur les quatre sous-échantillons (1995-1999, 2000-2004, 2005-2009 et 2010-2014).

Sur l'échantillon au complet, certaines configurations apparentes semblent moins fréquentes que d'autres. Cela est le cas notamment des DTOP et DBOT. Ceci s'explique par les conditions qui sont imposées quant à la détection de ces configurations. Il est logique que les configurations définies de manières plus contraignantes soient le moins souvent détectées. Les DBOT et DTOP apparaissent donc moins fréquemment. Elles sont définies, comme les autres, par une succession d'extrema, mais aussi par limite de 22 jours entre l'apparition du premier extremum et du second. Elles apparaissent respectivement 75 et 73 fois durant les 20 années que dure l'analyse. Les autres configurations sont, elles, bien plus prévalentes pour les mêmes raisons citées précédemment. Entre autres, HS et RBOT sont détectées 5269 et 4401 fois. Ces fréquences de détection sont stables dans le temps dans la mesure où l'on retrouve des résultats similaires sur chacun des 4 sous-échantillons et pour toutes les configurations apparentes.

La fréquence des configurations présente une régularité intéressante du point de vue de l'évolution du nombre de configurations détectée en fonction du temps. Comme le montre la figure A.6, le nombre de configurations détectées, dans 6 cas sur 10, croît durant les trois premiers sous-échantillons puis décroît sur le dernier. Cette tendance

est, probablement, le fruit de la conjonction de deux facteurs : le premier est l'automatisation grandissante des transactions sur les marchés financiers, les opportunités de profit tirées de l'analyse technique se trouvent réduites ; le second élément est la hausse de la volatilité durant les deuxième et troisième sous-échantillons dus à l'éclatement de la bulle internet puis de la crise de 2007. Une hausse de la volatilité va de facto entraîner une hausse du nombre de configurations apparentes détectées à cause de la multiplication du nombre d'extrema présents dans les données. La tendance baissière de la détection de configurations apparentes est donc momentanément contrée par la forte volatilité des marchés durant les années 2000.

Au-delà de la fréquence de détection des configurations apparentes, les quatre premiers moments des distributions conditionnelles permettent d'apporter un éclairage supplémentaire sur les configurations apparentes. Les moyennes des rendements de l'indice de référence et des distributions conditionnelles sont du même ordre de grandeur, en valeur absolue, cependant toutes les configurations apparentes n'ont pas un rendement positif. L'indice de référence offre un rendement positif à la fois sur l'ensemble de l'échantillon et sur chacun des sous-échantillons. Cela n'est pas le cas pour toutes les distributions conditionnelles. Seules IHS, BBOT et TBOT produisent des rendements positifs sur toutes les sous-périodes. HS, quant à elle, produit des rendements négatifs entre 1995-1999, 2005-2009 et 2010-2014. Les écarts-types des distributions conditionnelles sont globalement légèrement supérieurs à ceux des distributions non conditionnelles pour tous les échantillons analysés.

Il est intéressant de noter, sur ce même tableau, que le kurtosis d'une majorité des configurations apparentes est très élevé. On remarque que RTOP présente des coefficients d'asymétrie et kurtosis, de 19 et de 424 respectivement, dans le premier sous-échantillon. Ces valeurs très élevées dans l'absolu, le sont aussi par rapport à l'indice de référence qui présente un kurtosis de 6.88 et un coefficient d'asymétrie de -0.35. Ceci peut s'expliquer simplement par des valeurs extrêmes dans les données, il peut y avoir des bonds de prix dû à la négociation de titres après la fermeture du marché.

Il peut aussi s'agir de valeurs aberrantes liées aux problèmes de multicollinéarité dont les régressions locales polynomiales peuvent faire l'objet. Il y a une accentuation du phénomène de queues de distribution épaisses des rendements, phénomène, également prévalent dans les autres classes d'actifs.

La décision de passer à une régression locale polynomiale de degré 3 semble avoir porté ses fruits. Lo et al. (2000) emploie un estimateur de Nadaraya-Watson. Une des pistes de recherche suggérée est de remplacer ce dernier par une régression locale polynomiale plus robuste et qui permet d'éliminer certains biais mentionnés dans l'article de référence. Le tableau B.8 montre clairement que le nombre de configurations détectées est impacté par le type de régression sélectionnée. La différence entre la constante (degré 0) et le reste des régressions est particulièrement frappante : 32 947 occurrences de RBOT sont détectées contre 4401 pour le polynôme de degré 3. Les écarts entre la régression locale polynomiale de degré 3 et celles de degrés 1 et 2 présentent des écarts de détection entre les configurations même si celles-ci sont moindres. Les ordres de grandeur du nombre de configurations détectées sont les mêmes. Par exemple, HS est détectée 5412 fois pour le polynôme de degré 1, 5278 pour le polynôme de degré 2 et 5269 fois pour le polynôme de degré 3. Dans certains cas, le nombre de configurations détectées reste très stable. BTOP est détecté 1340 fois, 1341 fois et 1340, respectivement, pour les polynômes de degré 1, 2 et 3.

Le test de Kolmogorov-Smirnov est utilisé afin de comparer les distributions conditionnelles et non conditionnelles des rendements obtenus. Dans le cadre de cette analyse, un seuil de significativité de 5 % sera utilisé. Pour le premier sous échantillon, la valeur est de 0,3634 comme on peut l'observer dans le tableau B.4. On ne peut donc pas rejeter l'hypothèse nulle que les deux échantillons soient identiques. Il en va de même pour le second sous échantillon de cinq ans de 2000 à 2004 et qui a une valeur P de 0,3777. Cependant, pour les deux échantillons suivants s'étendent respectivement de 2005 à 2009 et de 2010 à 2014, l'hypothèse nulle est rejetée. Cela veut dire que l'on ne peut pas affirmer que les deux échantillons sont identiques. Ces résultats quelque



peu contradictoires indiquent qu'à partir de l'année 2005, l'analyse technique offre des rendements qui ne sont pas tirés de la même distribution que ceux de l'indice de référence. Lorsque le test est exécuté sur la totalité de l'échantillon, c'est-à-dire de 1995 à 2014, le résultat est clair : on rejette l'hypothèse nulle d'identité des deux distributions. Cela viendrait confirmer les résultats présents dans la littérature qui mènent à penser que l'analyse technique apporte une information supplémentaire à celle déjà incluse dans le marché.

Pour analyser la profitabilité de l'analyse technique plus en détail, il est nécessaire de faire appel aux 20 stratégies discutées précédemment dont les tableaux B.6 et B.7 résument les résultats. Pour le premier sous-échantillon, de 1995 à 1999, le ratio de Sharpe pour toutes les stratégies sélectionnées est positif. Cela implique que les rendements moyens de ces dites stratégies sur cette même période sont positifs. Rien de surprenant étant donné que ces stratégies sont les vingt stratégies, parmi l'univers des stratégies calculé, qui offrent les ratios de Sharpe les plus élevés entre 1995 et 1999. L'analyse de la profitabilité de l'analyse technique ne peut donc pas se baser sur ces résultats. Les moyennes de rendement de ces actifs sur les trois périodes sous-échantillonnelles suivantes permet de se faire une première idée, la profitabilité de ces stratégies. La corrélation entre la moyenne des rendements des stratégies du premier et du deuxième sous échantillon est de 0.37, de -0.019 entre le premier et le troisième et de -0.11 entre le premier et le quatrième. Les rendements moyens des stratégies sont donc faiblement ou même négativement corrélés. Il n'est, donc, pas possible de se prononcer sur la nature de la relation entre les rendements moyens des stratégies sur différents sous-échantillons. Une extension intéressante serait de réévaluer les stratégies sélectionnées pour chacune des sous-périodes en se basant sur la période précédente. Ceci pourrait permettre d'obtenir des résultats plus réguliers en incorporant à chaque sous-période les nouvelles informations disponibles.

On ne peut pas se fier seulement à la moyenne des rendements, à l'écart-type, ou au ratio de Sharpe. En effet, même un rendement positif moyen aurait pu être obtenu par

le plus pur des hasards. Il faut procéder à un test de robustesse avant de se prononcer de façon définitive sur la profitabilité de sa stratégie et donc par extension de l'analyse technique. Le test de vérification de réalisme statistique de White est employé à cet effet. Les résultats de ce test, rapportés dans les tableaux B.9 et B.10, sont non significatifs. Les valeurs critiques sont de 0.284 et 0.584 pour les deux sous échantillons lorsque l'on omet l'indice de référence. Les valeurs critiques dépassent 0.99 lorsque l'on inclut ce dernier. On ne peut donc rejeter l'hypothèse nulle de supériorité du rendement nul ou de l'indice de référence. Ces résultats viennent mettre à mal les prétentions de profitabilité de l'analyse technique. La profitabilité, sur laquelle s'était basé le choix des stratégies retenues pour une analyse plus approfondie, n'était qu'illusoire.

## CONCLUSION

L'objectif de ce mémoire était d'évaluer à la fois l'informativité de l'analyse technique et sa rentabilité. La controverse autour de cette méthode d'évaluation des prix des actifs financiers est due à sa grande subjectivité. La méthodologie employée dans ce mémoire permet d'automatiser la quasi-totalité des mécanismes de détection et d'exécution et, donc, de retirer autant que possible le facteur humain de l'équation. L'analyse des résultats obtenus permet alors de juger du mérite seul de cette méthode.

Les tests de Kolmogorov-Smirnov ne permettent pas de conclure à l'informativité de l'analyse technique. En effet, dans certains échantillons, il n'est pas possible de rejeter l'hypothèse nulle d'identité de distribution. Si les distributions sont identiques, alors leur caractère informatif est le même. L'analyse technique n'offrirait donc pas de valeur ajoutée à l'évaluation des actifs financiers de façon systématique.

La rentabilité, quant à elle, est rejetée de façon univoque. Les tests de test de vérification de réalisme statistique de White sont sans appel. On ne peut affirmer qu'aucune des 20 stratégies sélectionnées n'est supérieure au rendement nul ou à l'indice de référence. Certains pourront, par conséquent, argumenter qu'il serait possible de trouver des stratégies liées à l'analyse technique serait rentable. Ceci est tout à fait possible. À force d'analyse de données, il est tout à fait possible qu'une stratégie réussisse à être rentable de façon régulière et continue. Néanmoins, la source de cette rentabilité resterait en question. Étant donné la complexité de la stratégie établie et du manque d'informativité de l'analyse technique, il serait extrêmement difficile de trouver que le rendement excédentaire soit lié à l'analyse technique et non pas à une autre combinaison de facteurs.

Les résultats de ce mémoire concordent avec la théorie de l'efficience faible des marchés. L'information qu'apporte l'analyse technique est déjà incluse dans les prix et donc les distributions à la fois conditionnelle et non conditionnelles sont identiques. Il n'est donc pas possible de tirer un rendement excédentaire positif d'une information qui est déjà incluse dans le marché.

Des travaux subséquents pourraient considérer des questions additionnelles. Il serait possible d'étendre l'étude de l'analyse technique au moyen de l'ajout d'outils tels que le conditionnement sur les volumes de transactions ce qui pourrait permettre de donner un poids plus ou moins fort à une régularité décelée par les algorithmes. Il serait également intéressant d'étudier la robustesse des résultats obtenus quant aux définitions des différentes configurations analysées dans le cadre de ce mémoire.

APPENDICE A

Figures

Figure A.1 Distribution des rendements de l'indice de référence

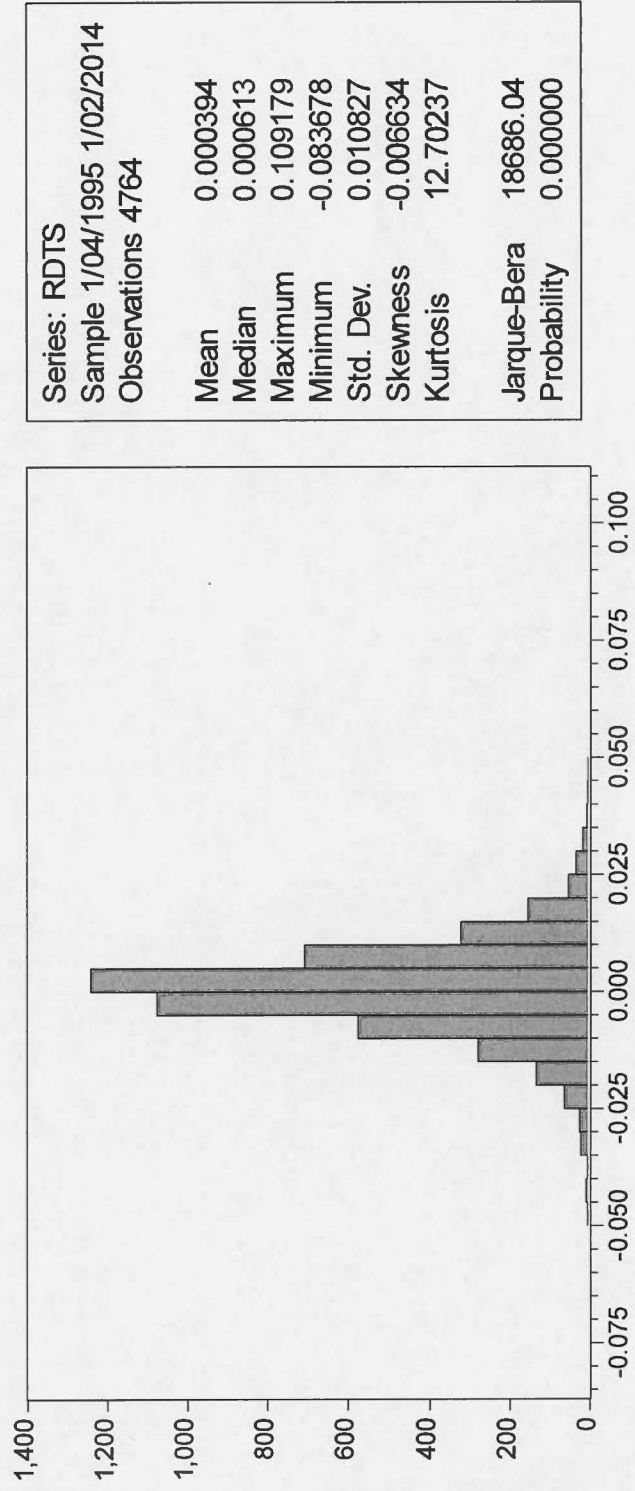


Figure A.2 Evolution de l'indice de référence

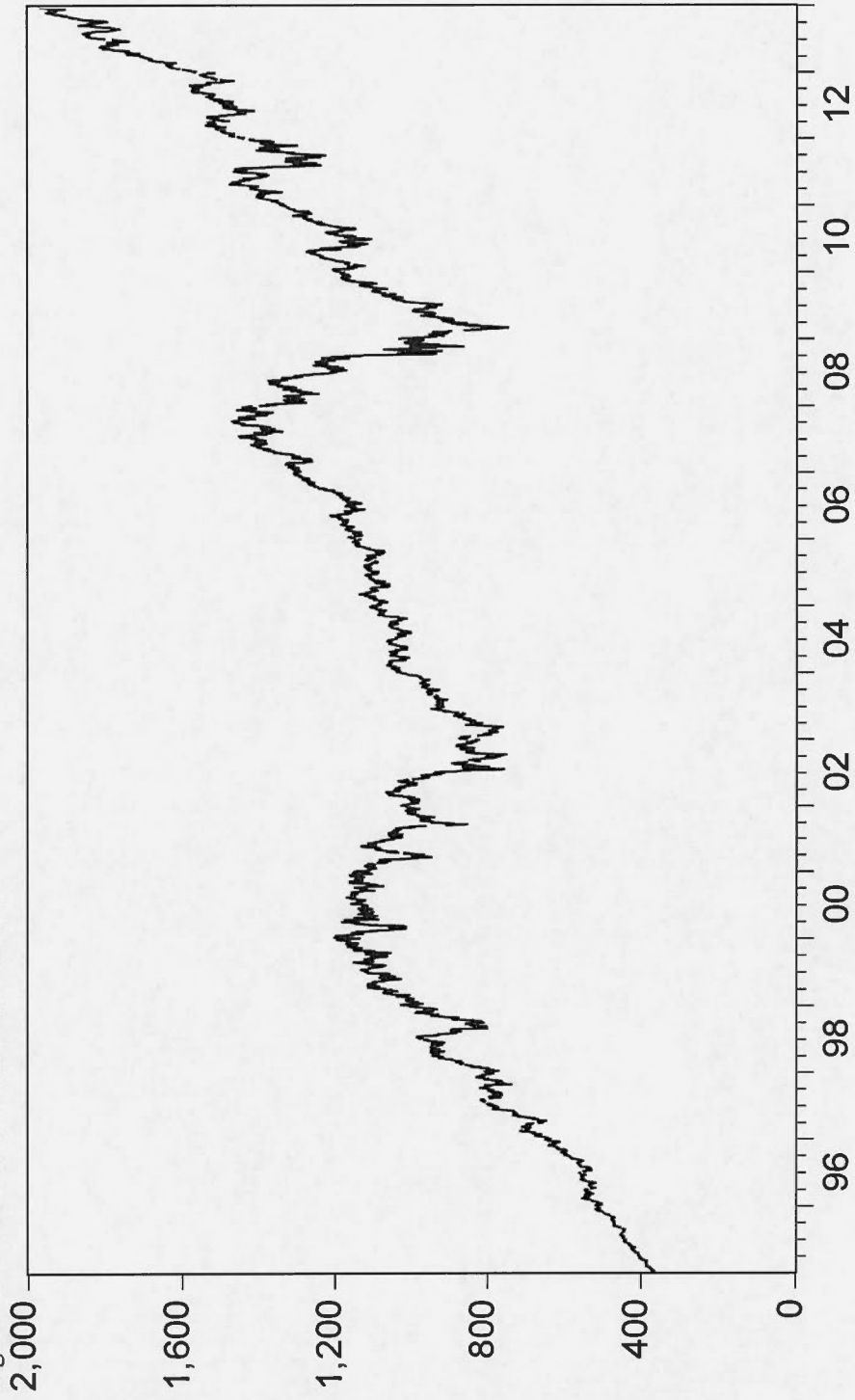


Figure A.3 Lissage des prix par une régression locale polynomiale

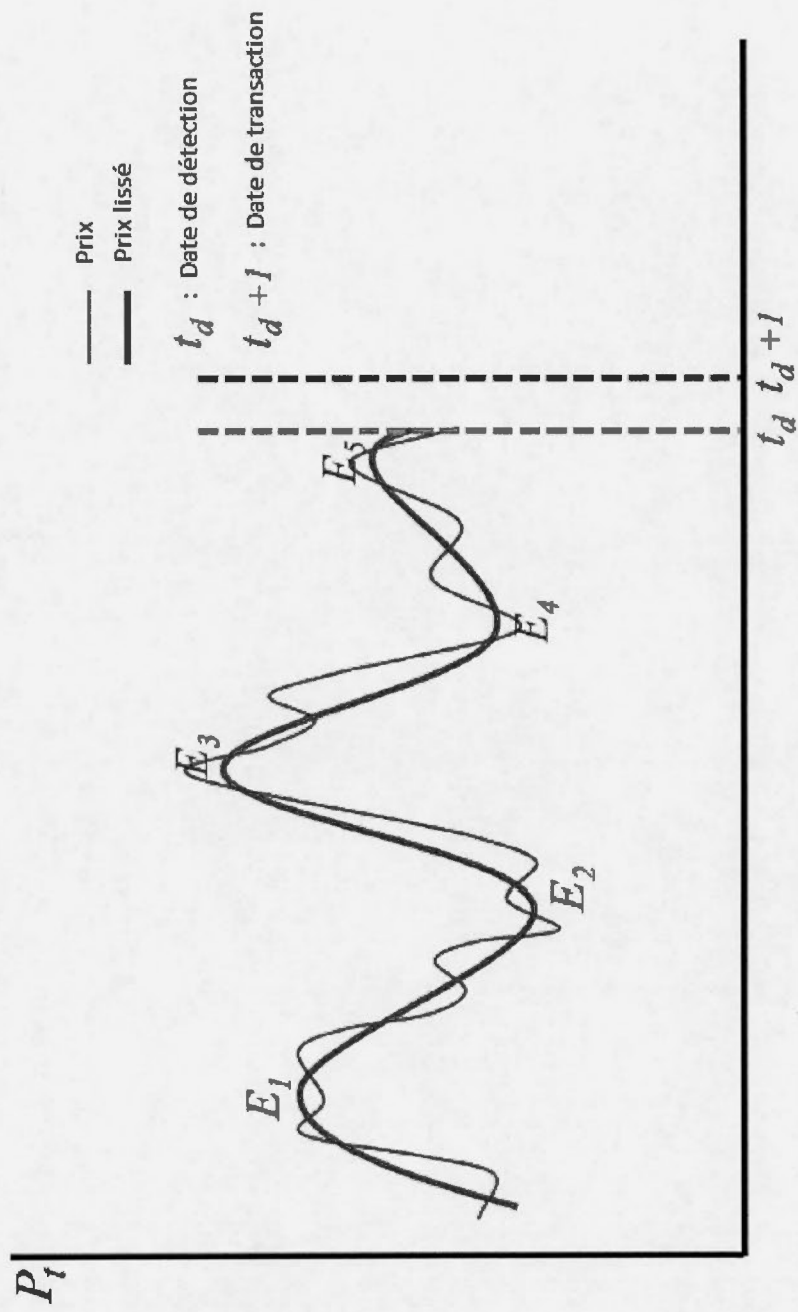


Figure A.4 Mécanisme de transaction sur les marchés

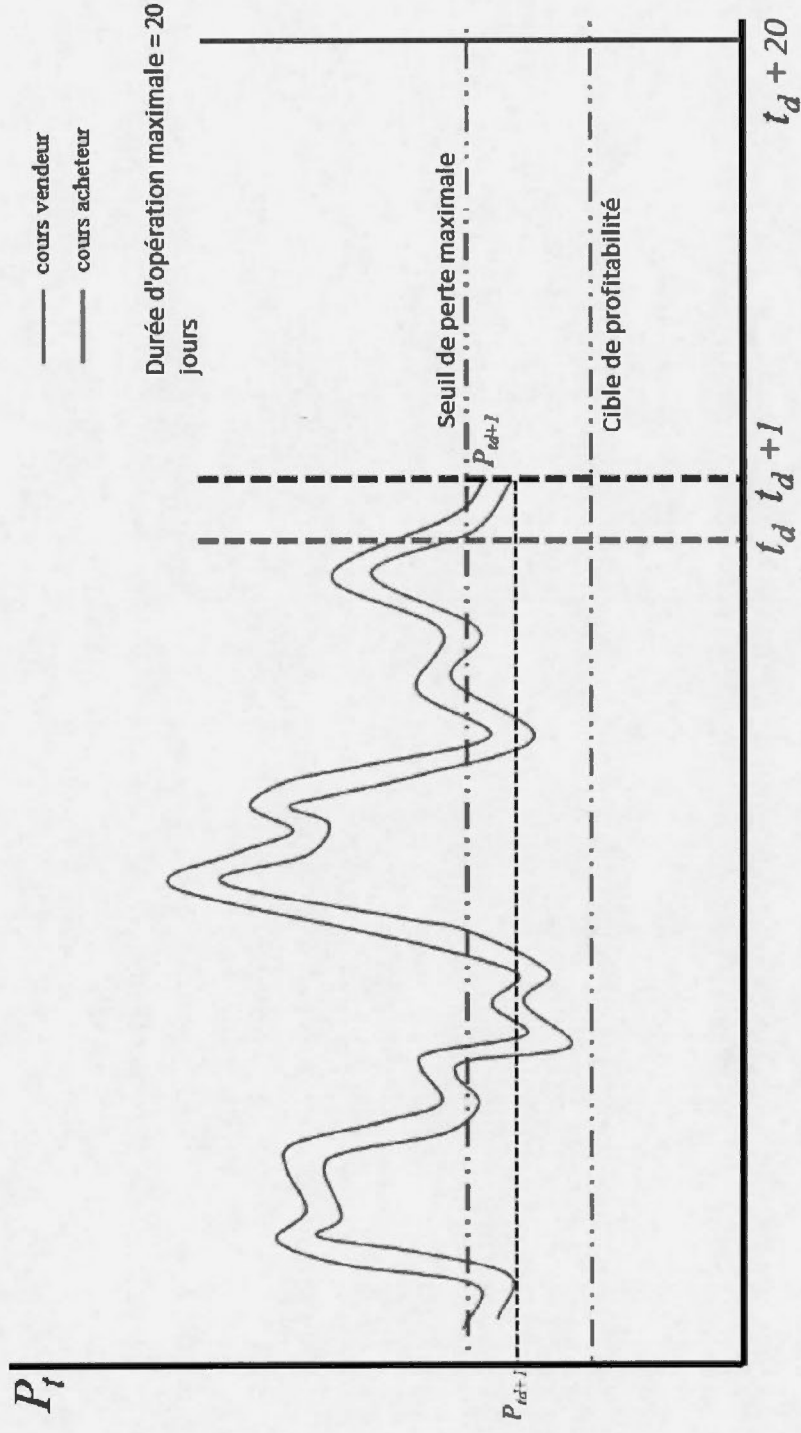




Figure A.5 Fréquence de détection des configurations apparentes par sous-échantillon

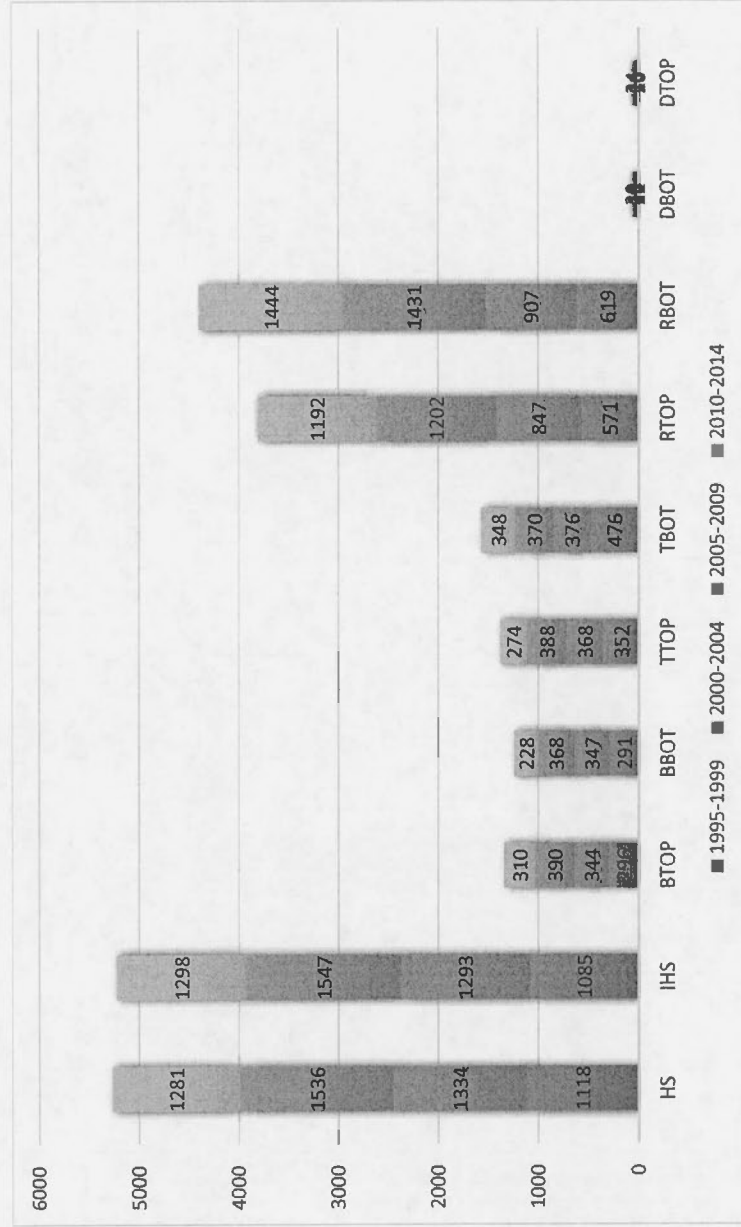
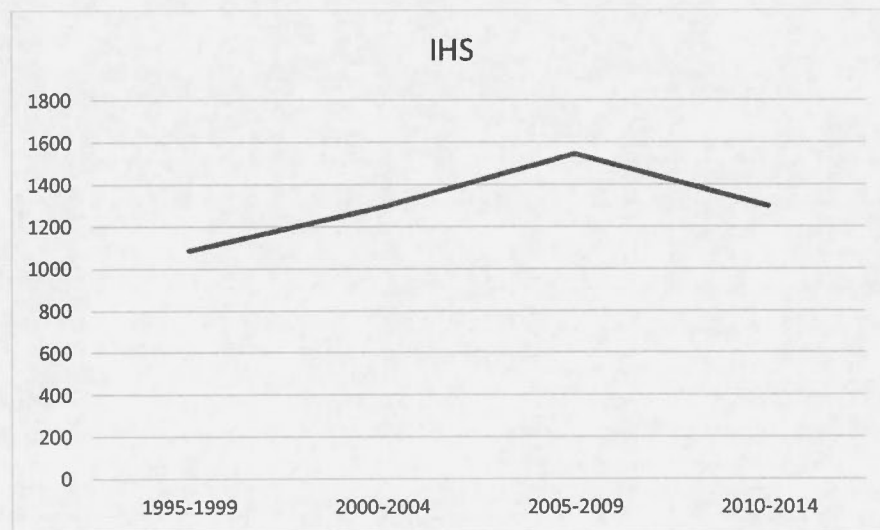
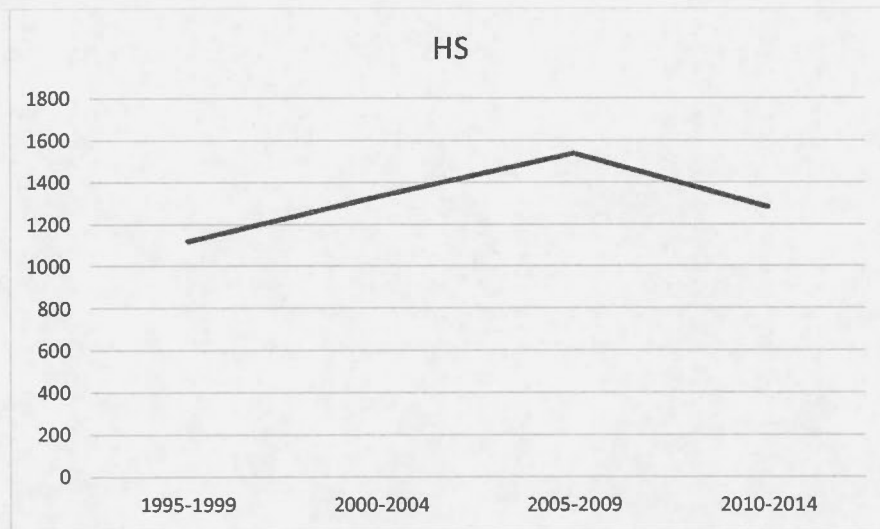
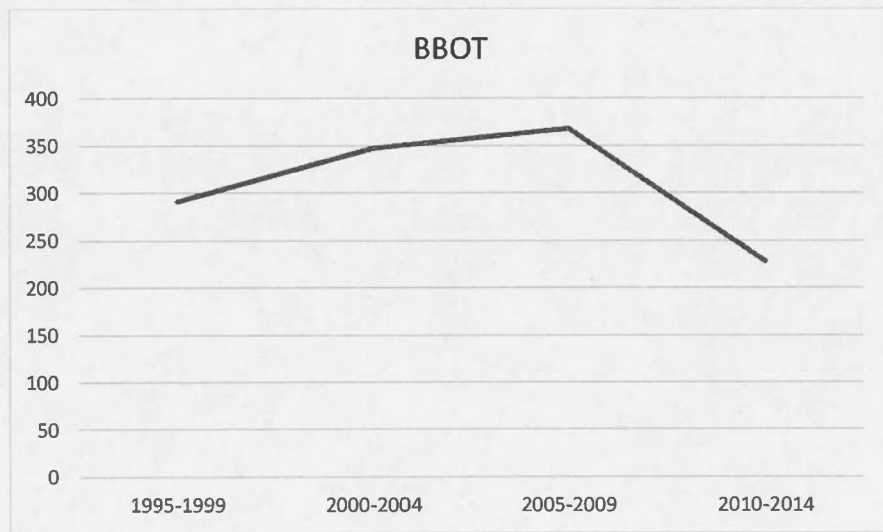
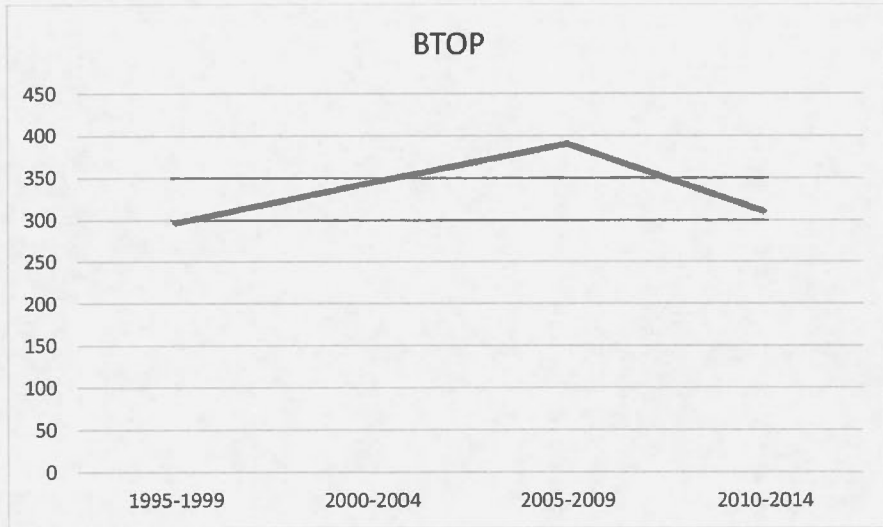
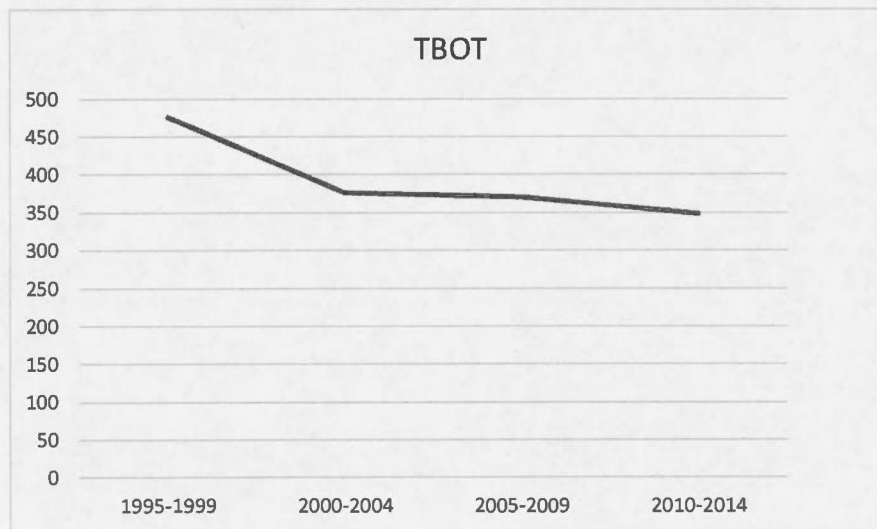
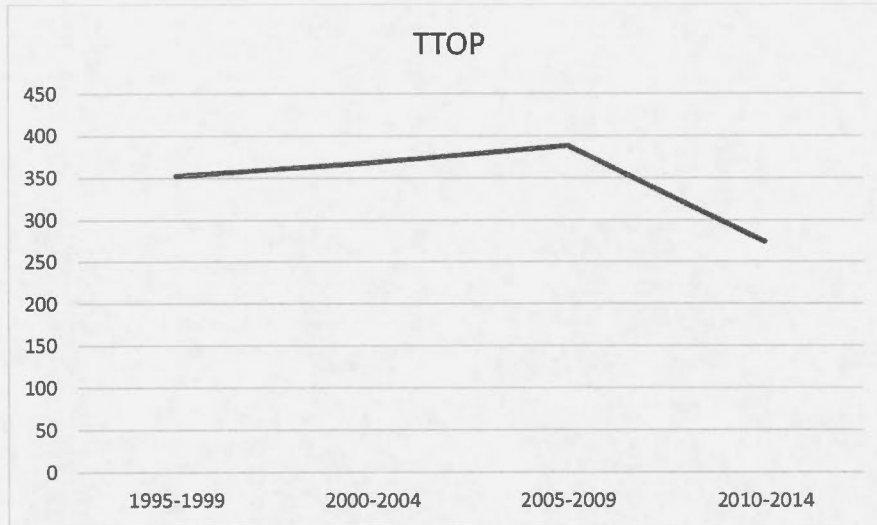
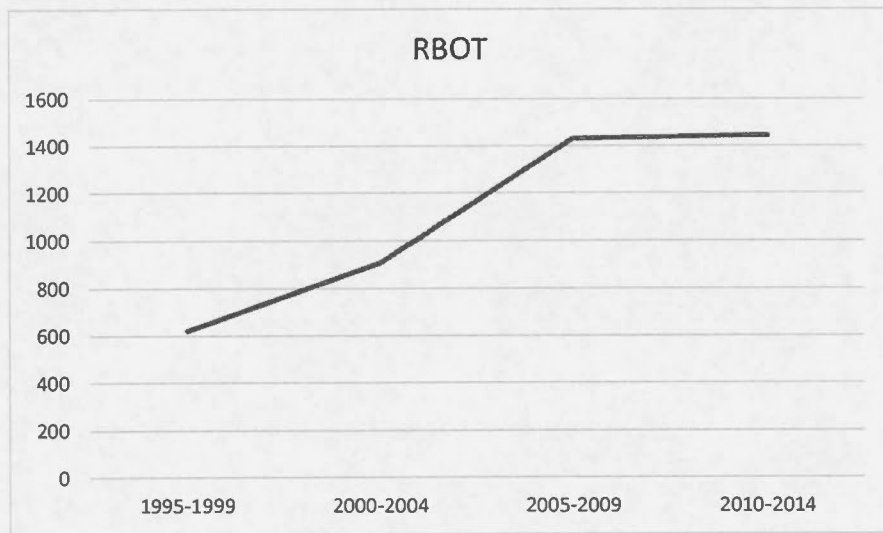
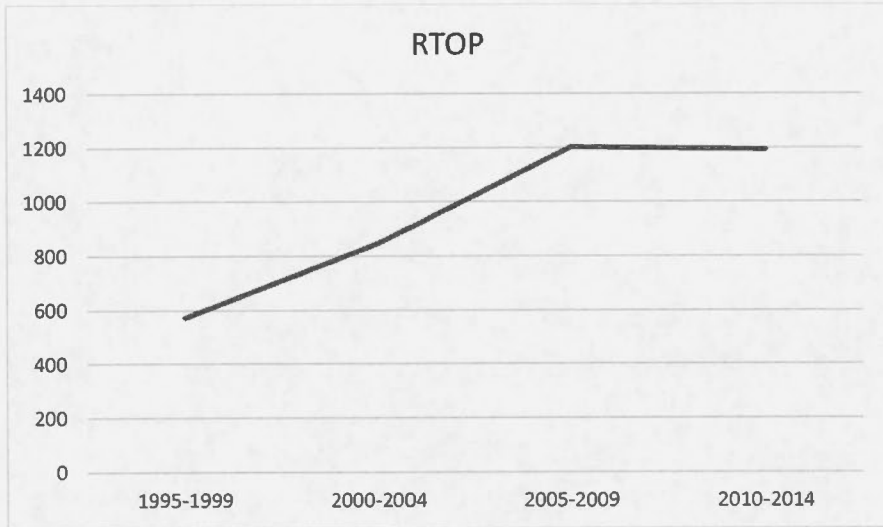


Figure A.6 Evolution du nombre de configurations détectées par sous-échantillon









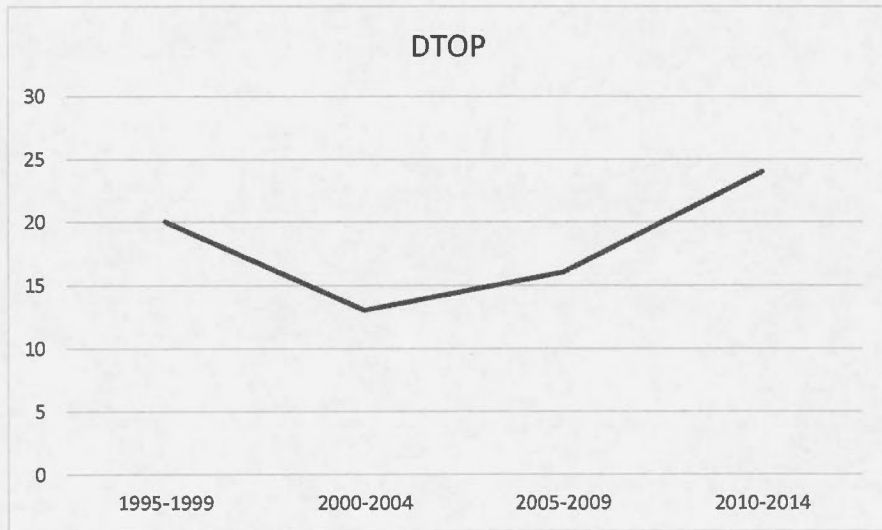
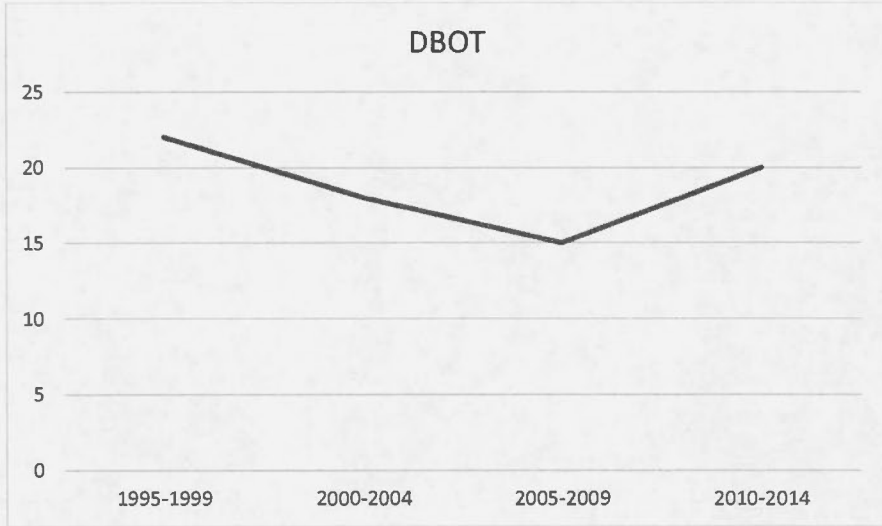
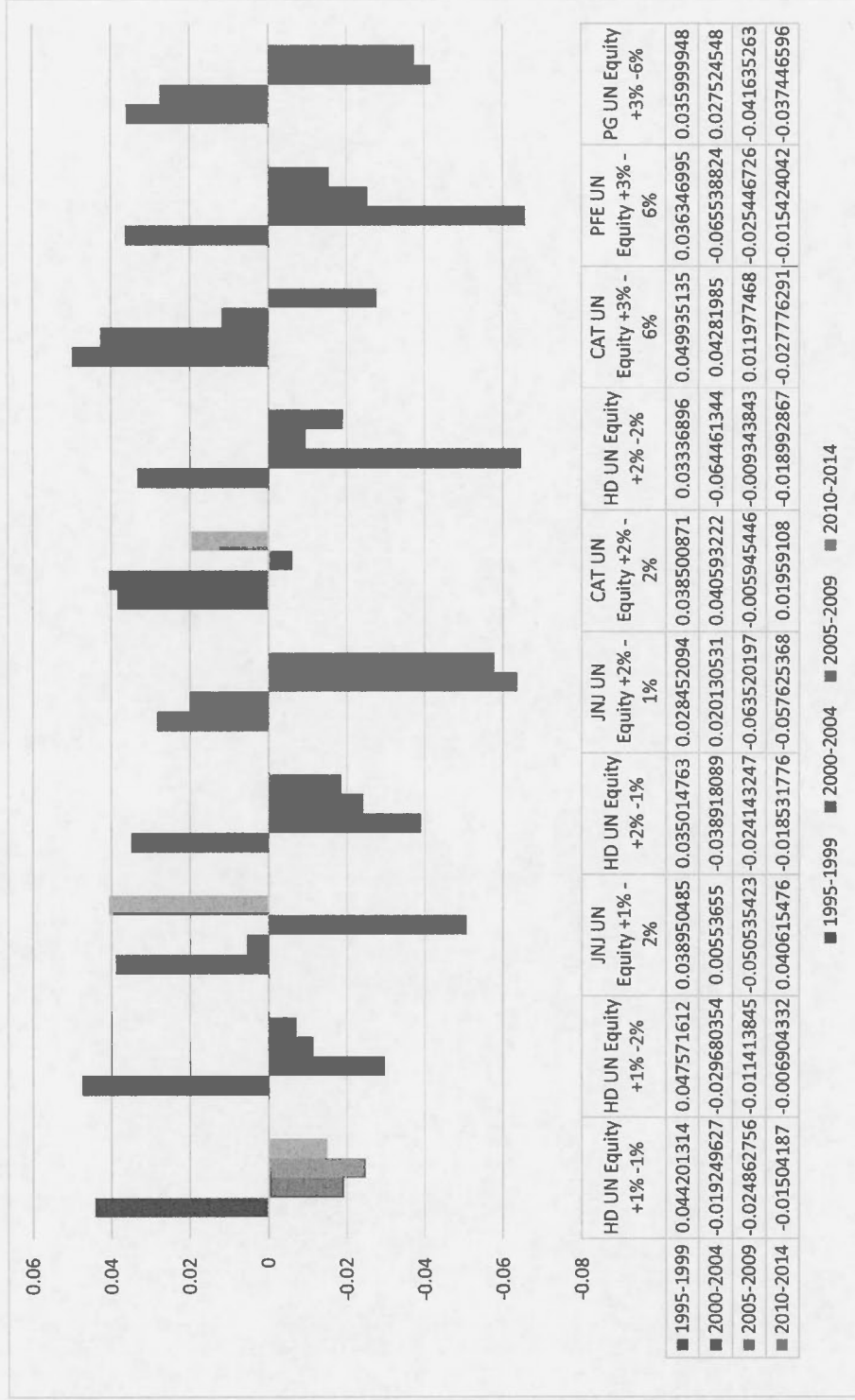
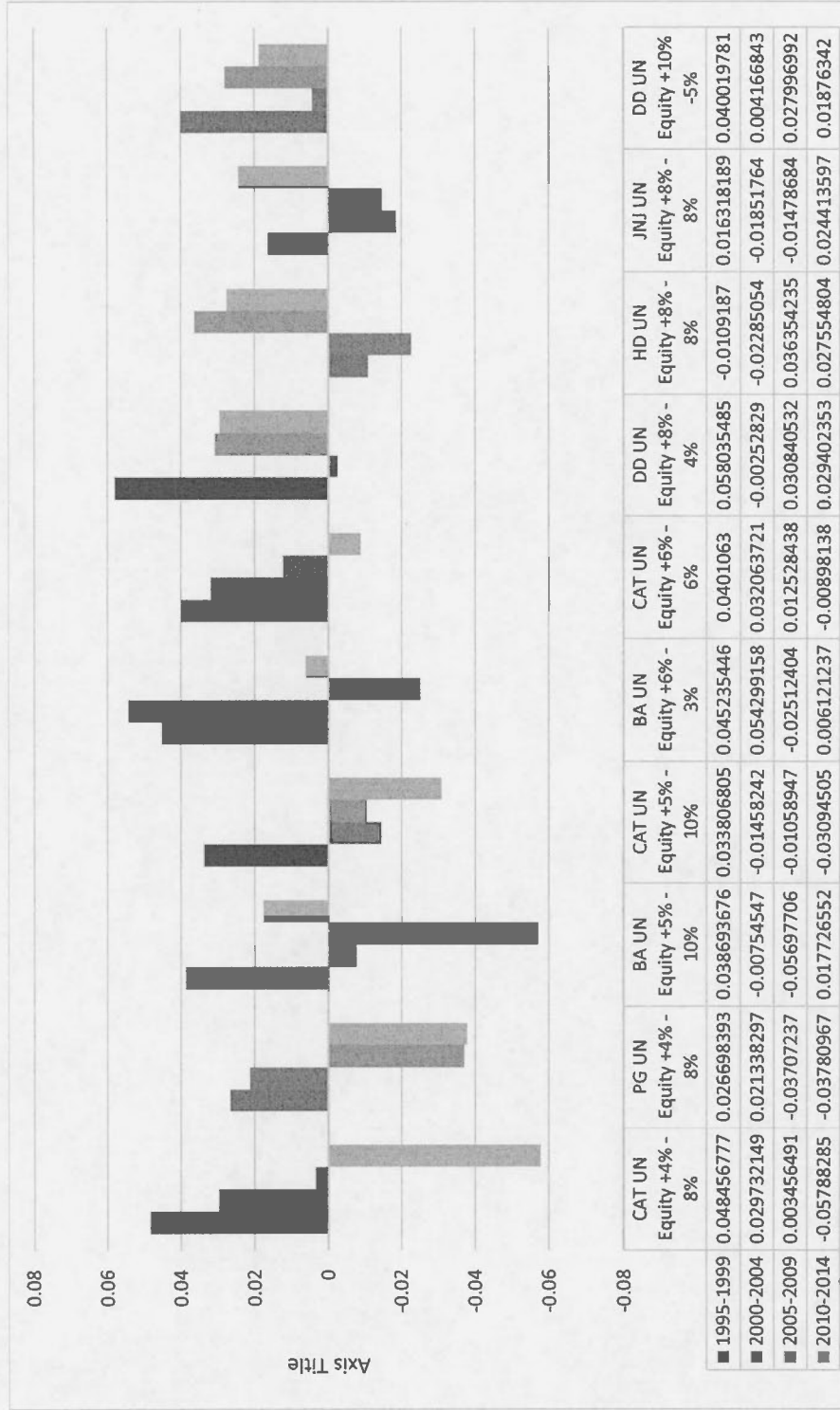


Figure A.7 Ratio de Sharpe pour les stratégies sélectionnées







## APPENDICE B

### Tableaux

Tableau B.1 Liste des entreprises membres du Dow Jones

Société	Symbole	Entrée dans l'indice
3M	MMM	09/08/1976
American Express	AXP	30/08/1982
AT&T	T	01/11/1999
Boeing	BA	12/03/1987
Caterpillar	CAT	06/05/1991
Chevron	CVX	19/02/2008
Cisco Systems	CSCO	08/06/2009
Coca-Cola	KO	12/03/1987
DuPont	DD	20/11/1935
ExxonMobil	XOM	01/10/1928
General Electric	GE	07/11/1907
Goldman Sachs	GS	20/09/2013
The Home Depot	HD	01/11/1999
Intel	INTC	01/11/1999
IBM	IBM	29/06/1979
Johnson & Johnson	JNJ	17/03/1997
JPMorgan Chase	JPM	06/05/1991
McDonald's	MCD	30/10/1985
Merck	MRK	29/06/1979
Microsoft	MSFT	01/11/1999
Nike	NKE	20/09/2013
Pfizer	PFE	08/04/2004
Procter & Gamble	PG	26/05/1932
Travelers	TRV	08/06/2009
UnitedHealth Group	UNH	24/09/2012
United Technologies	UTX	14/03/1939
Verizon	VZ	08/04/2004
Visa	V	20/09/2013
Wal-Mart	WMT	17/03/1997

Tableau B.2 Définitions et symboles des configurations apparentes

Nom	Symbole	Définition	Illustration
Head-and-Shoulders	HS	<p>E1 est maximum</p> <p><math>E3 &gt; E2</math>, et <math>E3 &gt; E5</math></p> <p>E1 et E5 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p> <p>E2 et E4 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p>	
Inverted Head-and-Shoulders	IHS	<p>E1 est minimum</p> <p><math>E3 &lt; E2</math>, et <math>E3 &lt; E5</math></p> <p>E1 et E5 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p> <p>E2 et E4 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p>	
Broadening Tops	BTOP	<p>E1 est un maximum</p> <p><math>E1 &lt; E3 &lt; E5</math></p> <p><math>E2 &gt; E4</math></p>	
Broadening Bottoms	BBOT	<p>E1 est un minimum</p> <p><math>E1 &gt; E3 &gt; E5</math></p> <p><math>E2 &lt; E4</math></p>	
Triangle Tops	TTOP	<p>E1 est un maximum</p> <p><math>E1 &gt; E3 &gt; E5</math></p> <p><math>E2 &lt; E4</math></p>	

Triangle Bottoms	TBOT	<p>E1 est un minimum</p> <p><math>E1 &lt; E3 &lt; E5</math></p> <p><math>E2 &gt; E4</math></p>	
Rectangle Tops	RTOP	<p>E1 est un maximum</p> <p>Maxima sont à 0,75 % de leur moyenne</p> <p>Minima sont à 0,75 % de leur moyenne</p> <p>Le minimum le plus élevé est plus faible que le maximum le plus faible</p>	
Rectangle Bottoms	RBOT	<p>E1 est un minimum</p> <p>Maxima sont à 0,75 % de leur moyenne</p> <p>Minima sont à 0,75 % de leur moyenne</p> <p>Le minimum le plus élevé est plus faible que le maximum le plus faible</p>	
Double Tops	DTOP	<p>E1 est un maximum</p> <p>E1 et E2 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p> <p><math>t_2 - t_1 &gt; 22</math></p> <p><math>E_n = \sup P_{t,k} : t_k &gt; t_1, k = 1, \dots, n</math></p>	
Double Bottoms	DBOT	<p>E1 est un minimum</p> <p>E1 et E2 sont dans un intervalle de 1,5 % par rapport à leur moyenne</p> <p><math>t_2 - t_1 &gt; 22</math></p> <p><math>E_b = \inf P_{t,k} : t_k &gt; t_1, k = 1, \dots, n</math></p>	

Tableau B.3 Statistiques descriptives et fréquences de détection des configurations apparentes

1995-2014												
Configuration apparente	Rendements de l'indice de référence											
	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP	DBOT	DTOP
n=	NA	5269	5223	1340	1234	1382	1570	3812	4401	75	75	73
Moyenne	0.000394	-0.000547	0.000748	-3.1E-05	0.000384	0.000215	0.000441	0.000172	0.000397	-2.8E-05	-1.8E-05	-1.8E-05
Ecart-type	0.000613	0.0164574	0.016639	0.008494	0.01036	0.010441	0.010402	0.01812	0.012368	0.001629	0.001842	0.001842
Kurtosis	12.70237	3.7016996	5.607442	17.31153	83.33732	31.92707	44.53209	1668.899	10.24416	539.5702	211.0695	211.0695
Skewness	-0.006634	-0.044245	0.106425	-0.34128	2.682486	1.142847	2.231792	31.37285	0.337948	-10.9953	0.508724	0.508724
1995-1999												
Configuration apparente	Rendements de l'indice de référence											
	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP	DBOT	DTOP
n=	NA	1118	1085	296	291	352	476	571	619	22	22	20
Moyenne	0.000996	-0.002094	0.002244	0.001998	-0.00037	0.002002	0.000863	0.002149	-0.00599	0.00086	0.00086	0.00086
Ecart-type	0.009405	0.0180881	0.019578	0.0184	0.023308	0.019302	0.019314	0.044361	0.015842	0.018925	0.01527	0.01527
Kurtosis	6.880054	2.1980509	2.659811	1.444887	4.348268	2.25312	0.899089	424.002	1.946621	1.910094	-0.83993	-0.83993
Skewness	-0.349182	-0.520523	-0.04244	-0.30303	-0.79615	-0.28188	0.181086	19.10424	0.021463	-0.99989	0.026067	0.026067
2000-2004												
Configuration apparente	Rendements de l'indice de référence											
	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP	DBOT	DTOP
n=	NA	1334	1293	344	347	368	376	847	907	18	18	13
Moyenne	5.67E-07	0.0005977	0.000437	-0.00019	0.002354	0.002735	0.001384	0.000858	0.000309	0.003563	-0.00394	-0.00394
Ecart-type	0.011035	0.0188269	0.01837	0.019254	0.025373	0.023318	0.020088	0.018502	0.015525	0.011116	0.018965	0.018965

Kurtosis	5.873115	3.0856985	3.631667	1.241946	23.94084	3.617488	1.96565	96.80441	12.14063	4.190793	2.054228
Skewness	0.048008	0.2636351	0.477625	-0.25235	2.663389	0.853346	0.402853	5.820509	1.407867	1.6247	0.607366

## 2005-2009

## Rendements

Configuration apparente	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP
n=	1536	1547	390	368	388	370	1202	1431	15	16
Moyenne	0.000136	0.000143	-0.00056	0.001718	0.000206	0.000568	0.000757	-0.00025	-0.00122	-0.00011
Ecart-type	0.013235	0.0153	0.016619	0.018463	0.021866	0.02215	0.011525	0.012677	0.008409	0.000127
Kurtosis	14.94992	5.0790398	7.190077	8.958998	9.802154	23.24509	1.972102	8.941429	1.734731	-0.24305
Skewness	0.394144	-0.038789	0.373693	0.993241	0.4904	2.450041	-0.01987	-0.86625	-0.94053	-0.99114

## 2010-2014

## Rendements

Configuration apparente	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP
n=	1281	1298	310	228	274	348	1192	1444	20	24
Moyenne	0.000453	0.000882	-0.00151	0.000914	0.000644	0.001838	-0.00102	0.000579	-0.00321	0.002501
Ecart-type	0.008600	0.0126327	0.011728	0.015636	0.014167	0.012725	0.011362	0.01175	0.008903	0.015755
Kurtosis	14.55416	1.7757535	2.349207	8.921028	1.132609	1.978128	1.967191	4.158094	0.766458	-0.91536
Skewness	-1.208125	0.0377766	-1.10421	-1.17597	0.337964	0.011358	-0.2217	0.2741	-0.0619	0.142393

Tableau B.4 Test de Kolmogorov-Smirnov pour les rendements à un jour

	1995-1999	2000-2004	2005-2009	2010-2014	1995-2014
Valeur p	0.3634	0.3777	3.06E-04	0.0205	2.70E-04
Statistique KS	0.029	0.0282	0.0637	0.0513	0.0333

Tableau B.5 Liste des stratégies sélectionnées pour le test de réalisme statistique de White

Actif	Seuil de perte	Seuil de gain
HD	-1%	1%
HD	-2%	1%
JNJ	-2%	1%
HD	-1%	2%
JNJ	-1%	2%
CAT	-2%	2%
HD	-2%	2%
CAT	-6%	3%
PFE	-6%	3%
PG	-6%	3%
CAR	-8%	4%
PG	-8%	4%
BA	-10%	5%
CAT	-10%	5%
BA	-3%	6%
CAT	-6%	6%
DD	-4%	8%
HD	-8%	8%
JNJ	-8%	8%
DD	-5%	10%

Tableau B.6 Moyennes des rendements des stratégies sélectionnées

	HD UN Equity +1% -1%	HD UN Equity +1% -2%	JNJ UN Equity +1% -2%	HD UN Equity +2% -1%	JNJ UN Equity +2% -1%	CAT UN Equity +2% -2%	HD UN Equity +2% -2%	CAT UN Equity +3% -6%	PFE UN Equity +3% -6%	PG UN Equity +3% -6%
1995-1999	0.0004822	0.0005425	0.0003954	0.0004047	0.0003005	0.0004574	0.0004128	0.0007573	0.0005629	0.000534
2000-2004	-0.000188	-0.000315	6.442E-05	-0.000412	0.0002269	0.000501	-0.000749	0.000658	-0.001171	0.0005596
2005-2009	-0.000264	-0.000124	-0.000407	-0.000269	-0.000527	-6.64E-05	-0.000106	0.0002016	-0.000408	-0.000634
2010-2014	-0.00013	-6.09E-05	0.00031	-0.00018	-0.000457	0.0002099	-0.000194	-0.000428	-0.000248	-0.000511
	CAT UN Equity +4% -8%	PG UN Equity +4% -8%	BA UN Equity +5% -10%	CAT UN Equity +5% -10%	BA UN Equity +6% -3%	CAT UN Equity +6% -6%	DD UN Equity +8% -4%	HD UN Equity +8% -8%	JNJ UN Equity +8% -8%	DD UN Equity +10% -5%
1995-1999	0.0008442	0.0004519	0.0008304	0.0006401	0.0008343	0.0007654	0.0011657	-0.000223	0.0003362	0.0008319
2000-2004	0.000562	0.0004737	-0.000175	-0.000321	0.0010268	0.0006418	-4.55E-05	-0.000537	-0.000366	9.266E-05
2005-2009	6.983E-05	-0.000659	-0.001298	-0.000228	-0.000416	0.0002479	0.000562	0.0007953	-0.000255	0.0005517
2010-2014	-0.001102	-0.000534	0.0003642	-0.00066	0.0001036	-0.000166	0.000575	0.0006304	0.0003724	0.0004105



Tableau B.7 Ratios de Sharpe des stratégies sélectionnées

RATIO DE SHARPE	HD UN Equity +1% -1%	HD UN Equity +1% -2%	JNJ UN Equity +1% -2%	HD UN Equity +2% -1%	JNJ UN Equity +2% -1%	CAT UN Equity +2% -2%	HD UN Equity +2% -2%	CAT UN Equity +3% -6%	PFE UN Equity +3% -6%	PG UN Equity +3% -6%
1995-1999	0.0442013	0.0475716	0.0389505	0.0350148	0.0284521	0.0385009	0.033369	0.0499351	0.036347	0.0359999
2000-2004	-0.01925	-0.02968	0.0055365	-0.038918	0.0201305	0.0405932	-0.064461	0.0428198	-0.065539	0.0275245
2005-2009	-0.024863	-0.011414	-0.050535	-0.024143	-0.06352	-0.005945	-0.009344	0.0119775	-0.025447	-0.041635
2010-2014	-0.015042	-0.006904	0.0406155	-0.018532	-0.057625	0.0195911	-0.018993	-0.027776	-0.015424	-0.037447

RATIO DE SHARPE	CAT UN Equity +4% -8%	PG UN Equity +4% -8%	BA UN Equity +5% -10%	CAT UN Equity +5% -10%	BA UN Equity +6% -3%	CAT UN Equity +6% -6%	DD UN Equity +8% -4%	HD UN Equity +8% -8%	JNJ UN Equity +8% -8%	DD UN Equity +10% -5%
1995-1999	0.0484568	0.0266984	0.0386937	0.0338068	0.0452354	0.0401063	0.0580355	-0.010919	0.0163182	0.0400198
2000-2004	0.0297321	0.0213383	-0.007545	-0.014582	0.0542992	0.0320637	-0.002528	-0.022851	-0.018518	0.0041668
2005-2009	0.0034565	-0.037072	-0.056977	-0.010589	-0.025124	0.0125284	0.0308405	0.0363542	-0.014787	0.027997
2010-2014	-0.057883	-0.03781	0.0177266	-0.030945	0.0061212	-0.008981	0.0294024	0.0275548	0.0244136	0.0187634

Tableau B.8 Statistiques descriptives et fréquences des configurations apparentes en fonction du degré du polynôme choisi pour la régression locale

Configuration apparente	HS	IHS	BTOP	BBOT	TTOP	TBOT	RTOP	RBOT	DBOT	DTOP
Degré du polynôme = 0										
n=	8287	8247	1340	1234	1381	1571	17362	32947	261	220
Moyenne	-0.00015	0.017573	-0.00013	0.00162	0.000854	0.001475	-0.00541	0.004687	-0.00225	-0.00115
Ecart-type	0.021815	1.511708	0.01685	0.021354	0.020364	0.01901	0.704873	0.756613	0.017426	0.020207
Kurtosis	519.415	8242.548	2.162531	17.1969	6.155186	11.06755	17335.96	32885.43	5.294385	2.666947
Skewness	11.34362	90.77616	-0.1561	1.134579	0.49664	1.063558	-131.617	181.2583	-1.27278	0.417509
Degré du polynôme = 1										
n=	5412	5362	1340	1234	1383	1571	4215	5093	80	81
Moyenne	-0.00064	0.026056	-0.00013	0.00162	0.000824	0.001491	1.22E-06	-5.4E-05	-0.00224	-0.0004
Ecart-type	0.016612	1.874656	0.01685	0.021354	0.02037	0.019009	0.015083	0.027944	0.013193	0.016243
Kurtosis	3.532064	5360.01	2.162531	17.1969	6.139872	11.06533	47.82128	901.3037	4.94516	-0.04872
Skewness	-0.06983	73.20524	-0.1561	1.134579	0.497105	1.061515	2.309827	-25.6163	-0.89095	0.373592
Degré du polynôme = 2										
n=	5278	5230	1341	1233	1383	1571	3845	4432	77	75
Moyenne	-0.00058	0.02664	-0.00012	0.001625	0.000824	0.001491	1.28E-05	0.000524	-0.00206	-0.00064
Ecart-type	0.016433	1.898157	0.016845	0.021362	0.02037	0.019009	0.014183	0.013546	0.013414	0.01601
Kurtosis	3.726563	5228.122	2.165447	17.18213	6.139872	11.06533	64.88206	7.895795	4.784653	0.044869
Skewness	-0.04493	72.29921	-0.15695	1.133563	0.497105	1.061515	2.918294	0.278891	-0.91957	0.317389
Degré du polynôme = 3										
n=	5269	5223	1340	1234	1382	1570	3812	4401	75	73
Moyenne	-0.00055	0.000748	-3.1E-05	0.000384	0.000215	0.000441	0.000172	0.000397	-2.8E-05	-1.8E-05

Ecart-type	0.016457	0.016639	0.008494	0.01036	0.010441	0.010402	0.01812	0.012368	0.001629	0.001842
Kurtosis	3.7017	5.607442	17.31153	83.33732	31.92707	44.53209	1668.899	10.24416	539.5702	211.0695
Skewness	-0.04425	0.106425	-0.34128	2.682486	1.142847	2.231792	31.37285	0.337948	-10.9953	0.508724

Tableau B.9 Test de réalisme statistique de White sans indice de référence

	1995-1999	1995-2014
Valeur p	0.284	0.584
Valeur critique	0.0344	0.0263

Tableau B.10 Test de réalisme statistique de White avec indice de référence

	1995-1999	1995-2014
Valeur p	0.998	0.996
Valeur Critique	0.0037	0.0054

## BIBLIOGRAPHIE

- Bulkowski, T.N. (2005). *Encyclopedia of Chart Patterns*. : John Wiley & Sons.
- Caginalp, G. and D. Balenovich. (2003). A Theoretical Foundation for Technical Analysis. *Journal of Technical Analysis*
- Caginalp, G. and H. Laurent. (1998). The Predictive Power of Price Patterns. *Applied Mathematical Finance*, 5, 181-205.
- Campbell, J.Y., A.W. Lo, and A.C. MacKinlay. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. : Princeton University Press.
- Chang, P. H. K. and C. L. Osler. (1999). Methodical Madness: Technical Analysis and the Irrationality of Exchange-Rate Forecasts. *Economic Journal*, 109(458)
- de Vinci, L. (1542). *Traité de la peinture*.
- Dudziuk, M., and J. Olsson. (2010). *An Econometric Evaluation of Pattern Trading*. Stockholm School of Economics.
- Fama, E. (1970). Efficient Capital Markets. *The journal of finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, E.F., and K.R. French. (1993). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(2), 3-56.
- Fernandez-Rodriguez, F., Gonzalez-Martel, C., and Sosvilla-Rivero S. (1999). On the Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks : Evidence from the Madrid Stock Market. *Economic Letter*, 69, 89-94.
- Hasanhodzic, J., A. Lo and E. Viola. (2010). Is It Real, or Is It Randomized?: A Financial Turing Test. working paper
- Lo, A. (2004). The Adaptive Market Hypothesis. *The Journal of Portfolio Management*, 30, 15-29.
- Lo, A. (2011). Adaptive Markets and the New World Order. *Financial Analysts Journal*, 68(2), 18-29.
- Lo, A. and J. Hasanhodzic. (2010). *The Evolution of Technical Analysis*. : Wiley.

- Lo, A., Mamaysky, H. and Wang J. (2000). Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, 55(4), 1705-1770.
- Malkiel, B.G. (2012). *A Random Walk Down Wall Street*. : W.W. Norton & Company.
- Mossberg, J., and J. Undin. (2007). On the Informative Content of Technical Indicators - a Systematic Approach to Pattern Recognition. *Stockholm School of Economics*.
- Nadaraya, E.A. (1964). On Estimating Regression. *Theory of Probability and its Applications*, 9(1)
- Neely, C.J., and P.A. Weller. (2011). Lessons from the Evolution of Foreign Exchange Trading Strategies. *Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper Series*
- Politis, D.N., and H. White. (2004). Automatic Block-Length Selection for the Dependent Bootstrap. *Econometric Reviews*, 23(1), 53-70.
- Politis, D.N., and J.P. Romano. (1994). The Stationary Bootstrap. *Journal of the American Statistical Association*, 89(428), 1202-1313.
- Savin, G., P. Weller and J. Zvingelis. (2007). The Predictive Power of 'Head-and-Shoulders' Price Patterns in the U.S. Stock Market. *Journal of Financial Econometrics*, 5, 243-265.
- Shiller, R. (2000). *Irrational Exuberance*. : Crown Business.
- Silverman, B.W. (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. : London: Chapman & Hall.
- White, W.-K. (2000). A Reality Check for Data Snooping. *Econometrica*, 68(5), 1097-1126.