

Développement de systèmes d'investissement basés sur l'analyse de la saisonnalité des titres boursiers

par

David BRAULT

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE
LA MAÎTRISE AVEC MÉMOIRE AVEC CONCENTRATION
PERSONNALISÉE EN GÉNIE FINANCIER
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 26 FÉVRIER 2024

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



David Brault, 2024



Cette licence [Creative Commons](#) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Edmond Miresco, ing., Ph.D., directeur de mémoire
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

M. Mickaël Gardoni, ing., Ph.D., président du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Constantine Katsanis, ing., Ph.D., membre du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 2 FÉVRIER, 2024

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEUR

REMERCIEMENTS

Dans un premier lieu, je remercie mon directeur de recherche, Edmond Miresco, pour m'avoir introduit à la saisonnalité dans le cadre de l'excellent programme de génie financier dont il est le directeur ainsi que de m'avoir encouragé à transformer un projet de cours en sujet de maîtrise. J'ai grandement apprécié son support, son partage d'idées et la flexibilité qu'il m'a accordée lors de la complétion de ce travail.

Ensuite, je souligne le support de mes parents. Je remercie ma mère pour le support moral lors des périodes les plus achalandées en balançant la maîtrise, la vie et le travail. Je remercie aussi mon père pour avoir créé en moi un intérêt pour la bourse et le milieu financier.

Finalement, une mention spéciale pour ma conjointe Vanessa pour son immense patience, qui a été mise à l'épreuve lors des nombreuses soirées et fins de semaines passées sur cette recherche, ainsi que pour son encouragement soutenu tout au long du processus.

Développement de systèmes d'investissement basés sur l'analyse de la saisonnalité des titres boursiers

David BRAULT

RÉSUMÉ

Ce travail explore la saisonnalité du marché boursier américain et présente le développement de systèmes d'investissement graphiques et automatisés pour tirer avantage de sa profitabilité. Dans les deux approches, les récurrences saisonnières sont détectées et évaluées selon leurs retours historiques, leurs retours actuels et leurs fiabilités en tant d'indicateurs boursiers. Une approche graphique à base de fréquences fixes est utilisée pour valider des périodes saisonnières célèbres et pour déterminer les récurrences saisonnières émergentes des 20 dernières années. On constate la perpétuité de certains, tel que l'omission du mois de septembre, mais une performance réduite pour d'autres, comme le Cycle de Hirsch. Une approche graphique de courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année est testée sur la même période. Celle-ci est aussi modulée utilisant une moyenne pondérée favorisant les années récentes, une extraction de la tendance et en la combinant avec l'indicateur technique MACD. Ensuite, utilisant un outil de détection de saisonnalité automatisé, plusieurs récurrences saisonnières performantes sont identifiées pour le SPY et une sélection de titres. Cette analyse automatisée est ensuite effectuée sur les plus de 500 titres du S&P500 pour 10 périodes d'analyse consécutives de 10, 15 et 20 années. Ces résultats sont groupés et traités pour identifier les caractéristiques communes aux périodes saisonnières les plus fiables en termes de leurs prédictions boursières. Finalement, l'utilisation d'ETF est aussi étudiée comme alternative à l'analyse exhaustive. Ceux-ci produisent des résultats favorables, particulièrement pour le secteur de la Santé.

Mots-clés : saisonnalité boursière, périodes saisonnières, récurrences saisonnières, prédictions saisonnières, analyse de récurrences temporelles, cycles boursiers, prédictions boursières

Development of Trading Systems Based on the Analysis of Stock Market Seasonality

David BRAULT

ABSTRACT

This thesis explores US stock market seasonality and the development of graphical and automated trading systems to leverage its profitability. In both cases, seasonal patterns are detected and examined in terms of their historical returns, current returns, and their reliability as stock market indicators. A fixed frequency graphical tool is used to evaluate certain well-known seasonal periods and to identify emerging seasonal patterns over the last 20 years. Certain of these patterns are found to still provide consistent results, such as exiting the market in the month of September, whereas others are no longer as reliable, such as the Hirsch Cycle. A graphical approach using seasonality curves based on trading days of the year is also tested over the same period. This method is then modulated using a weighted average favouring recent years, by detrending the seasonality curve, and by combining it with the MACD technical indicator. Next, using an automated seasonality detection tool, several high-performance seasonal patterns are identified for the SPY and a selection of stocks. This same automated seasonal analysis is then applied to the over 500 stocks making up the S&P500 for 10 consecutive analysis periods of 10, 15 and 20 years. These results are then grouped and processed in order to identify the characteristics that are shared by the most reliable seasonal patterns in terms of their stock market forecasting. Finally, the use of ETFs is also studied as an alternative the previous exhaustive analysis. These produced favourable results, notably for the Health sector.

Keywords: stock market seasonality, seasonal periods, seasonal patterns, seasonal predictions, time-series pattern analysis, stock market cycles, stock market forecasting

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE	7
1.1 Les cycles.....	7
1.1.1 La nature des cycles	7
1.1.2 Le Cycle économique	8
1.1.3 Le Cycle de commodités.....	13
1.1.4 Le Cycles boursier	14
1.1.5 Discussion sur les cycles et la saisonnalité	17
1.2 La saisonnalité	17
1.2.1 Méthodes existantes de détection de la saisonnalité.....	18
1.2.2 Calcul de la performance saisonnière	21
1.2.3 Saisonnalité des commodités	22
1.2.4 Saisonnalité des titres boursiers	24
1.3 Stratégie boursières existantes	25
1.3.1 Stratégies cycliques.....	26
1.3.2 Stratégies saisonnières	28
1.3.3 Variations de stratégies d'investissement saisonniers	33
1.4 Discussion sur la performance des stratégies saisonnières	37
1.4.1 Importance du dividende.....	37
1.4.2 Le risque.....	38
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE	39
2.1 Approches communes.....	39
2.1.1 Modes standards et avancés	39
2.1.2 Jours de trading de l'année	39
2.1.3 Mesure de performance.....	40
2.1.4 Représentation boursière du marché.....	40
2.1.5 Calcul des retours.....	41
2.2 Développement, compatibilité et dépendances logiciels	42
2.2.1 Python	42
2.2.2 Pandas	42
2.2.3 yFinance.....	42
2.2.4 API de Yahoo!Finance.....	42
2.2.5 Formats d'import et d'exports de données.....	43
2.3 Contraintes	43
2.3.1 Disponibilité des données historiques.....	43
2.3.2 Changements de titre.....	43
2.3.3 Utilisation de données ajustées	44

CHAPITRE 3	OUTIL D'ANALYSE SAISONNIÈRE GRAPHIQUE À BASE DE FRÉQUENCES TEMPORELLES FIXES	45
3.1	Description de la méthode	45
3.1.1	Sommaire	45
3.1.2	Objectifs.....	45
3.1.3	Mesure de performance.....	46
3.2	Exemple de résultats	46
3.3	Méthodologie d'implémentation spécifique à cet outil	47
3.3.1	Descriptions des calculs et manipulations	47
3.3.2	Fonctions de calcul de retour saisonnier avec filtre de mois	47
CHAPITRE 4	OUTIL D'ANALYSE SAISONNIÈRE GRAPHIQUE À BASE DES JOURS DE TRADING DE L'ANNÉE (<i>TDY</i>)	49
4.1	Description de la méthode	49
4.1.1	Sommaire	49
4.1.2	Objectifs.....	50
4.1.3	Mesure de performance.....	51
4.1.4	Contraintes	51
4.2	Variations.....	51
4.2.1	Modulation par moyenne pondérée linéaire	51
4.2.2	Modulation par l'extraction de la tendance	52
4.2.3	Ajout de <i>MACD</i> de l'année d'évaluation.....	53
4.3	Exemple de résultats	53
4.4	Méthodologie d'implémentation spécifique à cet outil	54
4.4.1	Descriptions des calculs et manipulations	54
4.4.2	Présentation des résultats graphiques.....	54
4.4.3	Fonctions avancées de vérification et d'optimisation de fiabilité saisonnière.....	55
CHAPITRE 5	OUTIL DE DÉTECTION AUTOMATISÉE DE SAISONNALITÉ	57
5.1	Description de la méthode	57
5.1.1	Sommaire	57
5.1.2	Seuil de fiabilité	58
5.1.3	Objectifs.....	58
5.1.4	Mesure de performance.....	59
5.1.5	Contraintes	60
5.2	Méthodologie d'implémentation.....	60
5.2.1	Description des calculs et manipulations.....	60
5.2.2	Calculs de performance des retours	61
5.2.3	Filtres	64
5.2.4	Présentation des tableaux de résultats.....	65
CHAPITRE 6	OUTIL D'ANALYSE DE LA PERFORMANCE DES PRÉDICTIONS BOURSIÈRES DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES	67
6.1	Description de la méthode	67

6.1.1	Sommaire	67
6.1.2	Objectifs.....	68
6.1.3	Mesure de performance.....	68
6.1.4	Contraintes	68
6.2	Méthodologie d'implémentation.....	68
6.2.1	Obtention et traitement des données historiques	68
6.2.2	Description des calculs et manipulations.....	69
6.2.3	Raffinement des résultats en classifiant les récurrences saisonnières par caractéristiques.....	69
6.2.4	Fichier de statistiques de l'année d'évaluation de performance	70
6.2.5	Présentation des tableaux de résultats.....	71
CHAPITRE 7	OUTIL D'ANALYSE STATISTIQUE DE LA PERFORMANCE DES PRÉDICTIONS BOURSIÈRES DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES	73
7.1	Description de la méthode	73
7.1.1	Sommaire	73
7.1.2	Objectifs.....	74
7.1.3	Mesure de performance.....	74
7.2	Méthodologie d'implémentation.....	74
7.2.1	Descriptions des calculs et manipulations	74
7.2.2	Interaction entre les outils systématiques	75
7.2.3	Présentation des tableaux de résultats.....	75
CHAPITRE 8	RÉSULTATS ET DISCUSSION DES OUTILS GRAPHIQUES	77
8.1	Sommaire	77
8.2	Résultats de l'outil d'analyse saisonnière graphique à base de fréquences temporelles fixes	77
8.2.1	Résultats par jours de la semaine	77
8.2.2	Résultats par jour du mois.....	79
8.2.3	Résultats par mois.....	81
8.2.4	Résultats par quarts.....	83
8.2.5	Évaluation des retour historiques en filtrant les mois non-performants.....	84
8.2.6	Application pratique en filtrant les mois non-performants	85
8.3	Résultats utilisant l'outil d'analyse saisonnière graphique à base des jours de trading de l'année.....	87
8.3.1	Simple courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année.....	88
8.3.2	Courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année avec <i>MACD</i>	89
8.3.3	Courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'années avec modulation par moyenne pondérée.....	91
8.3.4	Index de saisonnalité par extraction de la tendance en termes des jours de trading de l'année.....	92

8.3.5	Optimisation de la fiabilité des points d'entrées et de sorties des récurrences saisonnières.....	93
8.3.6	Évaluation des retours historiques de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives.....	96
8.3.7	Application pratique de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives pour le marché	97
8.3.8	Application pratique de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives pour une sélection de titres	100
8.4	Retour sur les résultats graphiques	105
CHAPITRE 9 RÉSULTATS DE LA DÉTECTION AUTOMATISÉE DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES		
9.1	Sommaire	107
9.2	Application pratique de la détection automatisée de la saisonnalité du SPY	107
9.3	Applications pratiques de la détection automatisée de la saisonnalité des 30 titres avec le plus de poids par capitalisation boursière du S&P500	109
CHAPITRE 10 RÉSULTATS ET DISCUSSION DE L'OPTIMISATION PAR ANALYSE STATISTIQUE		
10.1	Sommaire	115
10.2	Résultats généraux des récurrences saisonnières haussières et baissières du marché complet pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années.....	116
10.3	Optimisation ciblée des résultats	118
10.3.1	Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant par les échecs permis.....	118
10.3.2	Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant pour les retours saisonniers supérieurs à l'approche d'acheter et conserver	120
10.3.3	Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant par leurs durées	121
10.4	Optimisation généralisée des résultats	123
10.4.1	Impact de la durée des périodes d'analyse de sur la performance des récurrences saisonnières haussières.....	123
10.4.2	Combinaison de caractéristiques des récurrences saisonnières les plus performantes.....	124
10.4.3	Application pratique du raffinement généralisé des résultats par combinaisons de caractéristiques.....	126
10.4.4	Performance moyenne des récurrences saisonnières triées par secteurs.....	127
10.4.5	Performance moyenne des récurrences saisonnières triées par secteurs et classifiés par combinaisons de caractéristiques	128
10.4.6	Application pratique du raffinement généralisé des récurrences saisonnières par secteurs et combinaisons de caractéristiques	131
10.5	Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant des ETF.....	132
10.5.1	Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant le SPY	132

10.5.2	Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant des <i>ETF</i> des secteurs du marché	133
10.5.3	Application pratique du meilleur <i>ETF</i> de secteur (XLV)	135
10.6	Retour sur les résultats de l'approche de détection et évaluation systématique	137
CONCLUSION		139
RECOMMANDATIONS		143
ANNEXE I	MANUEL USAGER	145
ANNEXE II	LISTE DES TITRES DU S&P500 TRAITÉS.....	151
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		153

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 5.1	Comparaison des calculs de retours saisonniers et leurs analogues de l'approche d'acheter de conserver59
Tableau 8.1	Résultats par fréquence des jours de la semaine du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)78
Tableau 8.2	Résultats par fréquence des jours du mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)80
Tableau 8.3	Résultats par mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)82
Tableau 8.4	Résultats par quart du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement).....83
Tableau 8.5	Retours de 2003 à 2022 (inclusivement) en omettant certains mois de l'année84
Tableau 8.6	Retours pour l'année 2023 en omettant certains mois de l'année86
Tableau 8.7	Retours annualisés en omettant certains mois de l'année87
Tableau 8.8	Performance du SPY en 2023 via l'approche de courbe saisonnière et <i>MACD</i>90
Tableau 8.9	Fiabilité des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours95
Tableau 8.10	Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours96
Tableau 8.11	Retours historiques des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 <i>TDY</i>97
Tableau 8.12	Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 202398
Tableau 8.13	Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 2023 avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours.....98
Tableau 8.14	Retours annualisés des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 202399

XVIII

Tableau 8.15	Retours des récurrences saisonnières de WMT identifiés dans la Figure 8.11	101
Tableau 8.16	Retours saisonniers versus acheter et conserver de WMT	101
Tableau 8.17	Retours des récurrences saisonnières de MSFT identifiés dans la Figure 8.12	102
Tableau 8.18	Retours saisonniers versus acheter et conserver de MSFT	103
Tableau 8.19	Retours des récurrences saisonnières de JPM identifiés dans la Figure 8.11	104
Tableau 8.20	Retours saisonniers versus acheter et conserver de JPM	105
Tableau 9.1	Récurrences saisonnières haussières détectées du SPY avec une fiabilité supérieure ou égale à 89.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)	108
Tableau 9.2	Récurrences haussières des 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation du S&P500 avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.47% de 2003 à 2022 (inclusivement).....	109
Tableau 10.1	Exemple de périodes d'analyse consécutives de 20 années et leurs années d'évaluations respectives	115
Tableau 10.2	Justification de l'utilisation d'un seuil de fiabilité minimal de 85.1%	116
Tableau 10.3	Performance moyenne des prédictions boursières des récurrences saisonnières haussières du S&P500 pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années.....	117
Tableau 10.4	Performance moyenne des prédictions boursières des récurrences saisonnières baissières du S&P500 pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années.....	117
Tableau 10.5	Performance moyenne en filtrant par la durée d'analyse réelle des titres et du nombre d'échecs permis.....	119
Tableau 10.6	Performance moyenne en filtrant par la durée d'analyse réelle, le nombre d'échecs permis et par les retours saisonniers supérieur à l'approche d'acheter et conserver	121
Tableau 10.7	Performance moyenne en filtrant par la durée des récurrences saisonnières détectées	122

Tableau 10.8	Retours des récurrences saisonnières avec caractéristiques optimales pour 2023.....	126
Tableau 10.9	Les 10 catégories de récurrences saisonnières les plus performants du secteur Biens de base	130
Tableau 10.10	Retours des titres sélectionnées du secteur des Bien de bases pour 2023.....	131
Tableau 10.11	Pourcentage de prédictions exactes du SPY comme indicateur boursier de 2014 à 2023, inclusivement	132
Tableau 10.12	Pourcentage de prédictions exactes du <i>ETF</i> du marché comme indicateurs boursiers de 2014 à 2023 (inclusivement).....	133
Tableau 10.13	Performance du XLV en 2023 basée sur des périodes d'analyse de 2003 à 2022 (inclusivement).....	135

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 3.1	Retours moyens et pourcentages positifs par jour de la semaine du S&P500 de 2003 à 2022 (inclusivement)	46
Figure 4.1	Distribution de poids pour moyenne pondérée linéaire $y = 0.5*x$	52
Figure 4.2	Courbe saisonnière par TDY du S&P500 de 2003 à 2022 (inclusivement)	53
Figure 8.1	Analyse de saisonnalité par jour de la semaine du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)	78
Figure 8.2	Analyse de saisonnalité par jour du mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)	79
Figure 8.3	Analyse de saisonnalité par mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)	81
Figure 8.4	Analyse de saisonnalité par quart du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)	83
Figure 8.5	Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022, inclusivement, avec analyse de performance pour l'année 2023	88
Figure 8.6	Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse.....	89
Figure 8.7	Courbes de saisonnalité avec modulation par moyenne pondérée du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse de performance pour l'année 2023	91
Figure 8.8	Index de saisonnalité par extraction de la tendance annuelle du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse de performance pour l'année 2023	92
Figure 8.9	Comparaison de l'index de saisonnalité par extraction de la tendance annuelle à la courbe de saisonnalité standard du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)	93
Figure 8.10	Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussiers et analyse de performance pour l'année 2023	94

Figure 8.11	Courbe de saisonnalité de WMT de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023	100
Figure 8.12	Courbe de saisonnalité de MSFT de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023	102
Figure 8.13	Courbe de saisonnalité de JPM de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023	104
Figure 10.1	Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par les 384 permutations de combinaisons de caractéristiques des récurrences saisonnières haussières pour des périodes d'analyses de durées de 10, 15 et 20 années	124
Figure 10.2	Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) des récurrences saisonnières avec les caractéristiques les plus performantes versus tous les résultats pour des périodes d'analyses de 20 années	125
Figure 10.3	Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyse de durée de 20 années	128
Figure 10.4	Performance moyenne des récurrences saisonnières en tant que prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par les 384 combinaisons de caractéristiques et par les 11 secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyses de durée de 20 années.....	129
Figure 10.5	Performance des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par <i>ETF</i> de secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyse de 20 année.....	134
Figure 10.6	Retours du XLV en 2023	136

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

API	Application Programming Interface (Interface de programmation d'application)
DJIA	Down Jones Industrial Average
DOW	Diminutif pour le Dow Jones Industrial Average
ETF	Exchange Traded Fund (Fond indiciels côté en bourse)
GDP	Gross Domestic Product (Produit intérieur brut)
MACD	Moving Average Convergence Divergence
PIB	Produit Intérieur Brut
S&P500	Standard & Poor's 500
SPY	SPDR S&P500 ETF trust
USD	US Dollar (Dollar américain)
SPDR	Standard & Pool Depository Receipt (Reçu Dépositaire Standard & Pool)
SQL	Structured Query Language
TDM	Trading Day of the Month (Jour de trading du mois)
TDY	Trading Day of the Year (Jour de trading de l'année)

INTRODUCTION

Les séries temporelles sont le sujet d'analyses approfondies dans une multitude de domaines. On explore ce concept notamment dans la météorologie pour les études de précipitations et de changements de températures, dans la santé pour le monitoring de rythme cardiaque et de l'activité cérébrale et dans le monde financier pour l'analyse des tendances économiques et des marchés boursiers (Tableau Software, 2022). Un objectif primordial qui résulte de ces études est la prévision de données futures. Cette branche de la prévision quantitative consiste de « la modélisation de données de séries temporelles pour effectuer des prévisions » (Pathak, 2021). Ce type d'analyse est d'une grande utilité dans de nombreux secteurs, surtout lorsqu'on la joint à l'étude de la prévision de récurrences temporelles. Ces récurrences, ou cycles, se répètent à diverses fréquences qui ne sont pas nécessairement uniformes. Ces derniers peuvent aussi se manifester sur différentes plages de temps, allant même sur plusieurs années. Cela étant dit, il est intuitif de concevoir d'une répétition de ces récurrences sur une base annuelle. En effet, depuis des milliers d'années, l'humain détient une compréhension du cycle des saisons qui se répète d'année en année et donc du concept général du calendrier annuel (Ziadeh et al., 2023). C'est donc pour ce cas de récurrences annuelles où l'on parle de récurrences saisonnières, ou simplement de saisonnalité. On fait une distinction entre la cyclicité et la saisonnalité dans le domaine de l'analyse de données de séries temporelles. Les cycles consistent d'oscillations quasi-périodiques de séries de données. Ceux-ci impliquent un taux de changement variable plus appropriés pour la description de développements sur le long terme (Eurostat, 2013). La saisonnalité, dans ce même contexte, est un phénomène plus précis, soit « la récurrence structurée des changements à l'intérieur d'une année » (Khandelwal, 2019).

On peut facilement voir l'application de la saisonnalité dans la sphère des enjeux commerciaux. Un exemple simple à concevoir est la vente de produits saisonniers dans un magasin à rayons : les décorations d'Halloween en automne, les produits pour le jardin l'été, des outils pour le déneigement l'hiver et ainsi de suite. Même si cet exemple de ventes de biens peut paraître trivial, il démontre l'importance de mettre en priorité des offres en

fonction du temps de l'année, y compris la planification des achats auprès de fournisseurs, la gestion d'inventaire, et autres décisions stratégiques d'affaires. Une analyse de la saisonnalité de la vente de divers produits est donc un élément essentiel pour diverses entreprises. Une occurrence de la même nature mais d'une plus grande envergure est les achats au Vendredi Fou (*Black Friday*). Étant donné son ampleur, cet événement saisonnier est même utilisé comme indicateur de santé économique (Masterworks, 2022). La saisonnalité de la vente de biens constitue donc un phénomène ayant un impact économique.

On peut utiliser ce même type d'analyse pour les marchés financiers. En effet, la saisonnalité joue un rôle important dans les marchés de contrats à terme et dans les commodités (Kaufman, 2020, p. 449). Cependant, bien que la présence historique de récurrences temporelles dans les marchés échangés en bourses soit relativement bien documentée, leur utilisation comme stratégie boursière l'est considérablement moins. Ce travail se concentrera donc sur ce sujet, soit de la détection de récurrences saisonnières et de l'évaluation de leurs performances comme stratégies boursières.

Énoncé du problème

Les stratégies de trading à base de saisonnalité des titres boursiers ne sont pas un sujet très développé. La grande partie de la recherche sur la saisonnalité économique est liée aux secteurs traditionnellement saisonniers, tel que l'agriculture, l'énergie, et autres commodités (Kaufman, 2020, p. 449). Il y a donc une opportunité de recherche dans la sphère de la saisonnalité boursière.

Objectif de Recherche

Le but de cette étude est le développement de systèmes d'investissement basés sur l'analyse de la saisonnalité des titres boursiers. Ces systèmes détectent la présence de récurrences saisonnières et évaluent leurs performances utilisant les approches suivantes :

- L'analyse de la saisonnalité de titres utilisant des fréquences annuelles fixes incluant les jours de la semaine, les jours du mois, les mois et les quarts financiers;

- L'analyse de la courbe de saisonnalité de titres utilisant une fréquence à base des jours de trading de l'année avec modulation de la courbe pour optimiser les résultats;
- La détection automatique de la saisonnalité de multiples titres sur une période d'analyse configurable;
- L'évaluation de performance des récurrences saisonnières détectées comme indicateurs boursiers, soit en termes de leurs prédictions pour l'année qui suit la période d'analyse;
- L'analyse statistique globale de la performance moyenne des récurrences saisonnières détectées en tant qu'indicateurs boursiers pour toutes les périodes d'analyse utilisées, incluant des approches d'optimisation des résultats.

Hypothèses de Recherche

Les hypothèses de recherches sont les suivantes :

1. Des récurrences temporelles existent dans les titres échangés en bourse;
2. Une certaine quantité de ces récurrences sont de nature saisonnière, c'est-à-dire avec une période égale à une année calendrier;
3. Ces récurrences existent même avec les tendances du marché global. C'est-à-dire qu'un évènement perturbateur peut masquer l'effet, telle une guerre, mais la récurrence saisonnière résumera l'année suivante lorsque le marché se stabilise;
4. Ces récurrences n'ont pas une durée de vie infinie. Une récurrence saisonnière d'un titre peut se manifester sur un certain nombre d'années, mais peut disparaître lorsque le ou les éléments essentiels sous-jacents de la saisonnalité du titre évoluent ou si les demandes du marché pour les biens ou services représentés par le titre diminuent.

Sommaire de la Méthodologie

Pour rencontrer les objectifs de recherche décrites plus haut, la méthodologie utilisée est la suivante :

- Développer un outil d'analyse séparé pour chacun des objectifs de recherche;

- Effectuer les analyses graphiques du marché complet via le SPY et évaluer la performance historique et actuelle de ces approches;
- Démontrer une application pratique de l’outil de détection automatisée de saisonnalité pour une sélection de titres pour démontrer leurs performances pour l’année complète la plus récente;
- Utiliser ce même outil de détection automatisée pour effectuer l’analyse sur le marché américain complet, c’est-à-dire des plus de 500 titres du S&P500, sur multiples périodes d’analyse consécutives pour détecter les récurrences saisonnières qui s’y retrouvent;
- Évaluer la performance de toutes les récurrences saisonnières détectées en tant qu’indicateurs boursiers via l’outil d’évaluation de la performance. En autres mots, évaluer la performance de leurs prédictions boursières pour l’année qui suit chaque période d’analyse de saisonnalité;
- Classifier ces récurrences saisonnières évaluées par différentes combinaisons de leurs caractéristiques, telle leur durée, le nombre d’échecs sur la période d’analyse, leur durée d’analyse réelle, la comparaison des retours saisonniers versus leurs équivalents de l’approche d’acheter et conserver ainsi que le triage des titres par les secteurs du marché;
- Faire une évaluation statistique sur l’ensemble de ces récurrences saisonnières classifiées pour déterminer si certaines de leurs caractéristiques améliorent leur performance moyenne en tant qu’indicateurs boursiers, incluant le triage par les secteurs de leurs titres respectifs.

Limites

Les limites identifiées pour ce travail sont les suivantes :

- Ce travail se limite à la détection de récurrences saisonnières basées sur l’année calendrier annuelle. Il ne comprend donc pas la détection de cycles ou autres récurrences temporelles avec des périodes variables;

- L'analyse se limite au marché américain pour seulement avoir un calendrier boursier à traiter.

Description du mémoire

Ce mémoire est organisé de la façon suivante :

- Le chapitre 1 présente la revue de la littérature existante;
- Le chapitre 2 décrit la méthodologie commune à tous les outils développés dans le cadre de ce travail;
- Le chapitre 3 décrit l'outil d'analyse de la saisonnalité de titres utilisant des fréquences annuelles fixes;
- Le chapitre 4 décrit l'outil d'analyse de la courbe de saisonnalité de titres utilisant une fréquence à base des jours de trading de l'année;
- Le chapitre 5 décrit l'outil de détection automatique de la saisonnalité de multiples titres sur une période d'analyse configurable;
- Le chapitre 6 décrit l'outil d'analyse de la performance des récurrences saisonnières détectées en tant qu'indicateurs boursiers;
- Le chapitre 7 décrit l'outil d'analyse statistique de la performance moyenne des récurrences saisonnières détectées en tant qu'indicateurs boursiers;
- Le chapitre 8 présente les résultats des outils graphiques des chapitres 3 et 4;
- Le chapitre 9 présente une sélection de résultats pour l'outil de détection automatique de la saisonnalité du Chapitre 5;
- Le chapitre 10 présente l'optimisation des résultats utilisant une application consécutive des outils de détection, d'évaluation de la performance et d'analyse statistique des chapitres 5, 6 et 7, respectivement, pour l'identification des caractéristiques communes aux récurrences saisonnières les plus performantes.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE

1.1 Les cycles

Avant de s'intéresser spécifiquement à la saisonnalité, il est important de se familiariser avec certaines notions qui l'entourent. Le plus important de ces sujets connexes est le concept des cycles. Nous pouvons faire la différence formelle entre les cycles et la saisonnalité comme suit. Les cycles correspondent aux « hausses et baisses des données temporelles qui ne sont pas à une fréquence fixe » . La saisonnalité, quant à elle, est une récurrence temporelle qui est « affectée par des facteurs saisonniers tel que le temps de l'année et le jour de la semaine » et qui a une période fixe (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). En effet, « les cycles, avec la tendance sous-jacente et la saisonnalité, comportent les trois composants principaux du mouvement de prix » . Le quatrième composant, étant du bruit, comporte tout ce qui n'est pas compris dans ces trois derniers éléments (Kaufman, 2020, p. 451). Il est donc important d'avoir une compréhension des cycles si l'on veut pouvoir isoler la saisonnalité et développer des systèmes d'investissement qui peuvent exploiter.

1.1.1 La nature des cycles

Les cycles décrits dans cette discussion, c'est-à-dire les cycles du domaine financier, peuvent être conceptualisés en tant que fluctuations autour d'une tendance séculaire, soit une tendance de nature économique à long terme avec une durée indéfinie. De façon générale, ces oscillations positives ou négatives retournent vers la moyenne, c'est-à-dire la tendance (Marks, 2018, p. 24). Kaufman note que « certains de ces cycles sont périodiques, ayant des intervalles réguliers entre leurs sommets et leurs vallées. D'autres sont plus uniformes dans leur amplitude [...] mais irréguliers dans leurs périodes » (Kaufman, 2020, p. 451). Un modèle utile pour décrire le premier de ces deux types de comportement, soit le comportement périodique à intervalles réguliers, est celui d'une courbe sinusoïdale périodique.

Il est aussi important de noter que la tendance séculaire sous-jacente peut elle-même être influencée par des cycles à plus long terme, certains se produisant même sur des centaines d'années. Des exemples de tels phénomènes de longues portées sont la formation et chute d'empires, les mouvements de populations et les changements climatiques (Marks, 2018, p. 27). Ces cycles complexes peuvent donc être décomposés en une combinaison de sous-cycles ayant des durées plus courtes, représentés par la somme de leurs cycles composants (Kaufman, 2020, p. 452).

Marks argumente que les différents stades qui composent la période complète d'un cycle ne font pas que se suivre, mais s'influencent aussi les uns les autres. Lorsque le cycle oscille vers un extrême positif, ce mouvement emmagasine de l'énergie. Cette accumulation cause le cycle de perdre de son élan et, après un bref plateau, de chuter vers la moyenne, soit la tendance sous-jacente. Mais, ce mouvement à la baisse amasse elle-aussi son propre élan. Le résultat est donc de dépasser la tendance centrale dans vers un extrême négatif avant de ralentir et remonter vers la moyenne à nouveau (Marks, 2018, p. 30). Les cycles font donc preuve de comportement d'autocorrection : c'est la tendance sous-jacente qui crée les conditions pour leurs propres renversements (Marks, 2018, p. 34). Bâtissant sur le modèle simple de la courbe sinusoïdale, une approximation physique plus robuste qui inclus ces caractéristiques est un système de contrôle à boucle fermé, tel un thermostat ou un ressort. Dans cet exemple, le point d'équilibre du système est la tendance sous-jacente. Les forces qui causent ces dépassements sont explorées dans les prochaines sections dans le contexte de leurs cycles appropriés.

1.1.2 Le Cycle économique

Le Cycle économique est composé des fluctuations « entre des périodes d'augmentations d'activités économiques, appelées périodes d'expansions économiques, et des périodes de diminutions d'activités économiques, appelées des récessions » (Stupak, 2019). Ce cycle comprend les 6 stades suivants :

1. Expansion;
2. Sommet Positif;
3. Récession;
4. Dépression;
5. Sommet Négatif;
6. Rétablissement (CFI Team, 2019).

La distinction dans ce contexte entre expansion et rétablissement est que l'expansion représente une croissance au-delà de la tendance sous-jacente, tandis qu'un rétablissement est une remontée à cette moyenne après avoir été dans un sommet négatif. La même nuance est applicable entre dépression et récession : la dépression est un déclin continue en dessous de la tendance sous-jacente, versus une récession qui est une chute vers ce même point d'équilibre après avoir été dans un sommet positif. Référant à la description précédente de la nature du cycle, la tendance sous-jacente dans le cycle économique est la courbe d'évolution du PIB (CFI Team, 2019). Pour faciliter cette discussion, toutes références au PIB ou au marché sont à l'économie et marchés financiers américains, respectivement.

1.1.2.1 Effets influençant la tendance sous-jacente du cycle économique

Les mouvements du cycle économique autour de sa tendance sous-jacente offrent des opportunités de placements et de croissances à court ou moyen-terme pour les investisseurs et les entreprises. Mais, à long terme, ces oscillations s'annulent. Ce sont plutôt les changements à la tendance sous-jacente qui ont le plus grand impact sur le cycle économique (Marks, 2018, p. 48). Tel que mentionné plus tôt dans cette discussion, les effets qui gouvernent les cycles ont des comportements endogènes. En autres mots, le stade actuel du cycle est influencé par le stade précédent. Dans le cadre du cycle économique, ces effets peuvent aussi être aussi exogènes, c'est-à-dire des éléments externes au cycle qui affectent la tendance économique sous-jacente, soit le PIB (Marks, 2018, p. 32). Ceux-ci peuvent être des évènements disruptifs, telle la guerre, mais aussi des changements plus graduels. Des exemples de facteurs qui influencent le PIB à long terme incluent, parmi d'autres, les augmentations de la productivité et du taux de naissance (Marks, 2018, p. 52).

Marks note que les augmentations de la productivité sont engendrées notamment par l'éducation d'une population, l'innovation technologique et la globalisation. Des exemples de périodes d'augmentations de productivités sont la Révolution industrielle de 1760 à 1830, l'adoption en masse de l'électricité vers la fin du 19^e siècle et le développement de systèmes informatisés à la fin du 20^e siècle jusqu'à aujourd'hui (Marks, 2018, p. 53 à 57).

1.1.2.2 Impact des gouvernements dans les cycles économiques

Bien qu'il puisse représenter des opportunités d'investissement et de croissance pour les particuliers et les entreprises, un surplus de cyclicité économique n'est pas une situation désirable. Marks émet que des périodes de croissances économiques ininterrompues peuvent mener à une augmentation importante de l'inflation, tandis que de la faiblesse économique peut engendrer une chute des profits et donc des mises à pied à grande échelle. Les gouvernements ont donc la responsabilité d'intervenir pour corriger ces excès et maintenir la stabilité économique (Marks, 2018, p. 67). Ces arbitrages sont anticycliques, c'est-à-dire en opposition aux mouvements actuels du cycle. Les outils principaux disponibles aux gouvernements à cet effet sont les politiques monétaires et fiscales (Stupak, 2019, p. 2). Les deux groupes qui accomplissent cette gestion dans le gouvernement américain sont la Banque centrale et la Trésorerie (Kaufman, 2020, p. 67).

La Banque centrale est une « institution publique qui est responsable de l'implémentation de politique monétaire, gérant la devise d'une ou plusieurs nations et qui contrôle la masse monétaire » (Banco Santander S.A., 2023). Cette institution a donc deux rôles principaux dans l'optique de la gestion de la cyclicité économique : de limiter l'inflation et de supporter la création d'emplois. Cependant, Marks note que ces deux responsabilités sont par définition en opposition l'une à l'autre. La Banque centrale doit donc adopter des politiques à l'inverse de la tendance sous-jacente actuelle du cycle économique, c'est-à-dire de tenter d'atténuer l'économie lors de périodes de croissance trop accrues et de la stimuler lors de ralentissements pour réduire le taux de chômage (Kaufman, 2020, p. 70).

La Trésorerie, quant à elle, a une responsabilité similaire mais y parvient par des chemins fiscaux. Ceux-ci prennent la forme de l'imposition et des dépenses gouvernementales. Selon Marks, les stratégies pour encourager la croissance économique incluent la réduction des taux d'impositions, l'augmentation des dépenses gouvernementales et l'émission de chèques de stimulus. Pour ralentir la croissance, les actions inverses sont utilisées, soit d'augmenter les impôts des citoyens ou de diminuer les dépenses gouvernementales, ce qui limitent la quantité d'argent qui se rend à l'économie (Kaufman, 2020, p. 71). Ces réactions gouvernementales envers les fluctuations du Cycle économique sont donc des gestes prémédités avec comme but la stabilité économique. Ils peuvent donc être incorporés dans une stratégie d'investissement cyclique.

1.1.2.3 Les Effets de la guerre

Tel que discuté précédemment, la guerre est un élément déclencheur pour des changements drastiques dans le cycle économique. En effet, Hirsch note qu'elle représente une cause importante de la cyclicité entre des périodes de croissances et de récessions depuis plus de deux siècles (Hirsch, 2012, p. 12). L'économie fait preuve d'un comportement cyclique durant les périodes de guerres. Dans le contexte américain, les marchés n'atteignent pas des périodes de hausses soutenues. À cet égard, ces-derniers ont l'habitude de retourner à un seuil minimal de résistance après l'annonce initiale des hostilités (Hirsch, 2012, p. 16). Cependant, la période qui suit la fin d'une guerre représente généralement une croissance économique importante. Ceci s'explique par la corrélation importante entre la guerre et l'inflation. La guerre engendre un « essor pour certains types de production, ce qui cause une augmentation de la demande et une augmentation des prix » (Melin, 2023). Une fois la guerre terminée, les marchés augmentent pour rejoindre l'inflation dans la période après-guerre (Hirsch, 2012, p. 22). Ceci crée donc des conditions de croissance économique.

1.1.2.4 Cycles des profits

Le Cycle des profits est le cycle de profits d'entreprises. Il est influencé par le Cycle économique, mais connaît des fluctuations plus importantes que ceux ressenties dans ce dernier. Les ventes sont plus sensibles au Cycle économique dans certains secteurs ou industries que d'autres. Les matières premières et composantes sont assujettis à des changements de demandes cycliques selon la force de l'économie. Les produits essentiels, telle la nourriture et les médicaments, quant à eux, sont consommés par les populations peu importe la phase actuelle du Cycle économique (Kaufman, 2020, p. 75). Dans le contexte de la saisonnalité, il est donc intéressant de considérer ces secteurs essentiels qui sont à l'abri du Cycle de profit car cette stabilité pourrait faciliter la détection de récurrences saisonnières sans l'influence des effets cycliques.

1.1.2.5 Cycles Kondratiev

Les Cycles de Kondratiev, aussi appelés longs cycles, détiennent le nom de leur concepteur, l'économiste russe Nikolai Kondratiev. Ceux-ci correspondent à des cycles périodiques avec une durée complète d'environ 54 ans (Kaufman, 2020, p. 458). Leur genèse provient originalement des observations de Kondratiev à propos des caractéristiques cycliques des impacts économiques des produits agricoles et du prix du cuivre. Dans leur version complète, les Cycles de Kondratiev décrivent le phénomène plus généralisé des cycles de croissance suivi par des cycles de dépression dans le système économique capitaliste dû aux innovations technologiques (CFI Team, 2019). Depuis leur première incarnation, documentée de 1780 jusqu'à aujourd'hui, le phénomène est très régulier dans ses mouvements entre des sommets et des vallées (Kaufman, 2020, p. 458). Cinq tels cycles complets se sont matérialisés durant cette période, soit :

1. Premier cycle de 1780 à 1830 causé par le développement des machines à vapeurs;
2. Deuxième cycle de 1830 à 1880 causé par l'industrialisation de l'acier et de la croissance des systèmes de transport à base de rail;
3. Troisième cycle de 1880 à 1930 causé par les avancées scientifiques de l'électricité;

4. Quatrième cycle de 1930 à 1970 cause par l'industrie pétrochimique et donc du marché de l'automobile.
5. Cinquième cycle de 1970 jusqu'au début du 21^e siècle causé par des avancées dans le secteur des technologies de l'informations (CFI Team, 2019).

Le sixième cycle, quant à lui, serait lié aux développements dans le secteur de la Santé. Dans l'opinion de l'expert en long cycles, Leo A. Nefiodow, « en dehors du secteur de la Santé, il n'y a pas d'autres candidats par lesquels les nations industrialisées seraient capables d'accomplir une croissance soutenable et un taux d'emploi total » (Nefiodow, 2016). Certains économistes argumentent même que nous nous trouvons déjà dans ce sixième cycle, qui aurait déjà débuté dans l'année 2005 (CFI Team, 2019). L'utilité des Cycles Kondratiev, ou même l'étude du cycle économique, permet de faire une vue d'ensemble à très haut niveau des tendances économiques. Cette approche offre aux investisseurs le potentiel de concevoir des stratégies d'investissement ayant comme but de se synchroniser avec le Marché sur le long terme (Kaufman, 2020, p. 459).

Le Cycle économique est donc le contexte dans laquelle les cycles financiers résident. Ceux-ci seront explorés dans les prochaines sections.

1.1.3 Le Cycle de commodités

Les marchés de commodités sont un domaine financier avec un comportement de nature cyclique. Ces derniers sont influencés par des courants économiques externes, tel l'inflation et la contraction du crédit, qui influencent leur croissance ou ralentissement (Gleasson 2017). En effet, ces forces font partie des mêmes phénomènes qui impactent le Cycle économique.

Un exemple clé de secteur dans le Cycle de commodité est celui des métaux précieux. Une abstraction utile des métaux précieux est celui d'énergie stockée, c'est-à-dire la combinaison des efforts requis pour l'extraction et transformation de ces matériaux (Gleasson 2017). Étudiant la tendance historique du cuivre, on peut observer « que la tendance de croissance

généralisée, d'industrialisation et d'innovations technologiques peuvent aider à faire augmenter la demande et les prix ». De ce fait, le prix du cuivre est considéré comme étant un indicateur de la santé économique (Venditti, 2021). Ensuite, le prix de l'or est aussi composé de comportements cycliques. En effet, le marché de l'or est impacté par les changements du Cycle économique. De façon générale, les prix diminuent lors de périodes économiques fortes et rallient lors de périodes d'incertitude économique. Il y a une corrélation positive entre les hausses du prix de ce métal lorsque la valeur du dollar américain est à la baisse, quand l'inflation est à la hausse et lorsque les taux d'intérêts diminuent (Golden Meadow, s.d.). Ce comportement inverse au Cycle économique représente donc une stratégie de couverture, soit l'investissement dans cette commodité comme façon de se protéger lorsqu'on prévoit un déclin dans l'économie. Finalement, les prix de l'argent font également preuves de comportements cycliques similaires à ceux de l'or. Cependant, étant donné son utilité plus vaste dans des procédés industriels, l'argent a donc une corrélation plus positive avec le Cycle économique que l'or. Toutefois, étant aussi un actif monétaire, on peut aussi l'utiliser comme couverture pour des périodes de récessions, tel l'or (Golden Meadow, s.d.).

1.1.4 Le Cycles boursier

Une maxime commune dans les discussions de la bourse américaine est que le retour annuel du S&P500 est d'une moyenne d'environ 10%. Cependant, tel qu'identifié par Marks, de 1970 à 2016, ces retours ont oscillé entre -37% et + 37%. Par le fait même, le Cycle boursier passe très peu de temps à ce point-milieu de retour moyen de 10%. Prenant une marge de $\pm 20\%$ autour de ce dernier, soit des retours de 8% à 12%, on remarque que seulement trois années durant cette période de 47 ans ont été dans cette plage (Kaufman, 2020, p. 86). Il y a donc présence d'un comportement cyclique important autour la tendance sous-jacente du marché américain.

1.1.4.1 Les Marchés séculaires haussiers et baissiers

Les marchés séculaires haussiers et baissier, ou « *bullish* » et « *bearish* » en anglais, sont des « périodes étendues d'années où le marché produit successivement des nouveaux sommets et des nouvelles vallées ». L'alternance cyclique de ces périodes haussières et baissières sont les facteurs qui contribuent le plus aux variations de prix des marchés (Hirsch, 2012, p. 5). Les marchés haussiers et baissiers sont définis par Hirsch comme étant des variations de $\pm 30\%$ dans le DJIA sur une période de 50 jours calendaires ou de $\pm 13\%$ sur une période de 15 jours calendaires (Hirsch, 2012, p. 4). La distinction entre les marchés séculaires et cycliques n'est pas facile à observer. Il argumente que ceci est dû au fait que les marchés sont influencés par des humains, qui sont par définition des êtres imparfaits. Il propose donc une règle générale permettant de les distinguer. Des marchés avec des tendances de plus de 10 ans sont considérées comme étant séculaires. Les marchés cycliques, quant à eux, ont des durées de moins de 10 ans, tendant vers des périodes de cinq années (Hirsch, 2012, p. 2 à 4).

1.1.4.2 Cycle électoral américain

Le Cycle électoral américain est un cycle avec des ramifications économiques importantes. Il bénéficie d'avoir une période fixe et prédéfinie, soit les quatre années entre chaque élection nationale. Hirsch remarque que la majorité des guerres qui nécessitent une mobilisation importante de la population, des récessions économiques et des marchés baissiers ont eu lieu dans la première moitié des termes présidentiels, soit les deux premières années du cycle. La seconde moitié des termes, quant à eux, sont généralement des périodes de prospérité et de marchés haussiers (Hirsch, 2012, p. 70). En effet, historiquement les gains les plus élevés se produisent dans l'année qui précède l'élection nationale, soit l'année de pré-élection (Kaufman, 2020, p. 460). Une explication pour cette récurrence est la motivation politique du président en exercice. Avec comme objectif d'être réélu personnellement ou de garder son parti au pouvoir après la fin de son mandat, les décisions et politiques qui risquent d'être moins bien reçus par le citoyen moyen sont mises en place en début du terme présidentiel (Hirsch, 2012, p. 72). La seconde moitié du terme est ensuite réservée pour les politiques populaires qui ont comme objectif d'encourager le citoyen moyen de voter pour la

plateforme du parti politique (Kaufman, 2020, p. 460). Le point de bascule entre ces deux phases est l'année des élections de mi-mandat, qui a lieu deux ans après l'élection nationale et donc deux ans avant la prochaine élection. Le contraste entre ces phases est très apparent lorsqu'on regarde les gains qui ont lieu entre ces deux périodes du cycle. De 1914 à 2011, « le DOW a connu des gains de 48.6% entre son niveau le plus bas durant l'année des élections de mi-mandat à son sommet subséquent dans l'année de pré-élection qui a suivi » (Hirsch, 2012, p. 82). Le comportement cyclique des élections est donc une récurrence cyclique facilement observable et qui se répète avec une période prédéfinie.

1.1.4.3 Effets de la psychologie sur les cycles boursiers

Marks avance que la majorité des excès dans les cycles de nature économiques, soit les dépassements positifs ou négatifs de la tendance sous-jacente, peuvent être liés à la psychologie des investisseurs et consommateurs. Ces effets sont surtout présents dans le court terme (Kaufman, 2020, p. 82). La tendance de la croissance économique et des profits des entreprises est généralement graduelle. Mais, lorsque des investisseurs trop optimistes encouragent cette croissance à s'accélérer, ceci crée des conditions pour une rechute à la suite de cette expansion trop rapide (Marks, 2018, p. 85). L'équilibre entre l'optimisme et le pessimisme est difficile à accomplir pour les investisseurs car la nature humaine est en soi émotionnelle. Les marchés augmentent lorsqu'il y a des annonces d'évènements positifs et l'optimisme prend les rênes, tout comme des annonces négatives causent la peur chez les investisseurs (Marks, 2018, p. 92 à 93). Selon Marks, ceci se traduit par des fluctuations dans le marché entre des comportements d'avarice et de peur. L'avarice crée des conditions de compétitions entre les investisseurs, ce qui entraînent des augmentations de prix. La peur, quant à elle, cause ces derniers à vendre en masse, résultant en des chutes de prix (Marks, 2018, p. 87).

Un autre élément psychologique qui influence les cycles des marchés est la tolérance au risque des investisseurs. Les attitudes envers le risque évoluent avec le temps (Marks, 2018, 107). Plus précisément, les transitions entre des comportements avarés et de peur décrites

précédemment peuvent entraîner des changements au niveau du risque accepté par les investisseurs. Marks décrit que des surplus d'optimisme mènent à des hypothèses plus généreuses et une réduction des exigences pour des demandes de premium de risque. Ceci entraîne des hausses de prix dans les titres plus risqués, ce qui attirent les investisseurs et augmentant encore le risque de la position dans un effet de boucle fermée. L'inverse est vrai lorsque des conditions de peur prennent le dessus des marchés, résultant dans une diminution du risque acceptée par les investisseurs et de ses répercussions associées (Marks, 2018, p. 101 à 113).

1.1.5 Discussion sur les cycles et la saisonnalité

Le Cycle de crédit, le Cycle de la dette et le Cycle immobilier sont aussi des phénomènes économiques importants avec des ramifications dans le domaine financier (Marks, 2018, p. 136, 161 et 169). Cependant, dans le contexte de la saisonnalité, les cycles explorés en détails dans cette section sont ceux qui ont le plus grand impact sur le développement de stratégies d'investissement saisonnier.

Les cycles de commodités peuvent être un point de départ pour la sélection de secteurs ou titres pour l'analyse de saisonnalité. De même pour les cycles boursiers : on peut incorporer des indicateurs de la tendance des marchés dans des stratégies saisonnières, tel que l'inclusion d'indicateurs techniques à cet effet. Ces sujets seront donc aussi à explorer dans cette recherche de littérature dans des sections à venir.

1.2 La saisonnalité

Maintenant que les cycles ont été étudiés, on peut faire l'étude de la saisonnalité avec le contexte approprié. En effet, une définition simple mais utile de la saisonnalité est celle d'un cycle qui se répète avec une période annuelle. La saisonnalité est souvent associée avec les récoltes, mais « les habitudes des consommateurs peuvent causer des récurrences saisonnières dans les métaux tel que la météo le fait pour des produits d'agriculture » . On note aussi que certaines industries sont affectées par des récurrences saisonnières, tel

l'aviation et l'hôtellerie qui bénéficient d'hausses durant l'été (Kaufman, 2020, p. 387). Cela étant dit, ces derniers sont des exemples de récurrences saisonnières intuitives causées par des habitudes de consommateurs. Cette section explorera en détail le phénomène plus général de la saisonnalité dans le domaine financier.

1.2.1 Méthodes existantes de détection de la saisonnalité

Pour pouvoir bâtir une stratégie d'investissement à base de saisonnalité d'un actif, la première étape est de détecter la présence des récurrences saisonnières de ce dernier. En effet, « les récurrences saisonnières sont plus faciles à détecter que les cycles ou les tendances économiques à plus long terme étant donné qu'elles doivent se répéter à chaque année calendrier » (Kaufman, 2020, p. 389). Des approches systématiques de détection de saisonnalité sont donc moins complexes à réaliser que pour d'autres récurrences temporelles qui n'ont pas de périodes consistantes ou fixes. Cette section en présente donc quelques-unes.

1.2.1.1 L'Extraction de la tendance

La tendance peut être soustraite de la saisonnalité. Ce processus est celui de la dessaisonnalisation et consiste d'enlever la composante de saisonnalité d'une série temporelle de prix. Kaufman décrit deux modèles de décompositions, soit les modèles additif et multiplicatif avec les formulations respectives suivantes :

$$E_t = Tendance_t + Seasonnalité_t + Cycle_t + Bruit_t \quad (1.1)$$

$$E_t = Tendance_t \times Seasonnalité_t \times Cycle_t \times Bruit_t \quad (1.2)$$

où E_t est la prévision en date d'aujourd'hui (Kaufman, 2020, p. 408). En identifiant chacune de ces composantes, on peut donc isoler celle de la saisonnalité. Une méthode pour effectuer cette décomposition est l'utilisation d'une moyenne mobile de 12 mois, soit la tendance de la dernière année complète (Kaufman, 2020, p. 409). Les facteurs restants sont donc la saisonnalité, le bruit et les effets du cycle sous-jacent. Même si la méthode ne produit pas une isolation parfaite de la composante de saisonnalité, elle produit une approximation utilisable

si on tient pour acquis que le facteur bruit et celui du cycle dans lequel on se trouve ont des effets modérés sur l'actif en question.

1.2.1.2 Moyenne annuelle

Une problématique récurrente dans l'étude de saisonnalité d'actifs boursiers est l'effet de quelques années très volatiles. En choisissant une approche de normalisation de prix, tel que l'utilisation de pourcentages au lieu de valeurs de prix en dollars, on peut compenser en partie pour ces effets. Cependant, des « changements à des niveaux de prix plus élevés peuvent quand même accabler ceux à des niveaux plus bas » (Kaufman, 2020, p. 411). Une solution à cette issue est de calculer les gains ou pertes annuelles en termes de la moyenne annuelle. Ceci se modélise par la formule suivante telle qu'exprimé par Kaufman (Kaufman, 2020, p. 411) :

$$APP_i = 100 \left\{ \frac{1}{N} \left[12 \sum_{n=1}^N \left(P_{in} \div \sum_{j=1}^{12} P_{jn} \right) \right] \right\}, i = 1, 12 \quad (1.3)$$

où APP_i est le prix moyen du mois i , i est la valeur numérique du mois, N est la durée de l'analyse en années et P_{ij} est le prix moyen du mois j de l'année n . Cependant, cette méthode n'est pas à l'abri des tendances à long terme, tel que l'inflation et autres effets cycliques (Kaufman, 2020, p. 412 – 413).

1.2.1.3 Moyenne mobile

Une autre méthode pour repérer la saisonnalité dans un actif est celui de la moyenne mobile. Cette approche consiste de calculer différentes moyennes pour ensuite retourner un index de saisonnalité pour l'actif question. Kaufman décrit la procédure de la façon suivante :

1. Calculer la moyenne mobile du prix par mois à travers la série de données de taille N en utilisant une période d'une année complète;

2. Pour chaque donnée, utiliser la moyenne calculée et la décaler de 6 mois versus le prix du premier mois utilisé pour le calcul, c'est-à-dire associer la moyenne mobile calculée pour les mois 1 à 12 avec le prix du mois 6 et ainsi de suite;
3. Trouver le point-milieu entre le prix de chaque mois dans la série de données versus sa moyenne de prix décalée de 6 mois qui lui a été associée;
4. Calculer le facteur d'ajustement saisonnier de la donnée en question en prenant la soustraction de ce point milieu versus sa moyenne décalée de 6 mois;
5. Calculer l'index saisonnier pour chaque donnée n dans la série de données avec une taille N utilisant la formule suivante :

$$Index\ Saisonnier_n = 1 + \frac{facteur\ d'ajustement\ saisonnier\ n}{100} \quad (1.3)$$

6. Tracer la courbe d'index de saisonnalité pour chaque donnée n (Kaufman, 2020, p. 415).

Ceci donne donc un aperçu graphique de l'index de saisonnalité par mois de l'actif par lequel on peut observer ses tendances saisonnières.

1.2.1.4 X-11-ARIMA

La dernière technique pour détecter les récurrences saisonnières explorée dans cette section est celle du X-11-ARIMA. Cette approche est utilisée par des organismes statistiques pour compenser pour les effets de la saisonnalité dans des séries temporelles de données, telle que l'ajustement de l'indice des prix à la consommation (Kaufman, 2020, p. 416). Ce modèle compense pour certaines des hypothèses communes aux modèles basées sur les moyennes mobiles ou des filtres de lissage linéaire. En effet, « la majorité des méthodes d'ajustements de saisonnalité adoptées par les bureaux de statistiques appartiennent à la catégorie des moyennes mobiles ». La procédure du X-11 ARIMA a donc été développée pour être indépendantes de ces contraintes (Dagum, 1980). La conséquence est que la procédure du X-11-ARIMA est d'une nature considérablement plus complexe que les autres techniques évaluées dans cette discussion. Son inclusion à cette liste n'est donc pas pour dériver son

algorithme, mais plutôt pour démontrer que les méthodes de détection de la saisonnalité peuvent varier entre des calculs élémentaires n'ayant que quelques étapes à des modèles mathématiques et statistiques avancés.

1.2.2 Calcul de la performance saisonnière

Lorsque la présence de saisonnalité est confirmée, les calculs liés à l'évaluation de sa performance sont généralement relativement simples. Ces derniers sont basés autour du prix de l'actif en question sur une période totale d'une année complète. Le prix par mois est souvent utilisé car « des observations plus rapprochées impliquent plus de bruit et de résultats erratiques » (Kaufman, 2020, p. 390).

1.2.2.1 Calcul de la tendance centrale du prix

Une première méthode de calcul des gains saisonniers est de trouver la tendance centrale du prix de chaque mois dans la durée d'analyse. Kaufman argumente que « la médiane est [la méthode] préférée car elle ne reflète pas les distorsions causées par quelques années extrêmes » (Kaufman, 2020, p. 390). Ceci donne donc une représentation de la tendance moyenne du prix de mois chaque mois par année dans la période d'analyse, démontrant ceux qui sont plus forts ou plus faibles, soit leur comportement saisonnier.

1.2.2.2 Calcul de pourcentage d'années profitables

Ensuite, une autre technique utilisée pour faire l'analyse de performance saisonnière est le calcul du pourcentage des années profitables pour chaque année dans la période d'analyse. Prenant comme exemple le mois, le calcul serait donc de prendre les gains de chaque mois et d'en sortir le pourcentage par année. C'est-à-dire de trouver le pourcentage des instances où chaque mois a été positif sur la durée de l'analyse, soit le pourcentage positif de chaque mois (Kaufman, 2020, p. 394).

Cependant, cette technique ne prend donc en considération la force des gains des mois analysés. En autres mots, des récurrences saisonnières qui ont des gains spectaculaires seront évaluées comme étant égales à d'autres récurrences moins profitables avec le même pourcentage d'années profitables. Ceci permet donc de faire une abstraction totale des variations des gains pour la fréquence utilisée et de se concentrer sur la fiabilité d'année en année. Ceci complète donc l'approche précédente.

Une fois outillé pour détecter et quantifier la performance des récurrences saisonnières, il est possible de procéder à l'exploration de la saisonnalité de divers secteurs financiers.

1.2.3 Saisonnalité des commodités

1.2.3.1 Marchés agricoles

La saisonnalité des marchés agricoles est un phénomène bien documenté. De façon général, les prix diminuent durant la période de récolte américaine et augmentent à l'hiver. Cependant, on peut aussi observer des augmentations durant la saison de la récolte dans les années où celle-ci est à risque, surtout dû à des effets climatiques imprévus. Mais, tel que noté par Kaufman, malgré ces imprévus et « leur influence sur les inventaires globales, on note une atténuation mais pas un changement dans la récurrence saisonnière » (Kaufman, 2020, p. 389). La saisonnalité agricole est une récurrence saisonnière facile à concevoir étant donné le lien direct aux saisons de l'année, surtout dans des zones géographiques qui connaissent des fluctuations de températures importantes allant jusqu'au gèle au courant de l'année. Il est donc naturel de concevoir de hausses et de baisses de demandes et donc de prix dans ce secteur, ce qui n'est pas toujours le cas pour d'autres commodités.

1.2.3.2 Métaux

Les récurrences saisonnières des métaux, étant des commodités industrielles, sont causées par des variations de demande dans d'autres secteurs. Un tel exemple est le cuivre, qui est lié au marché de l'immobilier via son utilisation dans le câblage électrique résidentiel et à des

fins de chauffage d'immeubles (Kaufman, 2020, p. 389). La même situation s'applique à l'or et à l'argent étant donné que ceux-ci sont utilisés comme des matériaux dans des appareils électroniques. Dans le cas spécifique de l'argent, la hausse de prix saisonnière en début d'année est en raison de l'approvisionnement de fournisseurs dans des secteurs industriels pour se préparer pour la nouvelle année fiscale (Speck, s.d.). Cependant, ces derniers sont aussi des métaux précieux utilisés dans les bijoux, ornements et autres produits de luxe. En effet, « environ deux tiers de la production annuelle d'or est utilisée pour la fabrication de bijoux ». Les périodes festives où l'achat de ces types de produits est commun, tels Noël en décembre, le Nouvel an chinois en février et la saison des mariages indienne en automne, provoquent tous des hausses de prix saisonniers de l'or (Speck, s.d.).

1.2.3.3 Autres commodités

Les comportements saisonniers des commodités décrites dans les deux sections précédentes ne sont pas uniques à ces derniers. En effet, plusieurs autres commodités ont des récurrences saisonnières influencées par des besoins d'industries. Un premier exemple est le coton. Même si sa production est concentrée dans des pays de l'hémisphère nord, tel la Chine, l'Inde, le Pakistan et la Turquie, son utilité et sa demande sont globales. Tel l'agriculture, on observe le phénomène annuel de diminution de prix durant la période d'élevage suivi par une augmentation de prix durant l'hiver (Kaufman, 2020, p. 395).

Une autre commodité d'une envergure internationale et certainement une des plus importantes est le pétrole. Kaufman remarque qu'il y a une hausse de la demande entre les mois de mars et mai qui correspond à la période où les « raffineries préparent leur inventaire pour la saison de conduite du printemps et de l'été » (Kaufman, 2020, p. 395). Encore une fois, les saisons sont impliquées dans les variations récurrentes de la demande, mais dans ce cas-ci jumelées avec les habitudes des consommateurs.

1.2.3.4 Changements permanents des récurrences saisonnières des commodités

Tel que discuté plus tôt dans cette section, certaines des récurrences saisonnières des commodités sont étroitement liées à des phénomènes récurrents dans l'année, tel les variations climatiques des changements des saisons, ou les habitudes de consommateurs selon des événements culturels. Cependant, ces dernières ne sont pas à l'abri du changement. En effet, les récurrences saisonnières des commodités qui datent d'il y a 40, 30 ou même 20 ans peuvent avoir évoluées. Les causes principales de ces changements sont les innovations technologiques et la globalisation (Kaufman, 2020, p. 397).

Un exemple précis des impacts des avancements technologiques sont les développements dans le secteur de l'agriculture pour la prévention de maladies de plantes. Kaufman note que ceci a l'effet d'agrandir la période de récolte et la quantité de produits qui doivent maintenant être stockés pour l'hiver, ce qui influence l'offre et donc les prix. L'ajout de nouveaux joueurs tel le Brésil introduit de la compétition entre nations productrices, ce qui change aussi l'offre disponible. Un autre exemple qu'il fournit est l'évolution des utilisations de l'or pour aussi inclure des besoins industriels dans des composantes électroniques. Ceci vient donc varier ses périodes de hausses de demandes et cause donc un changement dans ses récurrences saisonnières versus leurs tendances historiques (Kaufman, 2020, p. 398).

Bref, une stratégie d'investissement doit donc faire attention de ne pas considérer des données trop arriérées par soucis d'incorporer des récurrences saisonnières qui n'existent plus dans leurs analyses.

1.2.4 Saisonnalité des titres boursiers

Un survol des récurrences saisonnières spécifiques dans le marché boursier américain et la performance de ces derniers sera exploré dans la prochaine section, qui sera dédiée à ce sujet. Cette discussion adresse plutôt les propriétés qui concernent la saisonnalité des titres boursiers.

Dans un premier lieu, il est important de ne pas laisser quelques années avec des gains disproportionnés, soit à la hausse ou à la baisse, influencer les résultats. En effet, si l'on regarde simplement l'amplitude des gains pour une fréquence donnée de la période d'analyse, des « récurrences saisonnières peuvent être créées par très peu d'années très volatiles » (Kaufman, 2020, p. 398). Il est donc recommandé d'utiliser d'autres indicateurs. Un exemple est le pourcentage d'instances positifs d'une mesure temporel, tel le mois, le jour de la semaine, etc., à même la période d'analyse.

Ensuite, il est aussi important de noter qu'il peut être à l'avantage des compagnies de lutter contre la saisonnalité. Un tel exemple est la période pré-2007 lorsqu'Amazon se concentrait encore sur la vente de livres. Les gains étaient concentrés lors de la période des fêtes américaines entre novembre et décembre. Maintenant, avec ses intrusions dans plusieurs autres secteurs, la distribution de périodes profitables est plus dispersée sur l'année entière (Kaufman, 2020, p. 402).

Finalement, tel que discuté auparavant, la psychologie des investisseurs impacte le Cycle boursier. Freeburg enchère sur ce point, argumentant que les habitudes humaines sont un autre facteur important à considérés pour les récurrences saisonnières dans la bourse. Il fait allusion aux taux d'accidents plus élevés les lundi et vendredi qui, par conséquent, font en sorte que des activités de tests dans le domaine nucléaire ont tendance à être effectuées les mardi et jeudi. Il fait le parallèle vers les marchés, où les habitudes des investisseurs forment des récurrences observables qui entraînent des répercussions boursières (Freeburg, 2000, p. 1).

1.3 Stratégie boursières existantes

Plusieurs stratégies boursières existent pour profiter de phénomènes cycliques et saisonniers. Ces méthodes d'investissement sont conçues pour exploiter ces derniers en maximisant les gains sur leurs périodes respectives.

1.3.1 Stratégies cycliques

Les cycles explorés plus tôt dans ce chapitre sont des phénomènes temporels à longue échéance qui ont des périodes fluides et difficilement observables. Même en acceptant le célèbre adage « quand il y a du sang dans les rues, achète », qui offre un conseil optimiste quant à la tendance cyclique de marchés haussiers sur le long terme, il est difficile de concocter des stratégies boursières concrètes à lui-seul. La détection de ces cycles étant en dehors de la portée de ce travail, cette section se concentrera donc sur des stratégies basées sur des exemples de comportements cycliques qui ne se sont pas définis par le calendrier annuel, mais qui ont tout de même des périodes fixes et récurrentes.

1.3.1.1 Cycle de 40 semaines

Kaepfel décrit la stratégie du Cycle de 40 semaines comme étant la combinaison de deux périodes consécutives de 20 semaines, ou 140 jours calendaires, la première étant haussière et la seconde étant baissière. La date de début du phénomène est spécifiée comme étant le 21 avril, 1967. La stratégie est simple : on adopte des positions acheteurs uniquement durant les 20 premières semaines. Utilisant cette méthodologie, 1,000\$ investie dans le DOW depuis avril 1967 seulement dans les 20 semaines haussières du cycle serait devenu 21,308\$ en 2007. Observant l'approche inverse, soit de seulement investir dans les 20 dernières semaines du cycle, ce même 1,000\$ aurait décliné à 705\$ sur la même période. Cependant, Kaepfel note la présence de gains intermittents dans les 20 dernières semaines du cycle durant certaines sous-périodes de cette analyse de 40 ans, versus des gains continus dans les 20 premières semaines. La recommandation de position à adopter est donc seulement pour ces 20 premières semaines du cycle, soit une position acheteur (Kaepfel, 2009, p. 147 – 148).

1.3.1.2 Cycle de 212 semaines

Un cycle similaire mais à plus grande envergure est celui du Cycle de 212 semaines. La stratégie consiste d'adopter une position longue au début de chacun nouveau cycle de 212 semaines pour les six premiers mois du cycle. Analysant les 18 instances qui ont eu lieu entre

1938 et 2007, le DOW a été gagnant 16 fois dans les six premiers mois du cycle. Les gains de cette stratégie utilisant le DOW sur cette période d'analyse étaient de 14.5%, versus le retour moyen de six mois standards qui était entre 4% et 5%. À titre d'exemple concret : une somme de 1,000\$ investie seulement dans les 6 premiers mois de chaque nouveau cycle débutant en 1937 aurait augmentée à 11,104\$ à la fin de l'année 2007. Ce même 1,000\$ investi dans tous les autres mois du cycle sur la même durée serait seulement devenu 9,885\$ (Kaepfel, 2009, p. 145). Kaepfel met l'emphase sur l'importance de ne pas utiliser une date exacte pour ce cycle, c'est-à-dire de ne pas s'attendre à une récurrence à tous les 1,484 jours, mais plutôt de l'utiliser comme cible approximative (Kaepfel, 2009, p. 142).

Les trois prochaines périodes qui suivent l'analyse faite par Kaepfel en 2007 sont définies comme étant du 2011/04/07 au 2012/01/04, du 2015/07/27 au 2016/01/27 et du 2019/08/19 au 2020/19/02 (Kaepfel, 2009, p. 146). Faisant une analyse rapide utilisant le S&P500 via le SPY, les gains nominaux respectifs de ces trois périodes sont de -4.22%, -11.55% et 15.73%, respectivement. On voit donc des performances mixtes pour cette récurrence au-delà de la période d'analyse initiale. Il est cependant important de noter que les deux premières de ces trois périodes étaient durant les périodes récessives de 2011 et de 2015 à 2016 (Williams, 2023). N'étant pas des recettes infaillibles, ceci renforce donc l'importance de la notion d'adaptation de stratégie selon le cycle économique.

1.3.1.3 Années de la décennie

Selon Kaepfel, il existe quatre récurrences boursières à-même les années de la décennie, qui sont les suivantes. Les deux premières années et demie sont une période de trading latéral ou de pertes mineurs. Ceci est suivi par un rallye commençant à la mi-décennie qui se manifeste généralement à la cinquième année de celle-ci. Ensuite, on observe une période historique de prises de profits et donc d'une baisse soudaine entre les années 7 et 8. Finalement, les dernières années de la décennie sont généralement une période haussière, centrée autour de la 9^e année, formant un rallye de fin de la décennie (Kaepfel, 2009, p. 111- 112). Par suite d'une analyse effectuée de toutes les décennies du DOW entre 1900 et 2007, Kaepfel affirme

que « la tendance intra-décennie la plus fiable est le rallye de la mi-décennie ». Il note aussi que la majorité des gains se produisent dans la cinquième année de la décennie (Kaepfel, 2009, p. 121). La stratégie qui découle de ces récurrences n'est pas une cédule d'achats et de ventes, mais plutôt une opportunité d'utiliser cette information combinée avec d'autres indicateurs, quel que soit leur type, pour prendre une décision d'investissement plus éclairée.

1.3.1.4 Stratégie du Cycle électoral américain

Vu que la nature du Cycle électoral américain a déjà été décrite dans une section préalable, la discussion ici se concentrera sur sa performance comme stratégie boursière. Tel que mentionné, l'année de pré-élection, soit l'année avant l'élection, est l'année la plus haussière. En effet, pour ce type d'année, Freeburg a observé que le S&P500 a connu un gain nominal moyen de 18.8% entre 1950 et 2000. Celui-ci est suivi par l'année de l'élection, pour lequel ce même index a connu un gain nominal moyen de 9.3% et des retours positifs 85% du temps dans la même période d'analyse. Les deux années qui suivent, soit l'année post-élection et l'année des élections de mi-mandat, sont moins intéressantes. Avec ces mêmes paramètres, la première de ces deux années a connu un retour nominal moyen de 3.1% et a seulement été positive 46% du temps. La suivante était un peu plus consistante avec un gain nominal moyen de 7.6% avec un retour positif 55% du temps (Freeburg, 2002, p. 2). Une autre analyse effectuée par Kaepfel démontre que le DOW a connu des retours positifs pour les années de pré-élection et d'élection sur 17 des 18 cycles électoraux qui se sont déroulés entre 1937 et 2008 (Kaepfel, 2009, p. 187 – 188). Une stratégie simple est donc de favoriser les positions longues dans les deux années favorables du cycle électoral américain en cours.

1.3.2 Stratégies saisonnières

1.3.2.1 Le baromètre de janvier

Le baromètre de janvier est un indicateur saisonnier célèbre originalement conçu par l'analyste Yale Hirsch en 1971. Son fonctionnement prétendu est simple : si le mois de janvier est positif, le restant de l'année le sera aussi et vice-versa (Kaepfel, 2009, p. 21 – 22).

Kaepfel effectue une analyse de la performance de cet indicateur en employant la stratégie suivante : adopter une position acheteur dans le DOW du 31 janvier au 31 décembre de la même année si le mois de janvier est positif et fermer la position sur cette même période si le mois connaît un retour négatif. 1,000\$ investie utilisant cette stratégie de 1937 à 2007 serait devenu 89,570\$. Quant à sa fiabilité, l'indicateur a été précise sur 57 des 70 années observées pour un taux de succès général de 81%. Plus précisément, pour chacun des signaux d'achats, le restant de l'année a été profitable dans 91% des cas (Kaepfel, 2009, p. 27 – 29). La tendance de début d'année produit donc un aperçu respectable pour les mois à venir.

1.3.2.2 Les meilleurs mois de l'année (Cycle de Hirsch)

Une autre période saisonnière avec une grande renommée est celle du « vendre en mai et s'en aller », traduit du proverbe anglais de « *sell in May and go away* ». Aussi développée par Yale Hirsch en 1986, elle consiste d'une période haussière du marché entre le début du mois de novembre et du dernier jour du mois d'avril de l'année suivante. Le restant de l'année, en revanche, est considérée une période baissière (Freeburg, 2002, p. 1). Kaepfel modifie la période par quelques jours, achetant lui aussi le premier jour de novembre mais en vendant le troisième jour de trading de mai. La stratégie consiste donc d'acheter dans la période haussière et de quitter la position pour être liquide dans la période baissière. Il présente la performance de la stratégie sur la période du 31 Octobre 1949 au 31 Décembre 2007. En termes de performance de gain, un investissement initial de 1,000\$ dans le DOW suivant ces règles seraient devenu 82,666\$. Dans le cas inverse, soit de seulement être investie dans la période baissière, ce même 1,000\$ aurait été réduit à 847\$. En ce qui concerne la fiabilité du parton, il observe 47 des 58 périodes considérées comme étant haussières ont connu des retours positifs, soit un taux de 81% (Kaepfel, 2009, p. 219 – 222). Masonson remarque un bénéfice additionnel, soit une réduction de 50% du risque versus l'approche d'acheter et conserver étant donné que cette stratégie est seulement investie pour la moitié de l'année (Masonson, 2011, p. 126).

Dans ses articles sur le sujet, Freeburg fait mention de l'étude du cycle de Hirsch par l'analyste Sy Harding. Ce dernier justifie la performance accrue des mois haussiers par des « flux de liquidités liés à des dates calendriers spécifiques qui aboutissent dans les marchés boursiers. ». En effet, il affirme que « la majorité des entreprises privées ferment leurs livres à la fin d'année, payant les prises de profits et contributions de fonds de pension ». Finalement, il inclut aussi la tendance des fonds mutuels de payer des dividendes ainsi que des gains capitaux à la fin de l'année (Freeburg, 2002, p. 2).

1.3.2.3 L'effet de fin de mois

Une autre stratégie de saisonnalité mensuelle est celle de l'effet de fin de mois. Initialement découvert by Art Merrill, l'analyste Norman Fosback a aussi contribué par après pour le développement de la stratégie (Freeburg, 2001, p. 6). Freeburg explique que cette approche consiste de placer un achat pour un titre l'avant dernier jour de trading du mois et de quitter la position la 5^e journée de trading du mois suivant, soit d'être investi sur une période mensuelle de six jours. Utilisant cette stratégie de 1928 à décembre 2000 aurait transformé un investissement de 10,000\$ en 4,360,000\$, soit un gain annuel composé de 8.7%. Faisant le contraire, soit de seulement être investi tous les autres jours de l'année, aurait transformé ce même 10,000\$ en 2,700\$, pour une perte annuelle de 1.8%. Ceci correspond à avoir seulement été investi 27% du temps, soit 5,226 des 19,300 jours de trading sur la période (Freeburg, 2000, p. 6). On voit donc la possibilité de gains substantiels dans des périodes restreintes.

Ce phénomène s'explique en partie par les dépôts de fin de mois aux fonds de retraites. Kaufman note qu'en 2015, les programmes de retraites américains au niveau fédéral et par état étaient estimés à environ 12,000,000,000\$, avec 2,700,000,000\$ d'alloués à des actions (Kaufman, 2020, p. 442). Étant donné la magnitude de ces sommes, il est raisonnable que les mouvements de ces fonds soient ressentis dans les marchés boursiers.

1.3.2.4 Le trading des congés

Une famille de récurrences saisonnières avec une ancre temporel autre que les mois ou jours calendriers sont ceux liées aux congés, commençant avec l'effet de pré-congé. Freeburg attribue aussi la découverte de ce phénomène à Art Merrill, qui consiste de la présence d'un comportement haussier le jour de trading avant un congé boursier. Il note aussi des contributions ultérieures par Norman Fosbach, qui a étendu cette récurrence saisonnière pour inclure les deux jours de trading avant la fermeture du marché de la journée pré-congé. Il présente comment une somme de 10,000\$ investie avec la stratégie de Fosbach entre 1928 et 1975 serait devenue 88,000\$. Adoptant l'approche inverse, soit d'être investi tous les jours sauf ceux identifiés comment étant haussiers, aurait transformé ce même 10,000\$ en 5,900\$, soit une perte sur la période (Freeburg, 2000, p. 4). Dans le cadre de ses propres tests rétroactifs, Kaepfel étend la stratégie jusqu'à trois jours avant et après chaque congé boursier. Une somme de 1,000\$ investie dans le DOW de cette façon serait devenue 15,247\$ entre le 31 décembre 1933 et le 31 décembre 2007. Il remarque que le retour journalier de cette période de trois jours pré et post-congé a un retour moyen 4.5 plus grand que celui de tous les autres jours de l'année. Cependant, il note que cette stratégie n'est pas idéale à elle seule car elle présente seulement un investissement de 48 jours par année. Il conclut que ceci ne représente pas un rendement brut assez élevé pour compétitionner avec d'autres stratégies similaires (Kaepfel, 2009, p. 55).

Une autre récurrence saisonnière célèbre de cette famille est celle du « rallye du Père Noël », traduit de l'anglais du « *Santa Clause Rallie* ». Hirsch explique que durant les sept jours de trading après Noël, les secteurs technologiques et les titres à petite capitalisation ont tendance à avoir des performances accrues. Il ajoute aussi que les gains du NASDAQ et du Russel 2000 ont augmenté de 3.1% et 2.4% dans la période de trois jours de trading avant Noël à trois jours de trading après le jour du Nouvel ans pour la période de 1990 à 2011. Il attribue cette performance accrue à l'esprit festif des investisseurs, la réception des bonus de fin d'année et la fin des ventes sans taxes (Hirsch, 2012, p. 170). On voit donc un thème

récurrent de psychologie des investisseurs et d'entrées d'argent dans l'économie comme causes possibles de récurrences saisonnières.

1.3.2.5 La volatilité d'octobre

Kaufman note que le mois d'octobre est celui avec la plus haute volatilité de l'année. Dans la période de et 1950 à 2000, 17 rallyes « ricochets » ont eu lieu. Un rallye ricochet, tel que défini par Nelson F. Freeburg, est une « hausse de prix d'au moins 5% à l'intérieur de 10 jours du bas mensuel du S&P500 » (Kaufman, 2020, p. 449). De ce fait, il stipule qu'entre 1900 à 2000, c'est le mois d'Octobre qui a connu « la plus grande quantité de crash, paniques et massacres » . En effet, entre 1950 et 2000, le DJIA a connu 34 chutes d'au moins 10% dans ce mois chaotique. 12 de ces 34 période de baisses considérables se sont terminées en octobre. Freeburg argumente donc qu'il s'agit d'un mois intéressant pour entrer dans le marché vu le potentiel de gain suivant ces périodes baissières (Freeburg, 2002, p. 3 – 4).

1.3.2.6 L'omission du mois de septembre

Les récurrences saisonnières ne sont pas toujours positives. Sur cette note, Freeburg mentionne qu'historiquement, septembre est le pire mois pour les titres boursier. En effet, reculant à partir de l'année 2000, « ceci est vrai pour toutes les périodes d'analyse significatives : les 25, 50 et 100 dernières années » . De plus, « dans une étude internationale de 20 marchés globaux entre 1970 et 1992, septembre était le seul mois avec des retours négatifs dans tous les 20 cas » . La stratégie qui en découle est donc simplement de ne pas être investie dans le marché durant ce mois perdant. Investissant de cette façon entre 1950 et 2000, le S&P500 aurait connu un gain annualisé de 13.9% versus 12.1% pour l'approche d'acheter et conserver, soit d'être investi sur les 12 mois de l'année, sur la même période (Freeburg, 2001, p. 8). On voit donc que simplement éviter des périodes baissières connues peut aussi résulter en des gains intéressants.

1.3.2.7 Le déclin de la profitabilité d'août

De plus, les tendances saisonnières ne sont pas éternelles. De ce fait, une autre analyse de performance d'un mois en particulier exploré par Freeburg est celui du mois d'août. De 1950 à 2000, le retour moyen de ce mois n'était que de 0.03%. En revanche, avant la Seconde Guerre Mondiale, août était le mois le plus profitable de l'année. En effet, de 1886 à 1950, le DJIA a connu des gains moyens de 2.62% pour ce mois. Le mois d'août a donc évolué du mois le plus profitable au 3^e plus baissier (Freeburg, 2002, p. 5). On voit donc l'importance de réviser les récurrences saisonnières historiques et d'utiliser une méthodologie qui s'adapte à l'évolution de ces dernières.

1.3.3 Variations de stratégies d'investissement saisonniers

Les stratégies boursières à base de récurrences saisonnières et cycliques explorées dans les deux sections antérieures se résument généralement à adopter des positions acheteurs lorsque qu'elles dans leurs périodes profitables et une position vendeur lorsqu'ils ne le sont pas. Une exploration sera donc faite à propos de méthodes existantes pour les raffiner en stratégies d'investissent qui maximisent soit leur profitabilité ou fiabilité.

1.3.3.1 Combinaison de différentes récurrences saisonnières

Ayant exploré diverses récurrences saisonnières avec des périodes distinctes, une option intéressante est le jumelage de deux ou plusieurs de ces dernières pour profiter de multiples périodes haussières. Freeburg effectue l'étude d'une telle combinaison de stratégies, soit la juxtaposition de celles de la fin de mois et du trading des congés boursiers. Avec cette variation, soit d'être investie le jour avant un congé boursier et les deux derniers jours du mois courant suivi par les quatre premiers jours du mois suivant, un investissement dans le S&P500 de 1952 à 2000 aurait généré un retour annualisé de 13.8%, comparé à 12.8% pour l'approche d'acheter de conserver sur la même période (Freeburg, 2000, p. 8). On voit donc un gain en entreprenant une stratégie combinée versus une approche individuelle.

Kaepfel aussi propose des amalgames de divers récurrences saisonnières favorables via une approche qu'il appelle son « système ultime des jours mensuels ». Il débute avec ce qu'il évalue comme étant les meilleurs jours de trading du mois, soit les quatre premiers, deux derniers, ainsi que les jours de trading 9, 10, 11, et 12. Il les ajoute à ceux-ci une version étendue du Rallye du Père Noël, c'est-à-dire la période festive débutant deux jours avant l'Action de grâce américaine jusqu'au 5^e jour de trading du mois de janvier qui suit. Il combine ces derniers avec tous les jours de trading qui précèdent chaque autre congé boursier. Finalement, pour toutes les autres journées de l'année, il prescrit d'être liquide dans un compte qui génère 1% d'intérêt annuel. Suivant cette méthode du 31 décembre 1933 jusqu'au 31 décembre 2007, le gain annualisé du DOW est d'un énorme 26.2% (Kaepfel, 2009, p. 93 – 94). Il est important de noter qu'une telle stratégie multiple implique non-seulement une accumulation de frais de transactions, mais aussi accès à cette information au préalable, surtout si on l'évalue sur une aussi longue période. Pour un tel système avec plusieurs morceaux, il faut donc se méfier de rapports de gains incroyables qui demandaient de connaître trois récurrences saisonnières différents avant qu'elles soient totalement formées. Une évaluation plus juste serait donc de mesurer la performance seulement après une période initiale de vérification. Dans cette étape préliminaire, on détermine si le ou les récurrences saisonnières sont réellement récurrentes. Ceci doit donc être pris en considération lors du développement d'un système d'investissement saisonnier systématique.

1.3.3.2 L'effet de levier

Étant des stratégies avec des périodes d'achats prédéfinies, les récurrences saisonnières peuvent profiter de l'effet de levier pour maximiser les gains lors des périodes favorables. Freeburg présente deux types de fonds qui permettent l'utilisation d'effet de levier avec le marché. Le premier est un fond avec un coefficient bêta élevé. Dans ce contexte, « un coefficient bêta de 2.0 signifie qu'un gain journalier de 1% dans le S&P500 mènerait à un gain de 2% dans le fond et vice-versa » . L'issue qu'il identifie avec ce type de fond est que les frais de gestions sont élevés, allant de 1% à 3%. Le deuxième fond qu'il décrit est un *ETF* de type *SPDR*. Ces fonds sont intéressants « vu qu'ils sont gérés de façon passive, donc les

ratios de dépenses sont minimaux et peuvent être ignorés ». Cependant, un coût important qui leur est associé est celui des dépenses de marges, soit « l'intérêt payé pour financer une position qui est équivalent à plus de 100% du maché », qui est seulement payé sur la portion du capital en effet de levier (Freeburg, 2002, p. 4).

Cela étant dit, l'effet de levier n'est pas une solution miracle à elle-seule. Le Ultrabull ULPIX est un tel fond avec effet de levier d'environ deux fois le S&P500. Entre sa création en 1997 et la fin de l'année 2000, ce fond a connu un retour annualisé de 13.6%, qui est inférieur au retour total de 14.3% annualisé du S&P500. Ceci est dû au fait que le Ultrabull ne réinvestissait pas les dividendes sur cette période (Freeburg, 2000, p. 7). L'impact du dividende sera exploré dans une section dédiée à venir, mais pour cette discussion il suffit de noter que l'effet de levier n'est pas un remplacement total pour des actifs standards qui suivent le marché.

Le Dr. Mark Vakkhur, un psychiatre devenu un passionné de l'analyse financière, propose une alternative au cycle de Hirsch qui profite de l'effet de levier. Selon ses observations entre 1950 et 2000, les mois les plus haussiers sont novembre, décembre, janvier, mars, avril et juillet. Ensuite, il classifie les mois de février et octobre comme étant ordinaires. En dernier lieu, il note que les pires mois de l'années sur cette période sont mai, juin, août et septembre. La stratégie est donc la suivante. Pour les mois haussiers, on investit avec effet de levier à 200%. Pour les mois ordinaires, on investit à 100%, soit un achat normal. Finalement, on quitte la position et on investit dans de l'intérêt sans risque durant les pires mois. Freeburg démontre que l'utilisation de cette stratégie de 1950 à 2000 en investissant dans un tel fond de type SPDR aurait généré un retour annualisé de 19.2% (Freeburg, 2001, p. 8). On voit donc le pouvoir d'utiliser l'effet de levier de façon sélective et à plus court terme, surtout lorsqu'on emploie un système avec multiples niveaux de décision versus le simple binaire d'acheter ou vendre une position.

1.3.3.3 Ajout d'indicateurs techniques

Une autre variante est l'intégration des stratégies saisonnières avec des indicateurs techniques, tel le *MACD*. Le *MACD* est un indicateur qui utilise trois moyennes mobiles exponentielles : une moyenne courte, une moyenne longue et une moyenne qui calcul la différence entre ces deux derniers, qui est utilisée comme signal pour acheter ou quitter une position (Hirsch, 2012, p. 211 – 212). Kaepfel effectue une analyse révisée du Cycle de Hirsch combiné avec l'utilisation de *MACD*. Un *MACD* 8-17-9 est sélectionné au début de la période haussière pour générer le signal d'entrée. Ensuite, un *MACD* 12-25-9 est utilisé à la fin de cette période pour obtenir un signal de quitter la position. Évaluant cette stratégie entre le 31 octobre 1949 et le 31 octobre 2007, Kaepfel rapporte un gain annualisé de 19.7% (Kaepfel, 2009, p. 226 – 227). Il est important de noter que la mesure de performance d'un tel indicateur graphique demande de la discipline de la part de l'évaluateur : si l'on veut que les résultats soient intègres, on doit suivre le signal de l'indicateur sans prendre de décisions biaisées. Des excellents résultats rapportés avec une telle méthode doivent donc être considérés avec cela en tête.

Tout de même, l'avantage d'une telle combinaison est que les stratégies à base de saisonnalité ont déjà des dates d'entrées et de sorties prédéterminées via les récurrences saisonnières. L'ajout du *MACD* permet donc d'intégrer un stage de validation additionnel avant d'enclencher un investissement. Ceci est surtout intéressant pour optimiser un investissement dans un actif avec un comportement de saisonnalité à plus long terme, où modifier les points d'entrée et de sortie par quelques jours ne compromet par l'intégrité de la stratégie saisonnière en question.

1.3.3.4 Combinaison des stratégies cycliques et saisonnières

Freeburg discute de la combinaison de stratégie saisonnière, soit le modèle de Hirsch, et de stratégie cyclique comme le Cycle électoral américain. Le retour mensuel moyen d'un mois dans la période haussière de Hirsch de 1950 à 2002 était de 1.56%, versus 0.56% pour les autres mois dans le cycle. Observant ces mois haussiers durant les deux années favorables du

Cycle électoral, soit les années de pré-élection et d'élection, le retour mensuel moyen augment à 2.09%, ce qui est supérieur à toutes les autres permutations de ces récurrences saisonnières et cycliques (Freeburg, 2002, p. 6).

Kaepfel propose une intégration similaire de récurrences saisonnières et cycliques, soit l'identification des 14 meilleurs mois dans le cycle électoral américain. Il identifie une période de mois gagnants débutant le 1^{er} octobre de l'année des élections de mi-mandat allant jusqu'au 31 décembre de l'année de pré-élection, avec l'exception du mois d'octobre de l'année de pré-élection. Suivant ce barème de 1933 à 2007, le gain moyen du DOW pendant cette période de 14 mois était de 27.1%, ce qui correspond à un retour annualisé de 22.5% (Kaepfel, 2009, p. 189 – 195). Ces récurrences saisonnières et cycliques se combinent bien car le cycle électoral américain est ancré dans le temps : on connaît d'avance ses dates de début et de fin ainsi que sa période, versus d'autres cycles qui sont plus fluides et difficiles à détecter. Un cycle qui a une période définie, prévisible et récurrente est donc un candidat idéal pour être jumelé à une récurrence saisonnière, qui partagent ces mêmes caractéristiques via le calendrier annuel.

1.4 Discussion sur la performance des stratégies saisonnières

1.4.1 Importance du dividende

Revenant sur l'évaluation de la performance de la stratégie cyclique des élections américaines faite dans la section précédente, les gains par années étaient décrits en termes de gains nominaux. Cependant, Freeburg note que si l'on utilise le gain total, c'est-à-dire les retours qui prennent en considération des facteurs tels les dividendes, la stratégie ne surclasse plus la méthodologie d'acheter en conserver sur la même période. Utilisant les retours totaux du S&P500 de 1950 à 2000, cette stratégie électorale a connu un gain de 11.5% versus un retour de 12% pour une stratégie d'acheter et conserver. En effet, « de 1950 à 200, environ le tiers des retours totaux [du S&P500] provenaient de dividendes » (Freeburg, 2002, p. 4). Le même phénomène s'applique pour le cycle de Hirsch. Freeburg démontre que si l'on considère les dividendes réinvestis et l'intérêt, le S&P500 aurait connu un gain annuel

composé de 12.5% sur la période de 1950 à 2000 suivant la pratique d'acheter et conserver. La stratégie standard du cycle de Hirsch aurait généré un retour composé de 12.1% dans la même série d'années (Freeburg, 2001, p. 2 – 3). Même si ces considérations n'invalident pas la fiabilité de ces récurrences saisonnières, l'utilisation de retours nominaux à eux celles, qui est une habitude commune dans plusieurs analyses au sujet de la saisonnalité des titres boursiers, ne donnent donc pas toujours le portrait complet de l'amplitude des gains et pertes historiques. Ceci est surtout vrai lorsqu'on compare leur performance à l'approche d'acheter et conserver. On doit donc être conscient de cette réalité en entreprenant une telle analyse.

1.4.2 Le risque

Un bénéfice important des stratégies saisonnières ou cycliques impliquant des récurrences temporelles est la réduction du risque associé. Une mesure du risque utile est celle de la perte successive maximale, soit « la plus forte baisse dans la valeur d'un portefeuille » (Tanguay, 2010). Reprenant la performance du cycle de Hirsch du S&P500 pour la période de 1950 à 2000, Freeburg note que la perte successive maximale était de seulement 27%, versus 46% pour la pratique d'acheter et conserver. On voit donc « qu'avec une exposition de 50% au marché, la stratégie de Hirsch offrait un plus grand retour ajusté pour le risque que la pratique d'acheter et conserver » (Freeburg, 2001, p. 3 – 4). Les notions du risque et de l'exposition au marché sont donc des mesures de performances intéressantes par lesquelles aussi évaluer les résultats d'une stratégie saisonnière.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

2.1 Approches communes

Les outils d'analyses de saisonnalités de titres boursiers réalisés dans le cadre de ce travail partagent certains détails de conception, dépendances et contraintes qui contextualisent leur développement. Chaque outil est détaillé dans son propre chapitre plus loin dans ce travail, mais leurs caractéristiques communes sont décrites ici. Pour débiter, un survol de l'approche général qui concerne tous ces outils est présenté.

2.1.1 Modes standards et avancés

Dans un premier lieu, ces outils possèdent tous la philosophie de conception commune d'être aussi accessibles pour un usager avec des connaissances de bases des marchés boursiers que pour des investisseurs plus avancés. Pour ce faire, les interfaces usagers incluent un mode standard et un mode avancé. Le mode standard effectue une analyse standardisée pour une liste de titres configurable mais avec une période d'analyse prédéfinie. Le mode avancé, quant à lui, permet à l'utilisateur de spécifier les paramètres à utiliser à tous les niveaux de l'analyse, tel que la durée de la période d'analyse, la méthode de calcul des retours et d'autres personnalisations. Les spécifications de ces deux modes varient par outil. Elles sont donc décrites dans leurs chapitres respectifs.

2.1.2 Jours de trading de l'année

Ensuite, lorsqu'il s'agit d'analyse la saisonnalité en fonction de journées spécifiques de l'année, les outils utilisent tous la notion de jours de trading de l'année, soit les *TDY*. Les *TDY*, qui sont de l'anglais pour « *trading day of the year* », sont un index de 1 à 252 qui représente la moyenne de 252 jours de trading dans une année boursière. Ceci est préférable à l'utilisation de dates du calendrier car les *TDY* standardisent les journées de l'année. Cette

abstraction évite donc l'issue de manque de points de données avec les dates du calendrier. Étant donné les congés boursiers mobiles et les fins de semaines, les dates des jours de trading sont différentes à chaque année. Prenons en exemple une date précise aléatoire, tel le 10 janvier, dans une durée d'analyse saisonnière de 10 ans de 2009 à 2018, inclusivement. Durant cette période d'analyse, cette date est un samedi ou un dimanche 40% des années, réduisant la quantité d'information disponible pour une récurrence saisonnière qui débute ou fini à cette date exacte. Utilisant l'approche de 252 jours de trading règle cette issue car cette série normalisée exclut par définition les congés, fin de semaines et tous les autres jours où la bourse est fermée.

2.1.3 Mesure de performance

La mesure de la performance de la saisonnalité d'un actif dans ce travail se concentre sur deux volets, soit l'évaluation les retours moyens sur la période de la récurrence saisonnière et sa fiabilité. La fiabilité dans ce contexte est le taux de consistance des retours d'une récurrence saisonnière, qui est une mesure de succès importante et sous-représentée dans la littérature sur les analyses saisonnières. Ce dernier est représenté par un pourcentage, soit le pourcentage d'années positives ou le pourcentage d'années négatives selon la direction du comportement saisonnier, soit haussier ou baissier. En autres mots, ceci représente le nombre d'instances de retours positifs ou négatifs de la récurrence saisonnière sur la période d'analyse en question. De cette façon, on capture non-seulement l'amplitude des gains ou pertes, mais aussi une mesure de la fiabilité.

2.1.4 Représentation boursière du marché

L'index du S&P500 est utilisé comme représentation du marché américain et le titre échangé en bourse choisit pour le trader est le SPY.

2.1.5 Calcul des retours

Le calcul des retours est toujours décrit en pourcentage pour normaliser les gains et pertes sur les différentes années d'analyse. Ceci permet de faire une comparaison standardisée de la performance entre différentes années dans la période d'analyse. Le retour moyen est calculé utilisant la formule simple de retour décrite par Kaufman (Kaufman, 2020, p. 451), soit :

$$Retour = \frac{Valeur\ Finale - Valeur\ Initiale}{Valeur\ Initiale} \quad (2.1)$$

Pour le calcul de retour total composé de plusieurs sous-périodes, l'équation de taux de rendement pondéré dans le temps est utilisée, soit :

$$Taux\ de\ Retour\ Pondéré = (1 + R_{sp_1})(1 + R_{sp_2}) \dots (1 + R_{sp_n}) - 1 \quad (2.2)$$

où R_{sp_1} , R_{sp_2} , ..., R_{sp_n} sont les retours de chaque sous-période et n est le nombre total de sous-périodes (Benjamin, 2019).

Pour le calcul de gains composées sur différentes périodes, l'équation du retour géométrique moyen est utilisé :

$$Moyenne_{geo} = [(1 + R_{p_1})(1 + R_{p_2}) \dots (1 + R_{p_n})]^{1/n} - 1 \quad (2.3)$$

où n est le nombre de périodes et R_{p_1} , R_{p_2} , ..., R_{p_n} sont les retours de l'actif sur chaque période respective (Hayes, 2023). Ce dernier est la forme générique de l'équation d'annualisation de retours, qui est :

$$Retour\ Annualisé = [(1 + R_{ann_1})(1 + R_{ann_2}) \dots (1 + R_{ann_n})]^{1/n} - 1 \quad (2.4)$$

où n est le nombre d'années et R_{ann_1} , R_{ann_2} , ..., R_{ann_n} sont les retours annuels de l'actif (Chen, 2023).

2.2 Développement, compatibilité et dépendances logiciels

Le développement logiciel des outils réalisés dans ce travail a été accompli avec les langages de programmations, bibliothèques et *API* suivants. Le code est disponible sur demande.

2.2.1 Python

Le développement logiciel pour créer les outils de ce travail ont tous été fait en Python en version 3.8.8. Python est disponible à www.python.org.

2.2.2 Pandas

Pandas est une bibliothèque de Python qui facilite l'analyse de données via une suite d'outils intégrés, tel que leur manipulation via des structures de données tabulaires appelés *Dataframes* et des fonctions d'agrégats. Les outils conçus dans ce travail utilisent donc substantiellement cette bibliothèque. La version de Pandas utilisée pour compléter ce travail est 1.3.4. La suite de Pandas est disponible à <https://pandas.pydata.org/>.

2.2.3 yFinance

yFinance est une bibliothèque qui permet de télécharger des données financières à partir de l'*API* de *Yahoo!Finance*, parmi d'autres fonctions intégrées d'analyse boursière. Dans le contexte de ce travail, les outils développés utilisent tous *yFinance* pour obtenir les données historiques avec lesquelles effectuer leurs analyses de saisonnalité, qui les retournent en format de *Dataframe*. La version de *yFinance* utilisée est 0.2.4. *yFinance* est disponible à <https://pypi.org/project/yfinance/>.

2.2.4 API de Yahoo!Finance

Tel que mentionné précédemment, l'*API* publique de *Yahoo!Finance* est utilisé pour obtenir les données historiques nécessaires pour compléter les analyses saisonnières de ce travail. Un

autre bénéfice de l'utilisation de cet *API* est que les données historiques retournées par ce dernier sont déjà filtrées pour exclure les fins de semaines et congés boursiers, ce qui évite des étapes traitement de calendrier par année. *Yahoo!Finance* est le volet financier de Yahoo! et est accessible via le lien suivant : <https://finance.yahoo.com/>.

2.2.5 Formats d'import et d'exports de données

Le fichier qui contient la liste de titres à analyser doit être en format .txt. Les logs optionnels qui peuvent être sauvegardés à la fin d'une analyse sont aussi dans ce format. Les résultats d'analyse de saisonnalité, c'est-à-dire ceux exportés à la fin d'une analyse ou lus en entrée à un outil d'évaluation de performance, doivent être en .csv. Finalement, la sauvegarde d'images pour des approches graphiques se fait en .png.

2.3 Contraintes

Les contraintes suivantes bornent le développement des différents outils.

2.3.1 Disponibilité des données historiques

Étant donné l'utilisation de son *API*, les titres analysés par les outils de ce travail doivent exister dans la base de données de *Yahoo!Finance*. Pas le fait même, les données historiques de chaque titre seront aussi limitées aux années disponibles à partir de ce dernier. Ceci n'est pas un bloquant pour des analyses reculant jusqu'à environ 30 ans, mais empêche une analyse centenaire du DOW ou autre index de très longue date.

2.3.2 Changements de titre

Une autre contrainte est le changement du nom de *ticker*, soit du titre, d'un actif. Un tel exemple est Facebook qui est devenu Meta Platforms et qui a changé de FB à META. L'*API* de Yahoo!Finance et les outils de ce travail ne font pas la conversion entre un ancien et

nouveau titre. Il est donc important d'utiliser le titre courant d'un actif lors de la sélection usager ou dans les fichiers de configurations pour ces outils.

2.3.3 Utilisation de données ajustées

Finalement, yFinance retour les prix d'ouverture et de fermetures des titres en tant que leurs prix ajustés (*adjusted price*) pour les données historiques obtenus de Yahoo!Finance. Cependant, cette contrainte n'est pas une issue, même le contraire. Tel que discuté dans la section à cet effet dans la revue de la littérature, l'utilisation de données qui considèrent les effets des versements de dividendes est une caractéristique positive dans une analyse boursière historique. Ceci est surtout vrai si l'on inclut une comparaison de la performance d'une stratégie versus l'approche d'acheter et conserver, pour lesquels ces effets composés sur plusieurs années peuvent être considérables. Cette comparaison à l'approche d'acheter et conserver est un élément important pour l'évaluation une stratégie boursière qui tente de synchroniser le marcher, donc utiliser le portrait total de ces données est désirable.

CHAPITRE 3

OUTIL D'ANALYSE SAISONNIÈRE GRAPHIQUE À BASE DE FRÉQUENCES TEMPORELLES FIXES

3.1 Description de la méthode

3.1.1 Sommaire

Cet outil fournit un résultat graphique démontrant la moyenne saisonnière et le pourcentage positif d'un titre pour des fréquences temporelles fixes du calendrier annuel. Ceux-ci sont les jours de la semaine, les jours de trading du mois (ou *TDM*), les mois et les quarts financiers. Les données utilisées pour créer ces graphiques sont aussi présentées en format tabulaire. L'utilisateur entre le titre à évaluer ainsi que les années de début et fin pour la période d'analyse et l'outil retourne les résultats graphiques.

Une fonction de calcul des gains totaux sur la période permettant de filtrer les retours de certains mois est aussi disponible dans le mode avancé. Celle-ci permet de calculer les retours totaux modifiés sur la période d'analyse choisie en omettant des mois perdants et de les comparer au retour total de l'approche d'acheter et conserver.

3.1.2 Objectifs

L'objectif principal de cet outil est de fournir des informations quant à la saisonnalité liée à des fréquences temporelles fixes. Ceci permet notamment de poursuivre certaines des analyses de saisonnalité célèbres discutées dans la revue de la littérature, qui se basent majoritairement sur de telles fréquences prédéfinies, en évaluant leur performance dans les années qui suivent leurs publications respectives.

3.1.3 Mesure de performance

Deux indicateurs de mesure de performance sont employés dans cette méthode, soit le retour moyen et le pourcentage positif par fréquence temporelle. Le retour moyen est la moyenne des retours d'un groupement d'une fréquence temporelle évalué par année dans la période d'analyse. Le pourcentage positif, quant à lui, est la mesure en pourcentage du nombre d'instances où les retours ont été positifs versus le compte de la fréquence temporelle en question.

3.2 Exemple de résultats

L'exemple suivant est le résultat d'une évaluation effectuée avec cet outil pour le SPY de 2000 à 2022, inclusivement. À noter que ceci est à des fins informatifs pour faciliter la compréhension de cet outil: la présentation formelle et discussion des résultats se fera dans des chapitres à cet effet plus loin dans ce travail.

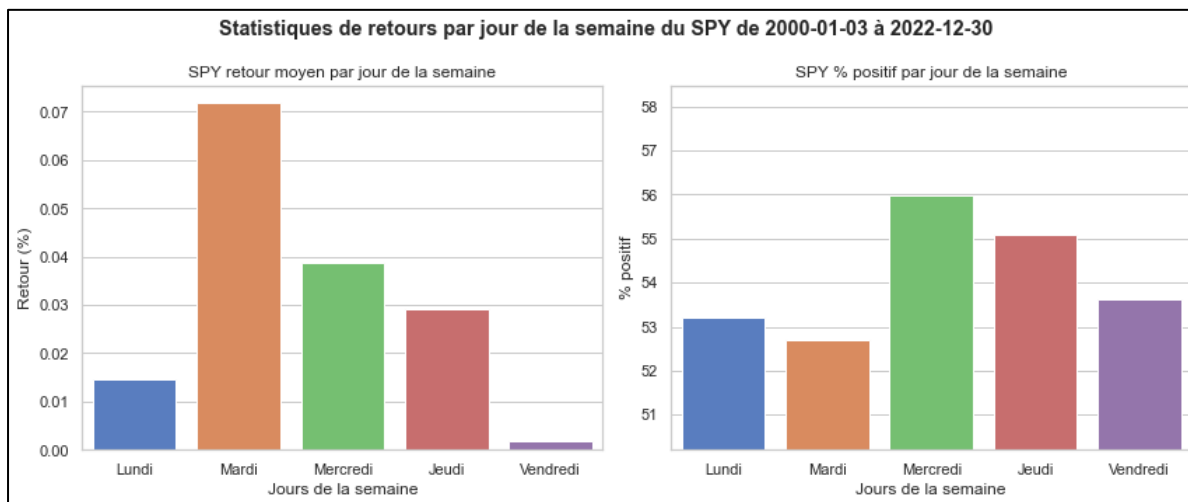


Figure 3.1 Retours moyens et pourcentages positifs par jour de la semaine du S&P500 de 2003 à 2022 (inclusivement)

Le format de ce graphique est commun à toutes les fréquences temporelles, soit de combiner les deux mesures de performance avec un code couleur pour les mêmes éléments.

3.3 Méthodologie d'implémentation spécifique à cet outil

3.3.1 Descriptions des calculs et manipulations

Une fois les données obtenues, elles sont placées dans des tables séparées pour chacune des fréquences temporelles annuelles à évaluer, soit les *TDM*, les mois et les quarts financiers. Pour les *TDM*, un compteur est utilisé pour calculer le *TDM* respectif de chaque mois qui se réinitialise au début de chaque mois subséquent. Les retours par fréquences sont calculés utilisant la formule de retour simple de l'équation 2.1 utilisant le prix de fermeture ajusté. Ensuite, une nouvelle table est créée pour chaque fréquence temporelle avec un groupement par leur fréquence respective (l'équivalent d'un « *GROUP BY* » en SQL), où les données statistiques présentées dans les tableaux sont calculées, soit la moyenne simple, la médiane et l'écart type. Le pourcentage positif est calculé séparément en comptant le nombre d'instances de retours positifs ou négatif par année et divisant par le compte de la fréquence par année.

3.3.2 Fonctions de calcul de retour saisonnier avec filtre de mois

Pour la fonction de calcul de retours totaux selon la sélection de mois dans le mode avancé, les retours mensuels calculés précédemment sont réutilisés. Selon le choix des mois à déconsidérer, ces retours sont inclus ou omis lors de multiplication successive des gains mensuels dans la formule de taux de rendement pondéré dans le temps, soit l'équation 2.2. Ce dernier prend donc la forme suivante pour les retours mensuels dans l'année :

$$\text{Retour Total} = (1 + R_{mens_1})(1 + R_{mens_2}) \dots (1 + R_{mens_n}) - 1 \quad (3.2)$$

où R_{mens_1} , R_{mens_2} , ..., R_{mens_n} sont les retours mensuels et n est le nombre de tous les mois individuels dans la période d'analyse après avoir exclus ceux qui sont à omettre. Ceci retourne donc le retour total sur la durée d'analyse modifiée pour exclure les retours de mois spécifiques selon les choix de l'utilisateur. Le retour de l'approche acheter et conserver est aussi calculé utilisant la formule de retour simple (équation 2.1) avec le prix de fermeture ajusté entre le premier et dernier échantillon mensuel.

CHAPITRE 4

OUTIL D'ANALYSE SAISONNIÈRE GRAPHIQUE À BASE DES JOURS DE TRADING DE L'ANNÉE (*TDY*)

4.1 Description de la méthode

4.1.1 Sommaire

Cet outil produit des résultats graphiques représentant les courbes saisonnières d'un ou plusieurs titres en termes des jours de trading de l'année (*TDY*). La courbe de saisonnalité est la moyenne de la somme des retours journaliers du groupement de tous les 252 *TDY* de chaque année dans la période d'analyse. L'utilisateur entre le ou les titres à évaluer ainsi que les années de début et de fin et l'outil produit les résultats graphiques par actif.

Des variations à l'approche standard qui module la courbe de saisonnalité sont disponibles dans le mode avancé. Celles-ci incluent :

1. Modulation par moyenne pondérée linéaire avec une distribution de poids qui varie en fonction de l'âge de chaque année dans la durée d'analyse;
2. Extraction de la tendance utilisant une moyenne mobile annuelle;
3. Ajout d'indicateur technique de type *MACD*.

Ce mode permet aussi de tracer les retours journaliers de l'année qui suit la période d'analyse pour évaluer la performance de cette méthode ou d'une variation.

Le mode avancé inclut aussi deux fonctions de vérification et optimisation de la fiabilité des récurrences saisonnières observées. Celui-ci présente la saisonnalité en termes de la moyenne de l'amplitude des gains journaliers, telle la courbe saisonnière. Ces fonctions complètent donc les résultats graphiques en retournant le pourcentage positif, soit la fiabilité, pour des valeurs de début et de fin de *TDY* entrées par l'utilisateur.

Finalement, la courbe de saisonnalité simple de cet outil est basée sur l'approche de détection de saisonnalité de la moyenne mobile présentée par Kaufman, qui a été explorée dans la revue

de la littérature. Elle est aussi inspirée par le calcul de la moyenne saisonnière utilisant la somme des gains journaliers pour normaliser les retours utilisés par Jon Vialoux dans son site EquityClock (EquityClock.com), qui se spécialise sur l'analyse de la saisonnalité boursière (Vialoux, s.d.). Les contributions de ce travail à cette famille d'approches sont donc les variations décrites dans le paragraphe précédent.

4.1.2 Objectifs

L'objectif principal de cet outil est de fournir des informations quant à la saisonnalité d'un actif sans être contraint à des fréquences temporelles fixes. L'utilisation de *TDY* permet la détection de la présence d'une période saisonnière qui serait partagé dans deux telles fréquences, tels les mois ou les quarts financiers. Le trading intra-journalier n'étant pas couvert par ce travail, le prix de fermeture ajusté des *TDY* est la plus petite unité de mesure utile pour cette analyse et offre donc la plus grande granularité sans introduire de bruit. Cette approche résulte donc en des indicateurs de jours d'entrées et de sorties pour une position boursière en mettant en évidence des récurrences saisonnières en termes de *TDY*.

Le deuxième objectif est d'optimiser la performance en modulant les courbes de saisonnalité. Les différentes variations conçues sont donc des tentatives d'améliorer la performance versus les approches déjà existantes référencées plus haut.

Finalement, le troisième objectif est d'optimiser de la fiabilité des récurrences saisonnières observées dans le résultat graphique. Étant donnée les limitations de la précision d'une approche graphique utilisant 252 valeurs possible de *TDY*, ceci permet à l'utilisateur de faire une observation estimée et ensuite de pouvoir déterminer les *TDY* exactes à utiliser pour maximiser la fiabilité de la récurrence saisonnière en question.

4.1.3 Mesure de performance

Les indicateurs de mesure de performance employés dans cette méthode sont le retour moyen annuel, les pourcentages positifs et, dans le cas de la variation via l'extraction de la tendance, l'index de la saisonnalité.

4.1.4 Contraintes

Une contrainte pour cette méthode se manifeste lorsqu'on ajoute une année d'évaluation au graphique des résultats. Avec cette option, la période d'analyse doit se limiter à *année courante - 1* pour que des données soient disponibles pour l'année d'évaluation, soit l'année courante dans cette situation.

4.2 Variations

4.2.1 Modulation par moyenne pondérée linéaire

La première variation est la modulation de la courbe saisonnière par une moyenne pondérée linéaire. Cette approche permet de mettre une emphase sur les années plus récentes dans la période d'analyse en associant plus de poids à ces dernières versus les premières années de la période. La formule de moyenne pondérée utilisée suit la formation générale de :

$$\text{Moyenne Pondérée} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (4.1)$$

où n est le nombre d'années dans la période d'analyse (Glen, s.d.). La variation consiste donc d'une telle moyenne pondérée utilisant comme poids la distribution linéaire $x = 0.5 * y$, ce qui produit un effet graduel d'emphase des années récentes. Pour un exemple d'une période d'analyse de 20 ans de 2003 à 2022, inclusivement, cette distribution a la forme suivante par année :

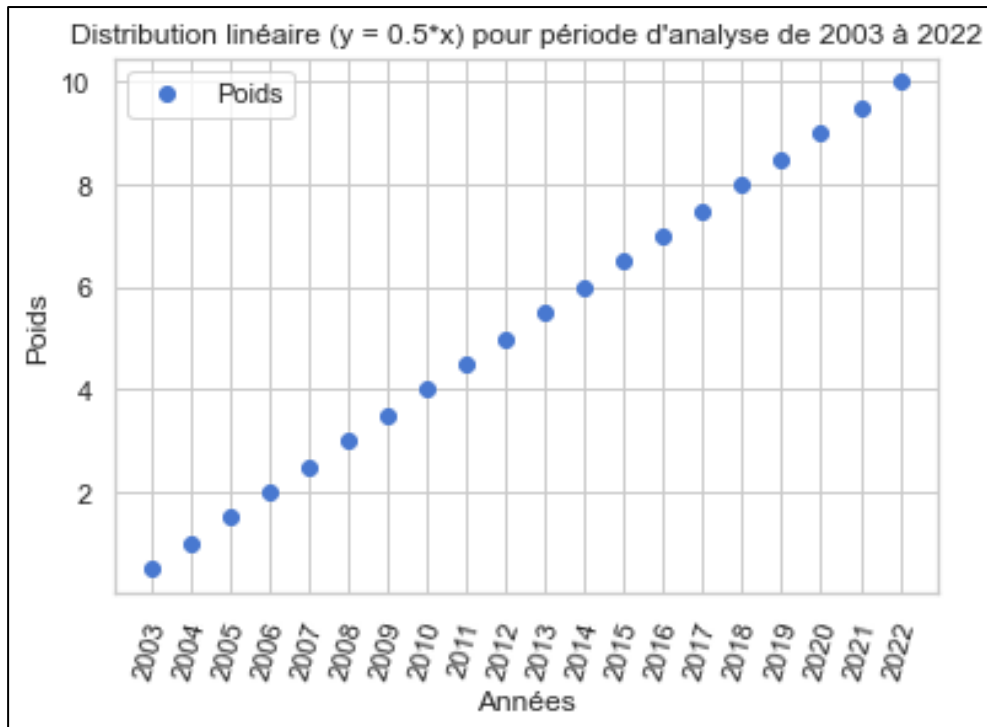


Figure 4.1 Distribution de poids pour moyenne pondérée linéaire $y = 0.5 \cdot x$

4.2.2 Modulation par l'extraction de la tendance

Une méthode de détection de la saisonnalité discutée dans la revue de la littérature est l'extraction de la tendance. Celle-ci a comme objectif d'isoler la composante de saisonnalité. Pour l'intégrer comme variation dans cet outil, le modèle multiplicatif a été sélectionné, soit l'équation 1.2. Tel qu'expliqué par Preissler, ceci est dû au fait que ce modèle est utilisé lorsque « la magnitude de la récurrence saisonnière dépend de la magnitude des données », ce qui est le cas pour la saisonnalité boursière : l'amplitude de la saisonnalité n'est pas une constante et varie d'année en année selon les conditions du marché (Preissler, 2018). Pour simplifier l'utilisation de ce modèle, les composantes de cycle à long terme et de bruits de l'équation 1.2 sont considérées comme étant négligeables. La tendance est représentée par une moyenne mobile de 250 jours, où $MA250$, soit une année boursière complète. Le résultat est donc une courbe d'index saisonnière.

4.2.3 Ajout de *MACD* de l'année d'évaluation

Un autre point exploré dans la revue de la littérature est que les stratégies saisonnières peuvent être combinées à des indicateurs techniques pour améliorer la performance de ces derniers. Dans cet ordre d'idée, la *MACD*(12, 26, 9) est ajoutée dans le graphique de résultats comme étape de décision additionnelle à l'approche standard de la courbe de saisonnalité.

4.3 Exemple de résultats

L'exemple suivant est le résultat d'une évaluation effectuée avec cet outil pour le SPY de 2000 à 2022, inclusivement. Tel que mentionné dans le chapitre précédent, cet exemple est inclus avec comme objectif d'être un support visuel à l'explication de cet outil. Les résultats et leurs discussions respectives sont présentés plus tard dans ce travail.



Figure 4.2 Courbe saisonnière par *TDY* du S&P500 de 2003 à 2022 (inclusivement)

Le format de ce graphique est commun à toutes les variations décrites plus haut, soit de présenter la courbe saisonnière en fonction des *TDY*.

4.4 Méthodologie d'implémentation spécifique à cet outil

4.4.1 Descriptions des calculs et manipulations

Les données obtenues sont en termes de dates calendaires, donc la première étape est d'assigner le *TDY* approprié à chacun de ces derniers. Ensuite, les gains journaliers sont calculés en utilisant la formule de retour simple (équation 2.1) des prix de fermetures ajustés. La somme cumulée de ces retours journaliers est aussi calculée à cette étape, se réinitialisant à chaque début d'année.

Cette table des données calculées est ensuite pivotée (similaire à une opération de pivot en Excel) pour utiliser comme index les *TDY* et comme colonnes chaque année de la période d'analyse. Le nombre de *TDY* est standardisé à une limite de 250 pour filtrer ceux avec un taux d'occurrence beaucoup plus faible que la moyenne, qui biaisent les résultats. Après, la moyenne de chaque série de données standardisée de cette table pivotée est calculée, ce qui résulte en la courbe saisonnière de l'actif.

Ensuite, selon les options du mode avancé qui ont été sélectionnées, cette table de données pivotée est traitée par diverses fonctions de modulation correspondant à chacune des variations décrites antérieurement. L'aperçu des manipulations qui leurs sont liées a déjà été décrite plus tôt dans ce chapitre et ne sera donc pas répétée dans cette section.

Finalement, si l'option d'inclure la courbe de retours de l'année qui suit la fin de la période d'analyse et l'option d'ajout de *MACD* ont été choisies, la *MACD*(12, 26, 9) est calculée pour cette année d'évaluation.

4.4.2 Présentation des résultats graphiques

Pour l'année d'évaluation, un axe des *y* secondaire est ajouté au graphique avec la même unité, soit le retour en pourcentage, mais avec une échelle plus large. La visualisation de l'amplitude des gains annuelles moyennes n'est pas le seul objectif de cet outil: on cherche

aussi à comparer les débuts et fins des récurrences saisonnières de l'actif versus l'année d'évaluation. Tracer cette année d'évaluation sur le même axe que les courbes saisonnières a souvent comme effet d'écraser ces derniers. Vu que le succès des points d'entrées et de sorties est mesuré, cet axe secondaire facilite la comparaison de ces courbes à l'œil nu. Un axe des y secondaire est aussi ajouté avec la variation d'extraction de la tendance vu qu'elle utilise une unité différente au retour en pourcentage, soit l'index saisonnier.

4.4.3 Fonctions avancées de vérification et d'optimisation de fiabilité saisonnière

La fonction avancée de vérification de la fiabilité saisonnière permet de mesurer le pourcentage positif d'une récurrence saisonnière observée par l'utilisateur sur le résultat graphique. Pour ce faire, ses *TDY* de début et de fin sont entrés dans la fonction, qui détermine les retours de cette combinaison de *TDY* pour chaque année pas la période d'analyse. Le nombre d'instances de retours positifs est compté et retourné en pourcentage. Étant donné que l'approche graphique est en termes de l'amplitude des retours, ceci permet à l'utilisateur d'aussi évaluer la fiabilité d'une récurrence saisonnière observée sur la période d'analyse.

La fonction avancée d'optimisation de la fiabilité saisonnière, quant à elle, sert à optimiser la fiabilité d'une récurrence saisonnière observée. Ceci est accompli en variant ses *TDY* de début de fin à l'intérieur d'un seuil de $\pm k$ jours pour maximiser son pourcentage positif. Pour ce faire, les retours journaliers des tous les permutations de *TDY de début* $\pm k$ à *TDY de fin* $\pm k$ sont calculés. Ensuite, le taux de pourcentage positif est déterminé pour chacune de ces combinaisons. La combinaison avec le pourcentage positif le plus élevé est retournée utilisant la fonction *max()* intégrée de Python, suivant la logique établie par Mayer (Mayer, 2020). S'il y a plusieurs combinaisons ont le même pourcentage positif maximal, la paire avec le *TDY* de début le plus petit est retournée car il s'agit du début de la période de fiabilité maximisée.

CHAPITRE 5

OUTIL DE DÉTECTION AUTOMATISÉE DE SAISONNALITÉ

5.1 Description de la méthode

5.1.1 Sommaire

Les approches graphiques des chapitres précédents dépendent d'une interaction avec un usager pour interpréter leurs résultats. Il y a donc un intérêt pour le développement d'un système qui effectue automatiquement la détection de la saisonnalité d'un actif. De plus, les études similaires analysées durant la revue de la littérature utilisent généralement un indice représentant le marché américain, tel le DOW ou le S&P500. Étant un indice composé d'environ 500 titres, le S&P500 contient plusieurs domaines et secteurs. Il est donc envisageable que certains de ces secteurs ont des périodes saisonnières non seulement différentes, mais même en opposition l'une à l'autre : une période haussière d'un premier titre peut être juxtaposée à une période baissière récurrente d'un autre. Une fonction qui défait la saisonnalité du marché en ses éléments constitutants, soit de chacun des titres qui le composent, est donc d'intérêt. À cette fin, cet outil permet de traiter tous les titres du S&P500 individuellement pour obtenir le portrait saisonnier total du marché.

La notion principale de cet outil est celle de calcul mobile qui parcourt les données de dates et de prix, similaire à une moyenne mobile. Ce calcul mobile est composé du retour entre deux *TDY*, soit le retour simple entre les prix de fermeture de ces derniers. Ce calcul mobile traverse donc les données, se déplaçant un élément à la fois, soit de la première à la dernière journée de trading de la période d'analyse entière. Ensuite, à chaque fois que les données sont complètement parcourues, la durée en jours du calcul mobile est incrémentée d'une journée. La traverse des données par ce calcul mobile est répétée de cette façon pour des durées de 10 à 120 jours, inclusivement. Cette opération permet donc de calculer les retours pour toutes les permutations de l'achat d'un actif débutant chacun des 250 jours de trading de l'année avec une durée de détention variable de 10 à 120 jours, inclusivement. Cet outil

continue le travail d'un algorithme développé par le superviseur de ce travail, M. Edmond Miresco, ing., Ph.D.

5.1.2 Seuil de fiabilité

Les stratégies existantes explorées dans la revue de la littérature centrent leur discussion autour de l'amplitude des retours d'une récurrence saisonnière. Sa fiabilité, c'est-à-dire le nombre d'années où les retours sont positifs versus la durée totale de l'analyse, est souvent omise ou présentée après-coup, avec l'emphase mise sur ses retours. Cependant, tel que mentionné par Kaufman, une année exceptionnellement haussière peut biaiser les résultats (Kaufman, 2020, p. 398). Pour pallier ce problème, le concept de seuil de fiabilité est utilisé. Celui-ci est un pourcentage configurable qui est comparé au ratio d'années positives ou négatives versus la période d'analyse, filtrant les résultats qui ne le rencontrent pas. Ce seuil est donc le taux minimal de récurrences à rencontrer pour considérer une combinaison de jour d'achat et de période de détention comme étant une récurrence saisonnière.

5.1.3 Objectifs

L'objectif principale de cet outil est de faire une détection automatique des récurrences saisonnières d'un actif avec une fiabilité supérieure ou égale au seuil configuré par l'utilisateur.

Un autre objectif est de considérer l'évolution de ces dernières. Tel qu'il a été observé antérieurement avec le déclin de la profitabilité du mois d'août, les récurrences saisonnières peuvent changer au cours des années. Cet outil permet de spécifier les années de début et de fin à utiliser, pouvant donc effectuer la détection sur multiples périodes d'analyse.

Finalement, dans les études existantes de la saisonnalité, l'emphase est généralement mise sur les périodes haussières. Cependant, les périodes baissières récurrentes sont aussi exploitables par des stratégies d'investissement, telle la stratégie de l'omission du mois de septembre discutée au préalable ou tout simplement par une position de vente. Par ce fait, l'analyse effectuée dans cet outil fait aussi la détection de récurrences saisonnières baissières.

5.1.4 Mesure de performance

La première mesure de performance est le seuil de fiabilité. Ce dernier est implicitement inclus dans l'analyse car il est un paramètre utilisé à même l'algorithme pour filtrer les résultats inférieurs à ce seuil. En termes simples, ce seuil détermine le nombre d'instances d'années négatives tolérées sur la période d'analyse pour une récurrence saisonnière haussière et vice-versa pour les périodes baissières, soit le nombre d'échecs permis.

Chaque récurrence détectée est ensuite évaluée utilisant divers calculs de retours sur la période d'analyse. Ces calculs de retours sont divisés en deux types, soit les retours saisonniers et leurs analogues de l'approche d'acheter de conserver (*buy and hold*). Ils sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau 5.1 Comparaison des calculs de retours saisonniers et leurs analogues de l'approche d'acheter de conserver

Calcul de retour saisonnier	Calcul de retour d'acheter et conserver
Retour total de la récurrence saisonnière	Retour total de l'approche acheter et conserver
Retour annualisé de la récurrence saisonnière	Retour annualisé de l'approche acheter et conserver
Retour journalier composé de la récurrence saisonnière	Retour journalier composé de l'approche acheter et conserver

La comparaison entre ces paires de retours permet d'évaluer la force des retours saisonniers versus ceux de l'approche d'acheter et conserver sur la durée de la période d'analyse. Cette comparaison est un barème important pour évaluer la performance des retours d'une stratégie d'investissement de synchronisation du marché.

5.1.5 Contraintes

La contrainte principale de cette analyse est l'utilisation d'années complètes. Si la cote en bourse d'un actif est plus jeune que l'année de début de la période d'analyse, les données de prix pour sa première année seront incomplètes. Une vérification est donc faite sur les données de la première année de l'actif. Si elles ne correspondent pas à une année complète, elles sont déconsidérées et l'année suivante est sélectionnée comme début de la période d'analyse. Cette mitigation permet de traiter des jeunes titres mais en évitant d'avoir des points de données en moins pour certains *TDY*, ce qui biaise les résultats.

5.2 Méthodologie d'implémentation

5.2.1 Description des calculs et manipulations

Les données obtenues sont en termes de dates calendrier et converties en *TDY*. Ensuite, la série de traverses des données par le calcul mobile est effectuée. La durée de ce calcul mobile, dénotée par w , varie de 10 à 120 jours, inclusivement. Une durée de 120 jours est utilisée comme valeur maximale car elle correspond à environ 6 mois de l'année calendrier lorsque convertie en calendrier boursier de 252 *TDY*. Cette valeur est choisie car elle représente une délimitation entre des récurrences saisonnières et de simplement acheter et conserver un titre. De plus, elle est sélectionnée à des fins de performances : l'ajout de jours additionnels augmente exponentiellement le temps de traitement du programme.

Pour calculer les retours avec cette méthodologie, deux boucles de calculs imbriquées sont utilisées. La première itère à travers toutes les rangées dans la table contenant les z données de dates et de prix de la période d'analyse. La seconde boucle, qui contient la première, itère pour chaque valeur de durée du calcul mobile w , incrémentant d'une journée par répétition de la boucle. Les retours journaliers du calcul mobile sont calculés à l'intérieur de ces boucles en utilisant la formule de retour simple (équation 2.1) des prix de fermetures ajustés de chaque *TDY*, soit :

$$Retour_{k,w} = \frac{Prix_{k+w-1} - Prix_k}{Prix_k}, k = 1, 2, \dots, z \text{ et } w = 10, 11, \dots, 120 \quad (5.1)$$

où k est la valeur actuelle de l'index des z rangées totales des données et w est la durée actuelle de la plage mobile de calcul.

Les données calculées sont ensuite groupées par *TDY* (l'équivalent d'un « *GROUP BY* » en SQL). Ceci produit une table groupée à partir de laquelle diverses fonctions d'agrégats peuvent être effectuées par ce groupement de *TDY*, incluant le compte, le retour moyen et l'écart type des retours par combinaison de *TDY* et valeur de w .

Après, utilisant cette même table groupée, le pourcentage positif est déterminé pour chaque paire de *TDY* et de durée de calcul mobile w . Ceux qui ont un pourcentage positif supérieur ou égal au seuil de fiabilité configurée sont identifiées. En effet, chacune de ces paires représente une période saisonnière avec une récurrence supérieure ou égale à ce seuil. Le *TDY* groupé représente le jour de début et la durée du calcul mobile w représente sa durée de détention. Celles-ci sont ajoutées à une table des résultats positifs pour le titre en question avec les valeurs des calculs d'agrégats du paragraphe précédent. La même série d'opérations est effectuée pour les résultats négatifs, soit les récurrences saisonnières baissières.

5.2.2 Calculs de performance des retours

Lorsque les récurrences saisonnières détectées sont placées dans leurs tables de résultats respectives, les calculs de performance des retours décrits dans le Tableau 5.1 sont effectués pour ces derniers. Ceci a comme but d'évaluer la performance des retours de chacune d'elles versus leurs analogues de l'approche d'acheter de conserver.

Pour le calcul de retour total de l'approche d'acheter et conserver, la formule de retour simple de l'équation 2.1 est utilisée, soit :

$$Retour\ Total = \frac{Prix\ Fermeture_{j+w-1,n} - Prix\ Fermeture_{j,1}}{Prix\ Fermeture_{1,1}} \quad (5.2)$$

où j est le premier *TDY* de la récurrence saisonnière, w est sa durée en jours et n est la durée en années de la période d'analyse. Pour les retours saisonniers totaux sur la période d'analyse, la formule de taux de rendement pondéré dans le temps est utilisée, soit l'équation 3.1. Les termes de rendements dans la formule sont les retours annuels de chaque instance de la récurrence saisonnières sur la période d'analyse, soit :

$$\text{Retour Saisonier Total} = (1 + R_{szn_1})(1 + R_{szn_2}) \dots (1 + R_{szn_n}) - 1 \quad (5.3)$$

où chaque terme de retour R_{szn} est :

$$R_{szn_i} = \frac{\text{Prix Fermeture}_{j+w-1,i} - \text{Prix Fermeture}_{j,i}}{\text{Prix Fermeture}_{1,i}}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5.4)$$

où j est le premier *TDY* de la récurrence saisonnière, w est sa durée en jours, i est l'index de l'année en cours et n est la durée en années de la période d'analyse. Le retour saisonnier total est ensuite converti en pourcentage.

Après, pour les retours annualisés, la formule d'annualisation de retours standard décrite dans l'équation 2.4 est employée. Pour l'approche d'acheter et conserver, les retours annuels sont premièrement calculés utilisant la formule de retour simple de l'équation 2.1. Le calcul du retour de la première année utilise comme valeur initiale le prix de fermeture ajusté de la première journée de la récurrence saisonnière de cette année de début. Pour la dernière année de la période d'analyse, le prix de fermeture ajusté de la dernière journée de la période saisonnières de cette année de fin est utilisé comme valeur finale. Les retours des années intermédiaires sont les retours annuels complètes de chacune de ces années. Cette approche donne donc le retour total débutant et terminant sur exactement la même période que celui de l'utilisation systématique de récurrences saisonnières d'année en année. Ces calculs prennent donc la forme suivante :

$$\text{Retour Total Ann.} = [(1 + R_{ann_1})(1 + R_{ann_2}) \dots (1 + R_{ann_n})]^{1/n} - 1 \quad (5.5)$$

où chaque terme de retour R_{ann} est :

$$R_{ann_1} = \frac{\text{Prix Fermeture}_{250,1} - \text{Prix Fermeture}_{j,1}}{\text{Prix Fermeture}_{j,1}} \quad (5.6)$$

$$R_{ann_i} = \frac{\text{Prix Fermeture}_{250,i} - \text{Prix Fermeture}_{1,i}}{\text{Prix Fermeture}_{1,i}}, i = 2, 3, \dots, n - 1 \quad (5.7)$$

$$R_{ann_n} = \frac{\text{Prix Fermeture}_{j+w-1,n} - \text{Prix Fermeture}_{1,n}}{\text{Prix Fermeture}_{1,n}} \quad (5.8)$$

où j la valeur du *TDY* de la première journée de la récurrence saisonnière, w est sa durée en jours, i est l'index de l'année en cours et n est la durée en années de la période d'analyse.

Pour les retours annualisés, chaque instance de la récurrence saisonnière par année dans la période d'analyse est annualisée selon l'équation 2.4. Ceci prend la forme suivante :

$$\text{Retour Total Ann.} = (1 + R_{szn_1})(1 + R_{szn_2}) \dots (1 + R_{szn_n})^{1/n} - 1 \quad (5.9)$$

où chaque terme de retour R_{szn} est calculée selon l'équation 5.4 et n est la durée en années de la période d'analyse. Ce retour annualisé est converti en pourcentage.

Prenant les retours annualisés des calculs précédents, les retours journaliers composés sont aussi calculés. Ceci est fait en modifiant la formule générique de l'équation du retour géométrique moyen, soit l'équation 2.3, pour que le facteur de périodes inclus aussi le nombre de jours par période. Soit :

$$\text{Retour Journalier Composé} = [(1 + R_1)(1 + R_2) \dots (1 + R_n)]^{1/nT} - 1 \quad (5.10)$$

où n est la durée en années de la période d'analyse et T est le nombre de jours par période. Dans le cas de l'approche d'acheter et conserver, la valeur de T correspond à une année complète, donc 250 *TDY*. Pour les périodes saisonnières, la valeur de T est la durée en jours

de la récurrence saisonnière, soit la variable w des équations précédentes. Les valeurs des retours R_n sont calculées en utilisant les mêmes approches que pour les retours annuels et saisonniers décrites dans le paragraphe précédent. Ceci donne donc le retour composé par jour pour l'année entière ou pour la période saisonnière présentement évaluée.

Finalement, le retour moyen des récurrences saisonnières détectées et calculée utilisant la moyenne arithmétique simple sur la durée de la période d'analyse.

Ces calculs de retours donnent donc un aperçu des retours de la récurrence saisonnière en question. À eux seules, ils expriment la performance historique de la récurrence saisonnière, soit ses gains ou pertes saisonniers comparés à ceux de l'approche d'acheter et conserver sur la période d'analyse. Ceci est la métrique principale décrite par la majorité des études de stratégies saisonnières explorées dans la revue de la littérature. Cet outil offre donc une évaluation historique de la performance suivant cette norme. Mais, tel qu'il sera exploré dans le prochain chapitre, cette information peut aussi être utilisé pour raffiner l'analyse.

5.2.3 Filtres

L'analyse utilise une première étape de filtrage pour éliminer les *TDY* avec une occurrence trop faible dans la période d'analyse, ce qui a comme effet pratique de filtrer les derniers *TDY* de l'année supérieur à 250 qui peuvent souvent biaiser les résultats. Un second stade de filtre est employé pour réduire la quantité de résultats similaires. Tel que discuté dans la revue de la littérature, les cycles peuvent être composés de multiples sous-cycles. La saisonnalité peut avoir un comportement similaire, c'est-à-dire d'être composé de multiples sous-périodes. On itère donc à travers chacune des récurrences saisonnières détectées et on les filtre selon les règles suivantes :

1. Vérifier si les deux de la récurrence saisonnière ont une date de début à l'intérieur d'un seuil de ± 10 jours;
2. Si oui, vérifier si elles ont une durée de détention à l'intérieur d'un seuil de ± 10 jours;

3. Si oui, elles sont considérées comme étant des résultats redondants : retenir celle avec le plus pourcentage positif/négatif le plus élevé et éliminer l'autre;
4. Si les pourcentages positif/négatif sont égaux, retenir celle avec la plus longue durée de détention.

5.2.4 Présentation des tableaux de résultats

Les résultats des récurrences saisonnières haussières sont consolidés en une seule table des résultats positifs globaux en ajoutant une colonne pour chacun des calculs de performance de retours. La même opération est effectuée pour les résultats négatifs, soit pour les récurrences saisonnières baissières. Ces tables de résultats globaux sont affichées à la fin de l'analyse avec l'option de les sauvegarder en fichiers *.csv*.

CHAPITRE 6

OUTIL D'ANALYSE DE LA PERFORMANCE DES PRÉDICTIONS BOURSIÈRES DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES

6.1 Description de la méthode

6.1.1 Sommaire

Une fois que les récurrences saisonnières d'un titre sont identifiées, ces dernières peuvent être utilisées comme base pour effectuer du trading dans l'année qui suit la période d'analyse. En autres mots, les récurrences identifiées lors de la détection de saisonnalité sur une période de n années sont utilisées comme prédictions pour adopter une position d'achat ou de vente pour l'année $n + 1$. Ceci adresse le fait qu'on doit connaître une récurrence saisonnière avant de pouvoir l'utiliser : les retours calculés pour une récurrence qui s'est formée sur les n dernières années sont de nature historique. De façon pragmatique, cette information sert à aviser l'investisseur du potentiel de cette période favorable pour ensuite adopter une position pour l'année qui suit.

Cette année qui suit la période d'analyse, soit l'année d'évaluation, peut donc servir de mesure de performance de la récurrence saisonnière en tant qu'indicateur boursier. Ceci est fait en déterminant le nombre de prédictions exactes qui ont lieu durant cette année d'évaluation. De cette façon, on peut déterminer la fiabilité des récurrences saisonnières détectées lorsqu'elles sont utilisées comme stratégies d'investissement pour l'année suivante.

Finalement, on peut classer chacun des de la récurrence saisonnière selon différentes combinaisons de leurs caractéristiques, telles que leurs retours, leurs durées, et de leurs taux de fiabilité. De cette façon, il est possible de déterminer si certaines combinaisons particulières de ces caractéristiques augmentent la performance de fiabilité d'une récurrence.

6.1.2 Objectifs

Le premier objectif de cet outil est de déterminer la performance des récurrences saisonnières en tant qu'indicateurs boursiers pour l'année qui suit la période d'analyse saisonnière, soit l'année d'évaluation.

L'objectif suivant est de classer chacun des résultats de l'année d'évaluation selon diverses caractéristiques pour ensuite pouvoir déterminer si certaines d'entre elles améliorent la performance de fiabilité des récurrences saisonnières.

6.1.3 Mesure de performance

La mesure de performance principale de cet outil est le taux de fiabilité de la récurrence saisonnière comme indicateur, c'est-à-dire si elle a fourni une prédiction exacte pour l'année d'évaluation.

6.1.4 Contraintes

La première contrainte spécifique à cet outil est la notion d'année maximale pour l'évaluation. À moins d'être le 31 décembre, l'année en cours n'est pas une année calendrier entière et ne permet donc pas de faire une analyse saisonnière complète selon la méthodologie de ce travail. Si la période d'analyse de saisonnalité se termine à l'année qui précède l'année en cours, l'année d'évaluation sera donc l'année en cours et ne pourra pas être traitée. Dans ce cas, l'utilisateur est averti et l'analyse n'est pas effectuée.

6.2 Méthodologie d'implémentation

6.2.1 Obtention et traitement des données historiques

Étant donné que l'année d'évaluation est en dehors la période d'analyse de saisonnalité, une vérification est faite pour tous les titres à évaluer pour s'assurer qu'elles sont encore cotées à

la bourse. Ceci mitige le cas de figure où l'année d'analyse de performance est l'année où un titre est décoté de la bourse, ce qui retournerait une erreur lors de l'exécution du programme.

6.2.2 Description des calculs et manipulations

La première étape est la lecture des fichiers de résultats du chapitre précédent, soit la détection automatisée de la saisonnalité. Après, un filtre optionnel permet de limiter cette analyse à un secteur spécifique du marché, isolant les titres de ce secteur et éliminant tous les autres. De cette façon, la performance d'un secteur spécifique peut être effectuée à elle-seule.

Une fois que la liste de titres à traiter est déterminée, les données de chacun d'eux sont obtenues pour l'année d'évaluation. Le retour de chaque récurrence saisonnière est calculé pour l'année d'évaluation utilisant les prix de fermeture ajustés de début de cette année. Ce retour est ensuite utilisé pour déterminer l'exactitude des périodes : si une récurrence est haussière et le retour de l'année d'évaluation est positif, sa prédiction est considérée comme étant exacte. La même logique est utilisée pour l'évaluation des récurrences baissières et des retours négatifs.

6.2.3 Raffinement des résultats en classifiant les récurrences saisonnières par caractéristiques

Tel que décrit dans l'introduction à ce chapitre, cet outil effectue aussi une classification des récurrences saisonnières évaluées selon certaines caractéristiques. Celles-ci sont :

1. Le nombre d'années en échec sur période d'analyse : aucun, un, deux, ou toutes les valeurs possibles mais qui respectent quand même le seuil de fiabilité configuré;
2. La durée minimale de la période d'analyse réelle en années, c'est-à-dire le nombre d'années réellement utilisées pour l'analyse de saisonnalité du titre, soit n , $n - 1$, ou toutes les valeurs possibles (où n est la durée de l'analyse de saisonnalité);
3. La durée minimale/maximale de période de détention permise d'une récurrence saisonnière en incréments de 10 jours;

4. Une valeur vraie ou faux en binaire indiquant si la durée de détention de la récurrence saisonnière est inférieure/supérieure à la durée minimale/maximale permise du point précédent;
5. Une valeur vraie ou faux en binaire indiquant si le retour saisonnier total est supérieur au retour total de l'approche d'acheter et conserver;
6. Une valeur vraie ou faux en binaire indiquant si le retour saisonnier annualisé est supérieur au retour annualisé de l'approche d'acheter et conserver;
7. Une valeur vraie ou faux en binaire indiquant si le retour journalier saisonnier est supérieur au retour journalier de l'approche d'acheter et conserver;

Vu que la durée d'une récurrence est définie en incréments de 10 jours pour des durées de détention 10 à 120 jours, il y a donc 12 valeurs de durée distinctes. Multipliant par toutes les combinaisons possibles des caractéristiques décrites plus haut, ceci résulte en 384 permutations totales. Chacune des récurrences saisonnières évaluées est associée à la combinaison de caractéristiques qui lui est applicable.

6.2.4 Fichier de statistiques de l'année d'évaluation de performance

Une fois les récurrences saisonnières classifiées par ces combinaisons de caractéristiques, la dernière fonctionnalité de cet outil est la génération de fichier de statistique de la performance durant l'année d'évaluation. Les rangées de ce fichier sont les 384 permutations décrites dans la section précédente. Des calculs statistiques sont effectués pour chacun d'eux, soit le compte, le pourcentage applicable et le pourcentage de fiabilité des récurrences qui leurs sont associées. Ceci permet d'évaluer quelles combinaisons de caractéristiques contiennent les récurrences saisonnières avec le plus de prédictions exactes dans l'année d'évaluation, soit les combinaisons de caractéristiques avec la plus grande fiabilité. Ces fichiers seront utilisés dans le prochain chapitre pour effectuer une analyse statistique sur multiples périodes d'analyse.

6.2.5 Présentation des tableaux de résultats

Les tableaux de résultats de l'évaluation de performance sont d'un format similaire à ceux du chapitre précédent, mais avec l'ajout de certaines colonnes. Dans un premier lieu, on ajoute une colonne qui indique si la prédiction pour l'année d'évaluation est exacte. On ajoute aussi des colonnes qui expriment si les retours saisonniers ont dépassé leurs analogues de l'approche d'acheter et conserver via une valeur vraie ou faux en binaire, tel que décrit dans le Tableau 3.1. Ces tables de résultats sont affichées à la fin de l'analyse avec l'option de les sauvegarder en fichiers *.csv*, ainsi que le fichier de statistiques de l'année d'évaluation.

CHAPITRE 7

OUTIL D'ANALYSE STATISTIQUE DE LA PERFORMANCE DES PRÉDICTIONS BOURSIÈRES DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES

7.1 Description de la méthode

7.1.1 Sommaire

Jusqu'à présent, la saisonnalité d'un titre a été détectée et sa performance comme indicateur pour l'année suivant la période d'analyse a été évaluée. Cependant, ceci est un résultat pour une seule combinaison de période d'analyse et année d'évaluation. Il y a donc un intérêt de faire les analyses des deux derniers chapitres sur multiples périodes d'analyse consécutives pour obtenir des statistiques de performances pour plusieurs années d'évaluation.

Cet outil consiste donc de l'évaluation de performance suite à l'exécution successive du processus de détection automatisée de la saisonnalité et l'évaluation de performance qui en suit. On peut ensuite grouper chacune de ces évaluations par leurs combinaisons de caractéristiques explorée dans le chapitre précédent. De ces groupements, leurs moyennes sont calculées et utilisées comme base pour des calculs statistiques. Ceux-ci incluent la moyenne totale de l'exactitude de leurs prédictions ainsi que le compte et pourcentage de récurrences applicables par groupement. De cette façon, on peut déterminer de manière globale lesquelles de ces combinaisons de caractéristiques sont associées aux récurrences saisonnières les plus performantes en tant qu'indicateurs boursiers sur multiples périodes d'analyse consécutives.

Finalement, cette analyse est répétée en triant les titres selon leurs différents secteurs du marché pour évaluer lesquels contiennent les récurrences saisonnières les plus performantes.

7.1.2 Objectifs

L'objectif de cet outil est de quantifier la performance moyenne des prédictions des récurrences saisonnières détectées en termes de leurs caractéristiques et de leurs secteurs respectifs.

7.1.3 Mesure de performance

La mesure de performance principale est le pourcentage de prédictions exactes des récurrences saisonnières.

7.2 Méthodologie d'implémentation

7.2.1 Descriptions des calculs et manipulations

La première étape de ce processus est la détection automatisée de saisonnalité et de l'évaluation de la performance d'une série de titres. Cette série d'opérations est répétée pour m périodes d'analyse consécutive, où chaque période d'analyse a une durée de n années.

Ensuite, l'ensemble des fichiers de statistiques générés par l'outil d'évaluation de performance sont traités. Les résultats de chacun de ces fichiers sont groupés selon les combinaisons des caractéristiques qui leurs sont applicables, soit les 384 permutations possibles décrites dans le chapitre précédent. Ensuite, des calculs statistiques sont effectués sur chacun de ces groupements, telle la moyenne de l'exactitude des prédictions, le compte et le pourcentage applicable des récurrences saisonnières de chaque groupement.

Finalement, les groupements sont ordonnés en termes de des combinaisons de caractéristiques avec les récurrences saisonnières ayant la plus grande quantité de prédictions exactes sur les périodes d'analyse évaluées.

7.2.2 Interaction entre les outils systématiques

Le processus suivant représente les interactions des trois derniers chapitres pour l'évaluation statistique des plus de 500 titres du S&P500 :

- Outil de détection automatisée de la saisonnalité :
 - Entrée : Liste des titres du S&P500;
 - Sortie : Analyse saisonnière du S&P500 incluant les calculs de retours saisonniers versus l'approche d'acheter et conserver de chaque récurrence saisonnière;
- Outil d'évaluation de la performance en termes des prédictions boursières :
 - Entrée : Analyses saisonnières de l'outil de détection de la saisonnalité;
 - Sortie : Évaluation de la performance des prédictions saisonnières pour l'année d'évaluation et classification de ces derniers par combinaisons de leurs caractéristiques, telles que leurs retours, durées, nombre d'échet, etc.;
- Outil d'analyse de statistique globale :
 - Entrée : Toutes les analyses statistiques de même durée de l'outil d'évaluation de performance, soit une pour chaque période d'analyse;
 - Sortie : Analyse statistique des résultats évalués de toutes les périodes d'analyse groupées par durée.

Ce processus peut être répété pour m périodes d'analyse consécutives pour obtenir les statistiques de performances des récurrences saisonnières détectées sur multiples années d'évaluation de même durée de n années.

7.2.3 Présentation des tableaux de résultats

Aucun résultat est affiché à l'écran autre qu'un message de succès lors de la complétion de l'analyse statistique. Les résultats sont sauvegardés directement dans des fichiers de format `.csv`.

CHAPITRE 8

RÉSULTATS ET DISCUSSION DES OUTILS GRAPHIQUES

8.1 Sommaire

Ce chapitre présente les résultats obtenus avec les outils d'analyse de saisonnalité graphiques, soit l'analyse saisonnière graphique à base de fréquences temporelles fixes et l'analyse saisonnière graphique à base des jours de trading de l'année. Une période d'analyse des 20 dernières années, soit de 2003 à 2022, inclusivement, a été sélectionnée pour poursuivre les études similaires explorées dans la revue de la littérature. Ces dernières terminaient généralement entre l'année 2000 et 2007, donc 2003 est un bon point milieu à sélectionner comme date de début pour l'analyse fait dans ce travail.

8.2 Résultats de l'outil d'analyse saisonnière graphique à base de fréquences temporelles fixes

Les résultats suivants sont les analyses saisonnières graphiques en termes des fréquences temporelles fixes du marché, soit les jours de la semaine, les *TDM*, les mois et les quarts. Chacun de ces résultats inclut un tableau avec les données numériques des variables présentées sur les graphiques, soit le retour moyen et la fiabilité par fréquence, ainsi que la médiane et l'écart type des retours par fréquence.

8.2.1 Résultats par jours de la semaine

La paire de graphique et tableau suivante sont les retours par jours de la semaine du marché :

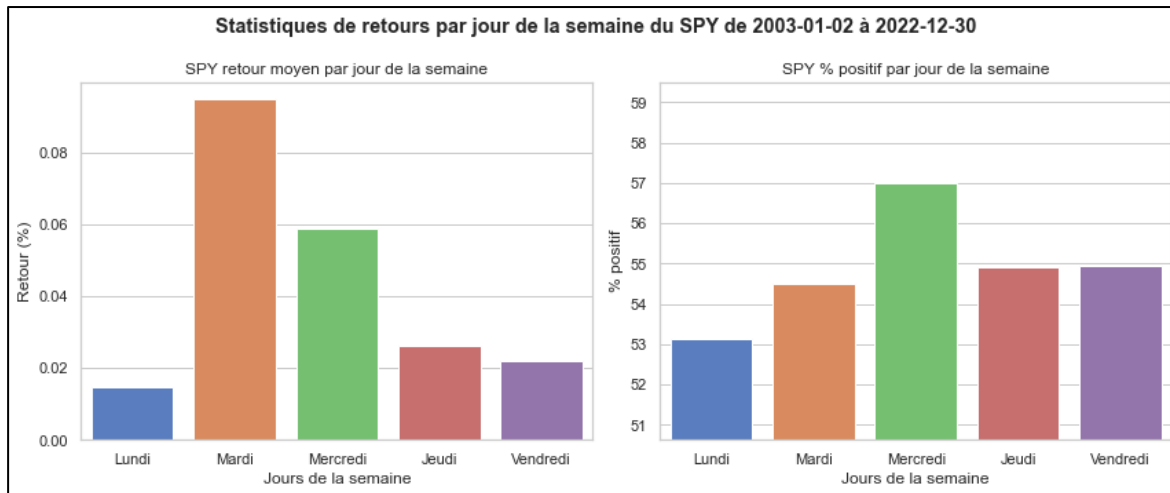


Figure 8.1 Analyse de saisonnalité par jour de la semaine du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Tableau 8.1 Résultats par fréquence des jours de la semaine du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Jour de la semaine	Retour journalier moyen	Médiane du retour journalier	Écart type	Compte	% Positif
Lundi	0.015%	0.041%	1.38	943	53.13%
Mardi	0.095%	0.072%	1.20	1033	54.50%
Mercredi	0.059%	0.089%	1.15	1035	57.00%
Jeudi	0.026%	0.088%	1.21	1016	54.92%
Vendredi	0.022%	0.076%	1.08	1008	54.96%

De ces résultats, on observe deux récurrences saisonnières dignes de mention. Premièrement, les mardis offrent les plus grands retours moyens sur la période d'analyse. Cependant, les mercredis ont la plus grande valeur de retour en termes de la médiane. Ceci implique que les mardis, ayant un plus grand écart type et donc une plus grande volatilité, ont connus plus de journées de retours accrus qui augmentent leur moyenne. Deuxièmement, les lundis sont la pire journée en termes de retours moyens et médianes. Ils sont aussi la plus volatile, ayant le plus grand écart type. Cependant, à moins de s'intéresser au *day trading*, ces résultats ne sont pas d'une immense utilité pour concevoir une stratégie boursière à plus long terme.

8.2.2 Résultats par jour du mois

La paire de graphique et tableau suivante sont les retours du marché par jour du mois (TDM) :

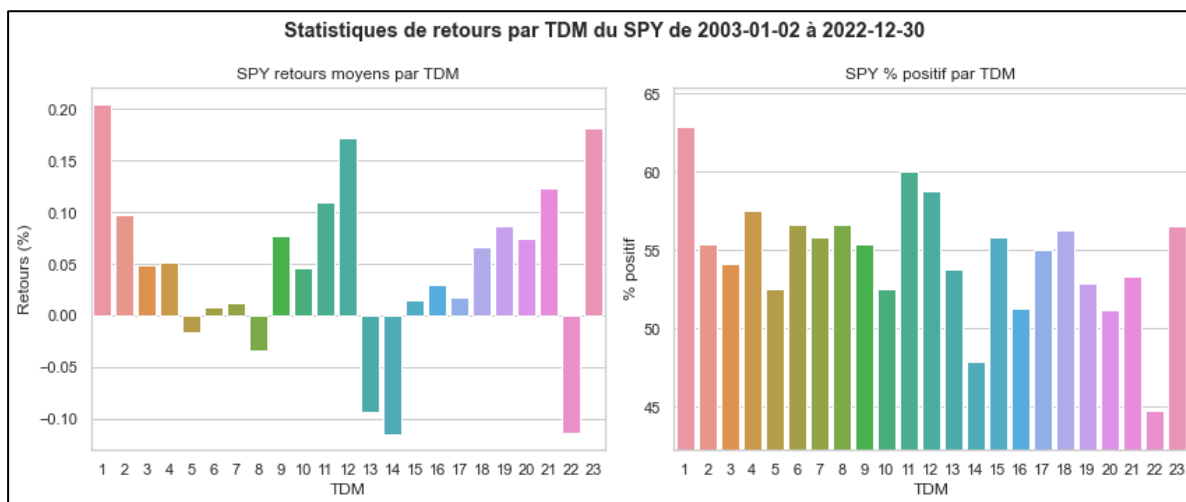


Figure 8.2 Analyse de saisonnalité par jour du mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Tableau 8.2 Résultats par fréquence des jours du mois du SPY de 2003 à 2022
(inclusivement)

Jour du mois	Retour journalier moyen	Médiane du retour journalier	Écart type	Compte	% positif
1	0.21%	0.28%	1.33	240	62.92%
2	0.098%	0.084%	1.070	240	55.42%
3	0.049%	0.071%	1.11	240	54.17%
4	0.052%	0.18%	1.29	240	57.50%
5	-0.015%	0.046%	1.048	240	52.50%
6	0.0080%	0.11%	1.22	240	56.67%
7	0.013%	0.058%	1.23	240	55.83%
8	-0.034%	0.087%	1.15	240	56.67%
9	0.078%	0.075%	1.61	240	55.42%
10	0.046%	0.030%	1.12	240	52.50%
11	0.11%	0.20%	1.37	240	60.00%
12	0.17%	0.13%	1.18	240	58.75%
13	-0.094%	0.047%	1.13	240	53.75%
14	-0.11%	-0.048%	1.16	240	47.92%
15	0.016%	0.12%	1.13	240	55.83%
16	0.030%	0.035%	1.27	240	51.25%
17	0.018%	0.058%	1.09	240	55.00%
18	0.067%	0.083%	1.11	240	56.25%
19	0.087%	0.051%	1.11	240	52.92%
20	0.075%	0.017%	1.39	211	51.18%
21	0.13%	0.033%	1.15	165	53.33%
22	-0.12%	-0.074%	0.88	76	44.74%
23	0.18%	0.024%	0.67	23	56.52%

Les retours journaliers par jours du mois, ou *TDM*, sont plus intéressants car ils offrent un aperçu de récurrences inter-journaliers à l'intérieur du mois. Tel qu'on peut voir sur la Figure 8.2, la mi-mois et la fin de mois sont des brèves périodes haussières. On note aussi une période baissière du 5^e au 8^e *TDM*, inclusivement. Ceci coïncide avec la stratégie de fin de mois décrite dans la revue de la littérature, où le point d'entrée est l'avant dernier *TDM* du mois et le point de sortie est le 5^e *TDM* du mois.

Encore plus précisément, le comportement du graphique s'agence très bien avec le « système ultime des jours mensuels » de Kaeppl, aussi discuté dans cette revue, qu'il avait évalué de 1993 à 2007. Cette stratégie correspond à l'adoption d'une position d'achat des quatre premiers, deux derniers, ainsi que les 9^e, 10^e, 11^e et 12^e TDM du mois. En regardant le compte par TDM, on voit que les derniers jours du mois, soit les TDM 21, 22 et 23, ont une faible occurrence. Il faut donc inclure les TDM 19 et 20 lorsqu'on évalue la performance des deux derniers jours de trading du mois. On observe ainsi la continuation des mêmes TDM haussiers de Kaeppl dans le mois pour la période d'analyse de 2003 à 2022, inclusivement.

Certains ne considèrent pas ces types de récurrences saisonnières comme des stratégies efficaces étant donné la quantité fréquente d'entrées et de sorties de positions qu'elles nécessitent. Tout de même, elles offrent aussi la fonction plus utilitaire de synchroniser un point d'entrée pour une stratégie d'achat périodique par somme fixe (*dollar cost averaging*) mensuelle.

8.2.3 Résultats par mois

La paire de graphique et tableau suivante sont les retours par mois du marché :

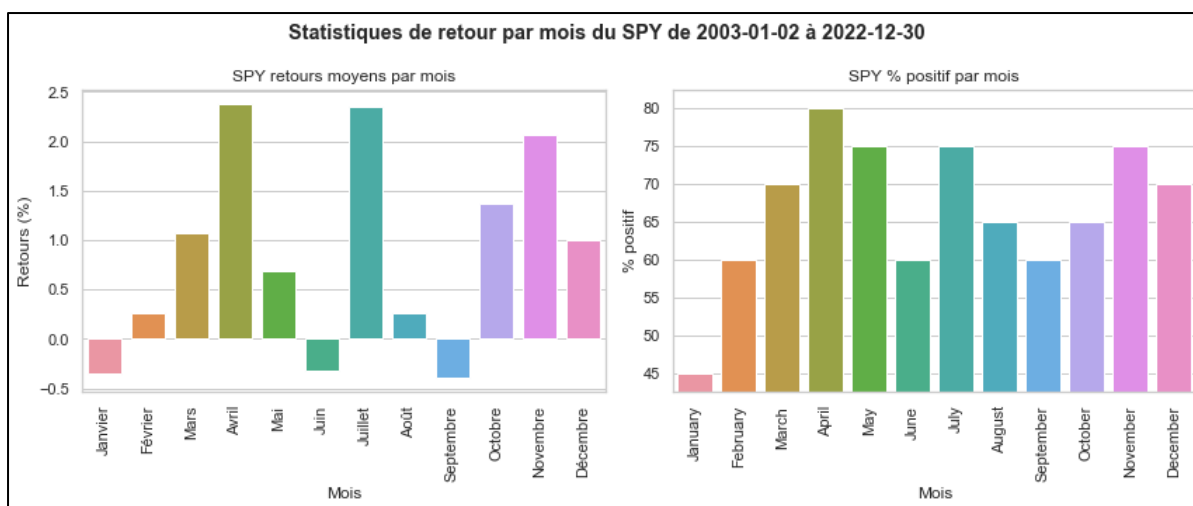


Figure 8.3 Analyse de saisonnalité par mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Tableau 8.3 Résultats par mois du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Mois	Retour mensuel moyen	Médiane du retour mensuel	Écart type	Compte	% positif
Janvier	-0.35%	-0.53%	4.38	20	45%
Février	0.26%	1.32%	4.27	20	60%
Mars	1.07%	0.99%	4.40	20	70%
Avril	2.38%	1.41%	4.64	20	80%
Mai	0.69%	1.61%	3.83	20	75%
Juin	-0.32%	0.30%	3.67	20	60%
Juillet	2.34%	2.16%	3.48	20	75%
Août	0.26%	0.79%	3.50	20	65%
Septembre	-0.40%	0.70%	4.62	20	60%
Octobre	1.37%	2.28%	6.10	20	65%
Novembre	2.07%	2.37%	3.75	20	75%
Décembre	1.01%	1.28%	3.54	20	70%

Les résultats par mois sont des récurrences saisonnières plus facilement observables et donc utilisables pour un investisseur moyen. La déviation principale entre ces résultats et les six meilleurs mois du Cycle de Hirsch, soit de novembre à avril, inclusivement, et de la version modifiée par Vakkhur, qui favorise les mois de novembre, décembre, janvier, mars, avril et juillet, est la mauvaise performance du mois de janvier. Ceci est ressentie en termes de ses retours moyens négatifs mais aussi dans son pourcentage positif de seulement 45%, étant le seul mois ayant plus fréquemment des retours négatifs.

Tel que discuté dans la revue de la littérature, les récurrences saisonnières ne sont pas nécessairement éternelles. En observant ces résultats, la nouvelle série de mois favorables est plutôt composé de mars, avril, mai, juillet, octobre, novembre et décembre. Le mois de mai a été inclus à cette liste malgré des retours ordinaires étant donné sa stabilité, avec un pourcentage positif respectable de 75%. Ceci sera évalué utilisant la fonction de calcul de retour avec omissions de certains mois dans une section à venir, ainsi que tous les autres résultats mensuels discutés ici.

8.2.4 Résultats par quarts

La paire de graphique et tableau suivante sont les retours par quarts du marché :

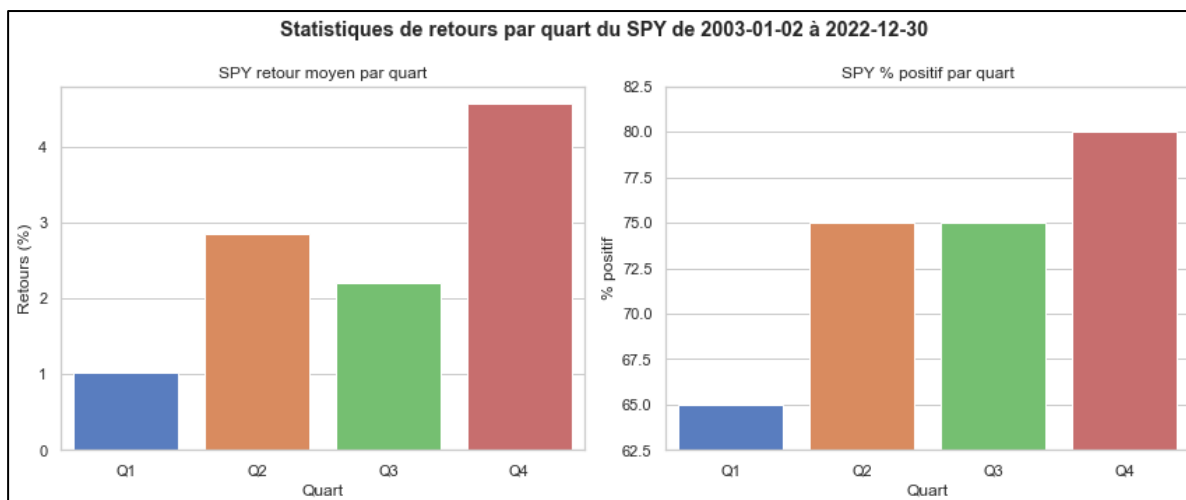


Figure 8.4 Analyse de saisonnalité par quart du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Tableau 8.4 Résultats par quart du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Quart	Retour par quart moyen	Médiane du retour par quart	Écart type	Compte	% positif
1	1.09%	1.52%	8.06	20	65%
2	2.86%	2.70%	8.44	20	75%
3	2.21%	3.22%	6.89	20	75%
4	4.57%	6.89%	8.75	20	80%

Étant donné la nature de leurs dates de début et de fin, les retours par quarts peuvent être facilement modélisés par les retours par mois. Tout de même, il a quand même une plus-value d'observer la performance de différents groupements de mois consécutifs. Un élément intéressant est la performance du Q3 malgré l'inclusion des mois d'août et septembre, qui sont reconnus comme étant des mois baissiers. Ceci démontre la force du mois de juillet. Le Q4, qui coïncide avec les trois premiers des six meilleurs mois de l'année, est aussi une période haussière annuelle. On voit aussi un pourcentage positif très élevé pour la période, démontrant la stabilité de cette récurrence saisonnière. Malgré ces observations, les stratégies par quart pour le marché entier sont ultimement remplaçables par ceux des mois de l'année et

non le contraire : l'utilisation des mois de l'année offre une granularité désirable avec des retours dans le même ordre de magnitude.

8.2.5 Évaluation des retour historiques en filtrant les mois non-performants

Tel que présenté dans le Chapitre 3, une fonction de calcul des retours totaux en omettant certains mois de l'année a été inclus dans cet outil. Les mois ont été sélectionnés comme fréquence vu qu'une quantité importante des stratégies existantes sont basés sur les retours mensuels. Cette analyse a été exécutée pour divers combinaisons de mois omis, qui a le même effet que de seulement être investi durant certains mois de l'année. Les stratégies de Hirsch et Vakkhur ainsi que d'autres récurrences saisonnières célèbres à base mensuelle sont testées de cette façon pour la période d'analyse des 20 dernières années. Ceci permet d'évaluer leurs performances plus récentes et juger si elles demeurent des stratégies viables durant cette période. De plus, utilisant les résultats graphiques de cet outil, une nouvelle combinaison des mois non-performants à omettre est testée, soit l'omission des mois de janvier, février, juin, août et septembre. Les résultats sont les suivants :

Tableau 8.5 Retours de 2003 à 2022 (inclusivement) en omettant certains mois de l'année

Mois investis	Retour total	Description	Durée investi
Tous	535.19%	Équivalent de l'approche d'acheter et conserver (<i>buy and hold</i>)	12 mois
Novembre à avril (inclusivement)	223.84%	Équivalent du Cycle de Hirsch (six meilleurs mois)	6 mois
Janvier, février, mars, avril, juillet, octobre, novembre, décembre	543.89%	Tous les mois favorables de la variation de Vakkhur	8 mois
Janvier, mars, avril, juillet, novembre, décembre	392.20%	Seulement les meilleurs mois de la variation de Vakkhur	6 mois
Mars, avril, mai, juillet, octobre, novembre, décembre	670.13%	Stratégie proposée suite aux récurrences mensuelles de 2003 à 2022, inclusivement	7 mois
Tous sauf septembre	602.98%	Équivalent de la stratégie d'omettre le mois de septembre	11 mois

On observe immédiatement que le Cycle de Hirsch n'offre pas de gain versus l'approche d'acheter et conserver lors des 20 dernières années. Ceci s'explique en partie par l'inclusion du mois de juillet dans les mois omis qui, tel a été discuté auparavant dans l'analyse des retours par quarts, est un mois avec des retours importants et fiables.

Après, une modélisation à haut niveau de la variation de Vakkhur est évaluée. Il est à noter que ce modèle n'inclut pas l'effet de levier pour les meilleurs mois. L'intention est plutôt de déterminer si les mois qu'il a identifiés comme favorables offrent encore un potentiel de retours supérieurs. En effet, les mois favorables selon Vakkhur produisent un retour légèrement supérieur à l'approche d'acheter et conserver. En incorporant les retours potentiels d'être investi dans des fonds à très bas risque durant les mois omis, tel dans des marchés monétaires (*money markets*), la fondation de la stratégie est encore viable dans la période d'analyse récente, surtout si l'on désire réduire son exposition au marché.

Ensuite, la stratégie proposée d'omettre les mois non-performants de janvier, février, juin, août et septembre, a produit des résultats historiques considérables, surpassant l'approche d'acheter et conserver par 133.94% sur la période. Il sera à voir dans les années futures si elle demeure une stratégie d'investissement intéressante.

Finalement, la simple omission du mois de septembre est très performante en termes de retours historiques, surpassant l'approche d'acheter et conserver de 66.79%. On voit donc le potentiel de ne pas participer dans le marché durant des périodes baissières connues lorsque cette stratégie est appliquée avec discipline et de façon consécutive d'année en année.

8.2.6 Application pratique en filtrant les mois non-performants

Un dernier exercice pertinent est d'évaluer l'application pratique de ces stratégies pour l'année complète la plus récente de 2023. Les résultats sont les suivants :

Tableau 8.6 Retours pour l'année 2023 en omettant certains mois de l'année

Mois investis	Retour 2023	Description	Durée investi
Tous	26.18%	Équivalent de l'approche d'acheter et conserver (<i>buy and hold</i>)	12 mois
Novembre à avril (inclusivement)	24.59%	Équivalent du Cycle de Hirsch (six meilleurs mois)	6 mois
Janvier, février, mars, avril, juillet, octobre, novembre, décembre	25.87%	Tous les mois favorables mois de la variation de Vakkhur	8 mois
Janvier, mars, avril, juillet, novembre, décembre	31.98%	Seulement les meilleurs mois de la variation de Vakkhur	6 mois
Mars, avril, mai, juillet, octobre, novembre, décembre	22.04%	Stratégie proposée suite aux récurrences mensuelles de 2003 à 2022, inclusivement	7 mois
Tous sauf septembre	32.46%	Équivalent de la stratégie d'omettre le mois de septembre	11 mois

En termes de battre l'approche d'acheter et conserver sur l'année entière, les seules stratégies qui surclassent ce barème en 2023 sont les meilleurs mois de la variation de Vakkhur et l'omission du mois de septembre. L'omission du mois de septembre est un cas particulièrement intéressant, se démarquant à la fois par sa simplicité, ses retours historiques récents et sa performance actuelle.

Cependant, une métrique importante à prendre en considération est la durée d'investissement sur l'année pour chacune de ces stratégies. Tel que mentionné plus tôt dans cette section, il y a l'opportunité d'être investi dans d'autres actifs durant les mois omis pour chacune de ces stratégies. Il est donc important de faire une comparaison en utilisant une base commune entre l'approche d'acheter et conserver et ces stratégies. Ceci est accompli en annualisant les retours, ce qui est un concept discuté à plusieurs reprises dans la revue de la littérature. Les retours annualisés pour 2023 sont donc les suivants :

Tableau 8.7 Retours annualisés en omettant certains mois de l'année

Mois investis	Retours annualisés 2023	Description	Durée investi
Tous	26.18%	Acheter et conserver (<i>buy and hold</i>)	12 mois
Novembre à avril (inclusivement)	49.18%	Cycle de Hirsch (six meilleurs mois)	6 mois
Janvier, février, mars, avril, juillet, octobre, novembre, décembre	38.81%	Tous les mois favorables de Vakkhur	8 mois
Janvier, mars, avril, juillet, novembre, décembre	63.96%	Seulement les meilleurs mois de Vakkhur	6 mois
Mars, avril, mai, juillet, octobre, novembre, décembre	37.78%	Stratégie proposée des récurrences mensuelles	7 mois
Tous sauf septembre	35.41%	Stratégie d'omettre le mois de septembre	11 mois

On observe immédiatement les effets de cette analyse sur les retours de l'année d'évaluation de 2023. En effet, l'annualisation contextualise les retours sur la même durée de temps que l'approche d'acheter et conserver sur l'année, soit une période de 12 mois. Visualisant les retours de cette façon, on constate qu'ils dépassent tous l'approche d'acheter et conserver. Certaines stratégies, telle la stratégie proposée basée les récurrences mensuelles de 2003 à 2022 et celle des meilleurs mois de la variation de Vakkhur, deviennent beaucoup plus intéressantes dans ce contexte. Le concept d'annualisation demeurera donc une métrique importante par laquelle évaluer les résultats de stratégies saisonnières qui impliquent seulement un investissement sur une portion de l'année.

8.3 Résultats utilisant l'outil d'analyse saisonnière graphique à base des jours de trading de l'année

Les résultats suivants sont ceux des courbes de saisonnalité avec modulation de la courbe selon les variations décrites dans le Chapitre 4. Chacun des résultats de ces outils incluent une analyse de performance versus l'année qui suit la période d'analyse, soit l'année

complète la plus récente de 2023. Les récurrences obtenues via ces courbes de saisonnalité avec des durées inférieures à 10 jours sont ignorées pour éviter du bruit dans les analyses.

8.3.1 Simple courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année

Dans un premier lieu, la courbe de saisonnalité à elle-seule a eu une performance intéressante pour l'année d'évaluation de 2023. Il est important de rappeler que l'objectif primordial de cette courbe est de synchroniser des jours d'entrées et de sorties pour une position d'achat ou de vente et non de seulement qualifier l'amplitude des retours. Le résultat est le suivant :

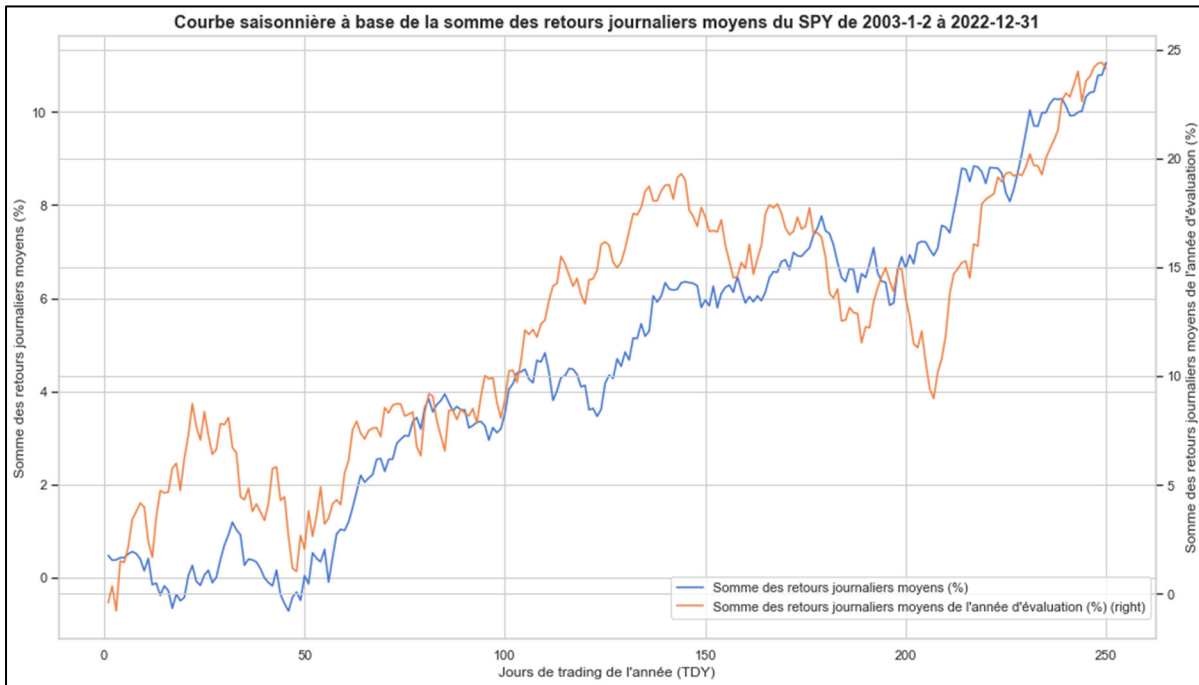


Figure 8.5 Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022, inclusivement, avec analyse de performance pour l'année 2023

Observant ce graphique, les principales erreurs sont l'absence de signaux haussiers en début d'année entre les *TDY* 0 et 10 et les périodes baissières entre les *TDY* 145 et 205. Par contre, la période haussière importante entre les *TDY* 50 et 145 et le rallye de fin d'année des *TDY* 210 et 250 sont bien captés. Ceci est la base versus laquelle les variations décrites dans le Chapitre 4 peuvent être comparées.

8.3.2 Courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année avec *MACD*

La figure suivante représente la courbe de saisonnalité du marché avec l'ajout de *MACD*:

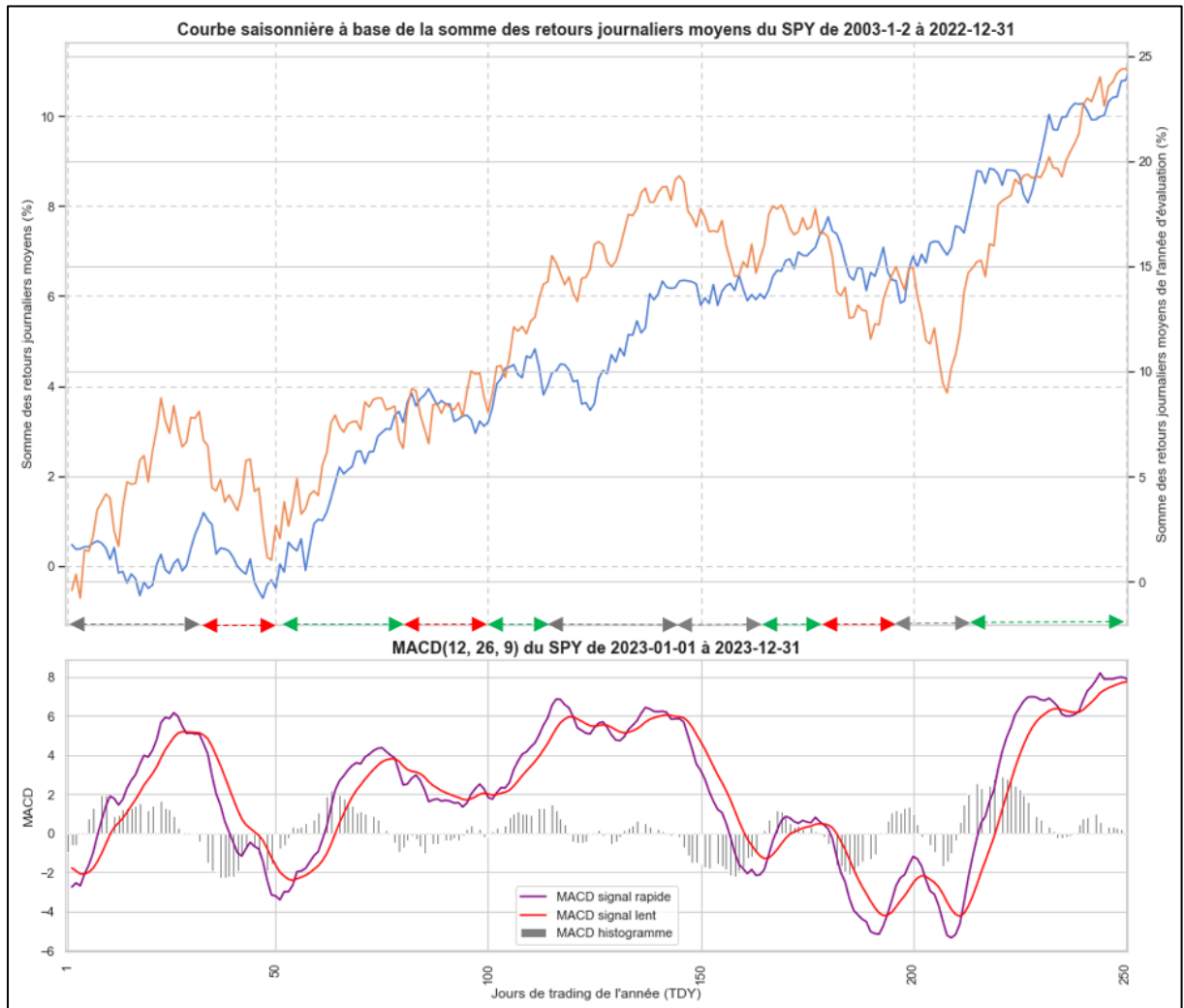


Figure 8.6 Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse de performance et *MACD* pour l'année 2023

Les règles suivantes sont utilisées pour la combinaison de cet indicateur et de la courbe saisonnière : acheter ou vendre si les deux sont en accord et ne rien faire si les signaux sont contraires. À cette fin, une période de trading horizontal dans la courbe de saisonnalité est aussi considérée comme un signal neutre. Ceux-ci sont représentés sur la Figure 8.6 de la façon suivante : une flèche horizontale verte indique un signal d'achat commun, une flèche rouge un signal de vente commun et une flèche grise un signal neutre, soit un désaccord entre la courbe de saisonnalité et de le *MACD*. Les résultats pour 2023 utilisant cette approche hybride sont les suivants, comparés aux retours standards d'avoir simplement acheter et conserver sur chacune des périodes identifiées par la *MACD* :

Tableau 8.8 Performance du SPY en 2023 via l'approche de courbe saisonnière et *MACD*

Périodes Identifiées <i>MACD</i>	Action selon règle de trading	Retours standards 2023	Retours stratégies combinées 2023
3 janvier au 14 février	Aucune	8.36%	0.00%
14 février au 15 mars	Vente	-5.60%	5.60%
15 mars au 27 avril	Achat	6.35%	6.35%%
27 avril au 25 mai	Vente	0.54%	0.54%
25 mai au 16 juin	Achat	6.38%	6.38%
16 juin au 1 août	Achat	3.87%	3.87%
1 août au 29 août	Achat	-1.60%	-1.60%
29 août au 13 septembre	Achat	-0.59%	-0.59%
13 septembre au 11 octobre	Vente	-1.94%	1.94%
11 octobre au 8 novembre	Vente	0.21%	-0.21%
8 novembre au 29 décembre	Achat	9.15%	9.15%
Retour total composé:	-	26.71%	34.05%

Pour 2023, l'approche hybride de courbe de saisonnalité et *MACD* commence sur le mauvais pied en manquant le gain initial de 8.36% du 3 janvier à 14 février. Par contre, cette combinaison de stratégie transforme les pertes de 5.60% du 14 février à 15 mars et de 1.94% du 13 septembre au 11 octobre en gains. Le résultat final est un retour composé de 34.05% pour l'approche, ce qui dépasse le *buy and hold* sur l'année, résultant donc en une stratégie viable pour 2023. Ceci met en évidence l'importance de non seulement bien identifier des périodes haussières, mais aussi les effets d'éviter des périodes baissières importantes.

8.3.3 Courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'années avec modulation par moyenne pondérée

La figure suivante représente la courbe de saisonnalité du marché en termes des jours de trading de l'année avec modulation par moyenne pondérée décrit dans le Chapitre 4 :

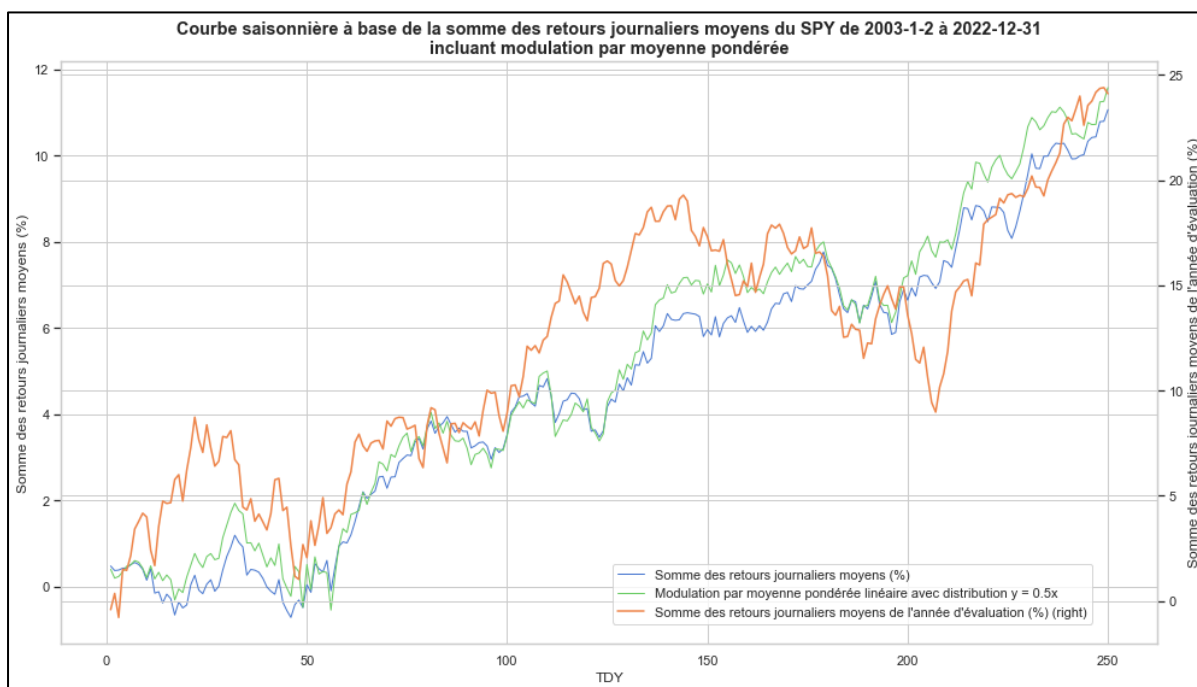


Figure 8.7 Courbes de saisonnalité avec modulation par moyenne pondérée du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse de performance pour l'année 2023

La plus importante observation est que la forme générale de la courbe de saisonnalité n'est pas influencée par cette modulation. En effet, seulement l'amplitude des retours est affectée, mais les *TDY* autour desquels les périodes haussiers ou baissiers débutent restent les mêmes. Une première raison possible pour ce comportement est que les périodes de débuts et de fin de saisonnalité sont belles et bien réelles et donc communes à une majorité des années sur la durée d'analyse, même si on favorise des années plus récentes. Une autre justification est la présence d'années avec des retours exceptionnels. Même avec l'utilisation de la somme des retours en pourcentages dans un effort de normaliser les résultats, des années avec des retours haussiers ou baissiers hors-normes peuvent quand même écraser les autres années et donc

influencer les résultats. Dans les deux cas, la performance avec cette variation reste la même. Il n'y a donc pas de valeur ajoutée à l'utiliser versus la simple courbe de saisonnalité simple.

8.3.4 Index de saisonnalité par extraction de la tendance en termes des jours de trading de l'année

La figure suivante représente l'index de saisonnalité par l'extraction de la tendance annuelle :

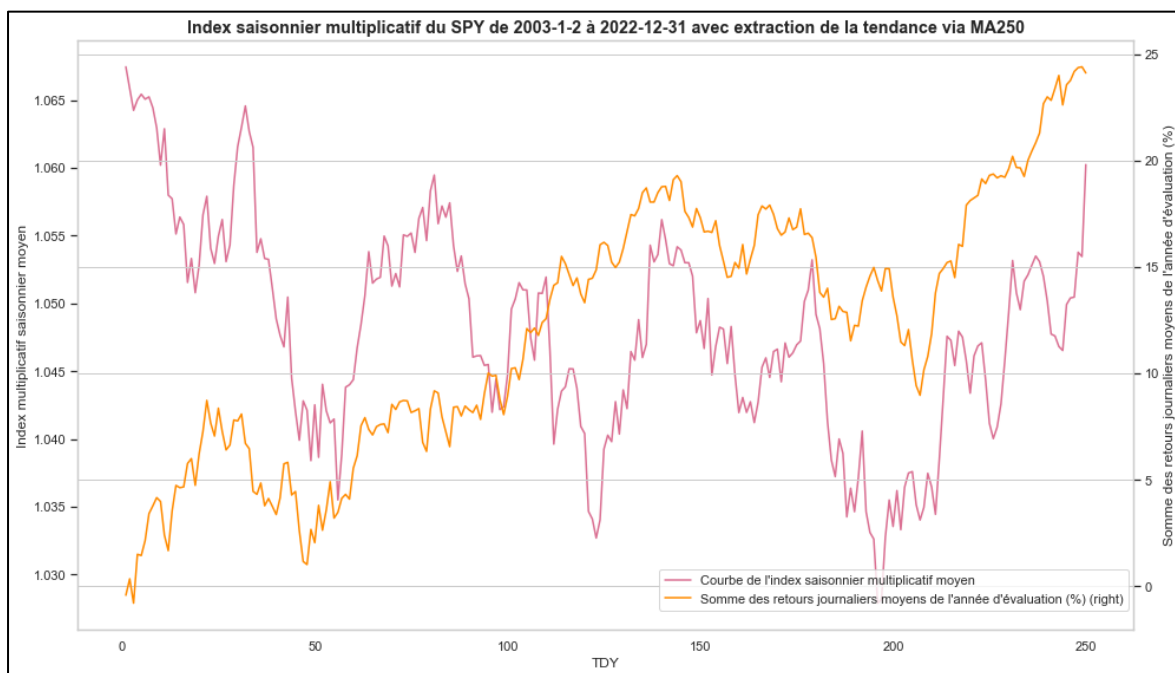


Figure 8.8 Index de saisonnalité par extraction de la tendance annuelle du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec analyse de performance pour l'année 2023

L'utilisation de l'approche de l'extraction est intéressante car elle traite les périodes de trading horizontal dans la courbe de saisonnalité de comme étant des signaux baissiers. En effet, en examinant cette variation versus la courbe de saisonnalité simple, on remarque les mêmes signaux d'achats de ventes, tel que sur la comparaison suivante :

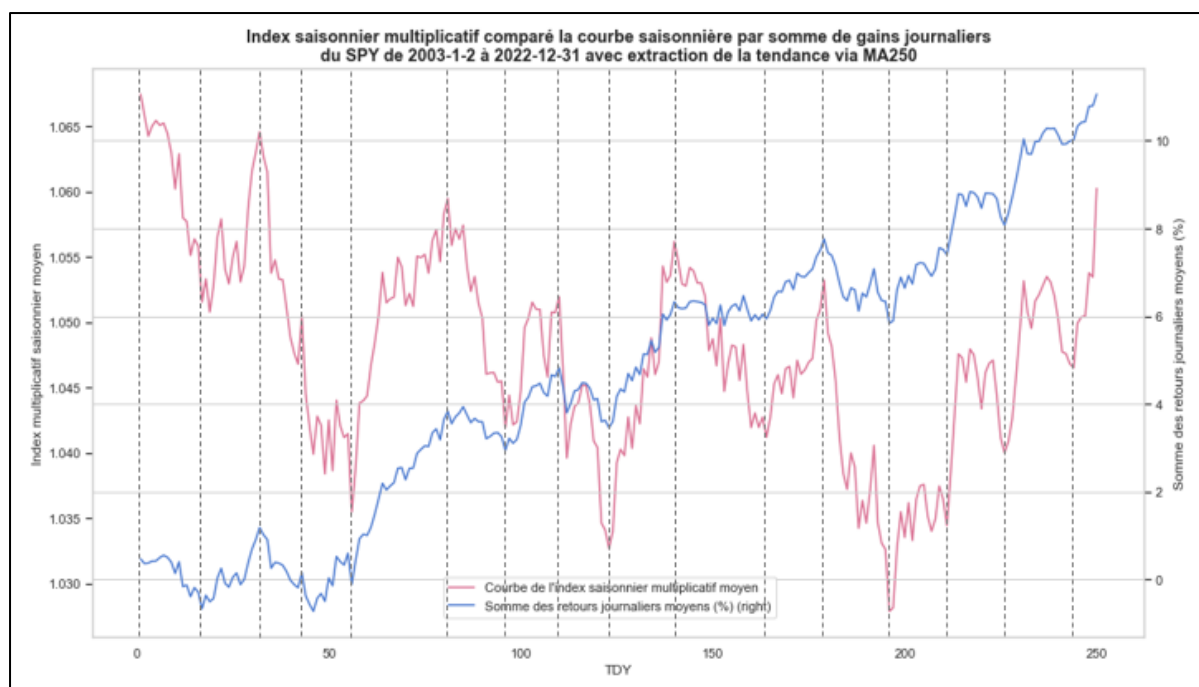


Figure 8.9 Comparaison de l'index de saisonnalité par extraction de la tendance annuelle à la courbe de saisonnalité standard du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement)

Ceci implique la présence de tendance sous-jacente positive dans la courbe standard. Cependant, il n'est pas garanti que cette tendance soit toujours haussière. En effet, pour statuer sur ce point, il faut être conscient des conditions du cycle boursier dans lesquels l'analyse courante se situe. L'analyse standard a donc ce bénéfice versus cette méthode plus complexe d'extraction de la tendance, car elle divulgue visuellement la moyenne de la tendance sous-jacente sur la période d'analyse. En employant quelques règles concernant le trading horizontal avec une analyse cyclique simpliste à l'appui, cette variation est ultimement redondante. Mais, elle a tout de même la valeur ajoutée de supporter la notion que le trading horizontal est un signal baissier dans les conditions actuelles de l'année d'évaluation, soit de 2023.

8.3.5 Optimisation de la fiabilité des points d'entrées et de sorties des récurrences saisonnières

Utilisant les fonctions de vérification et d'optimisation de la fiabilité saisonnière décrites dans le Chapitre 4, il est possible de déterminer les points d'entrées et de sorties qui ont les

plus grands pourcentages positifs pour chaque période haussière détectée par cette approche graphique. Ceci permet d'évaluer si les récurrences saisonnières divulguées, qui sont seulement calculées en fonction de l'amplitude de leurs retours et non en termes de la fréquence de retours positifs, ont aussi été des résultats fiables sur la période d'analyse. Étant donné que les variations proposées n'ont pas produites de meilleurs résultats que la simple courbe de saisonnalité, celle-ci est utilisée comme base pour compléter cet exercice. Les périodes haussières sont donc exposés à l'aide de flèches vertes de la façon suivante :

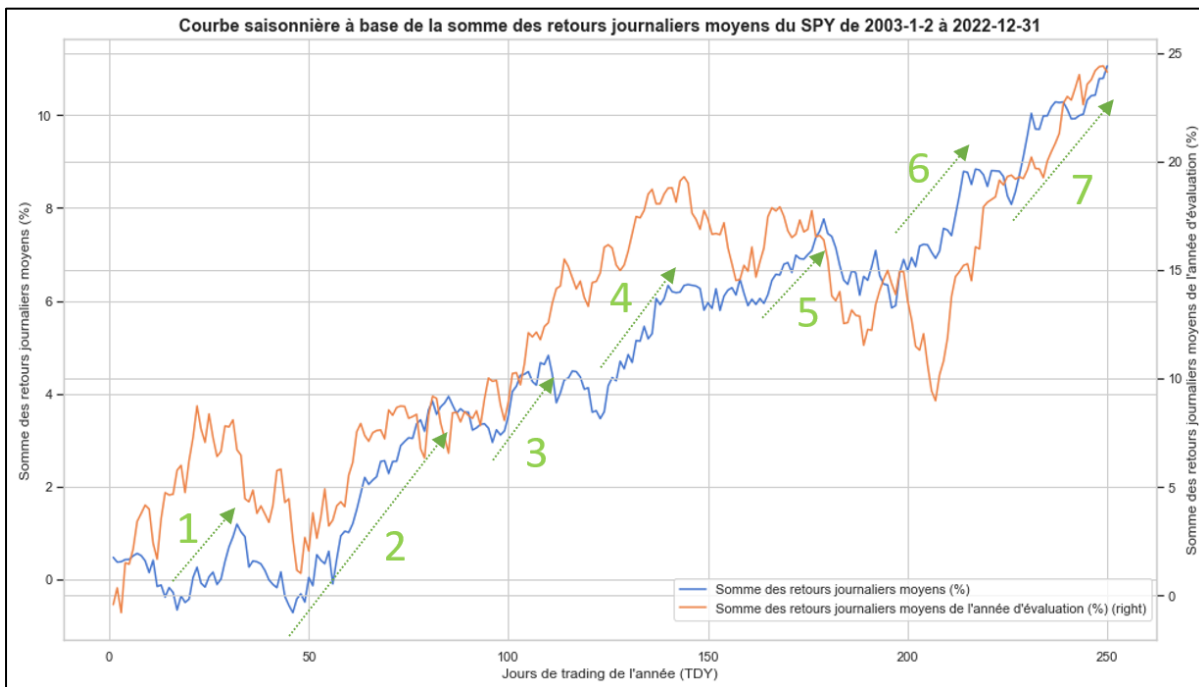


Figure 8.10 Courbe de saisonnalité du SPY de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023

Dans un premier lieu, la fonction de vérification est utilisée pour calculer le pourcentage positif de chacune des périodes haussières détectés sur la Figure 8.10. Les *TDY* de début et fin pour cette vérification sont estimés en incréments minimaux de 5 jours. Ensuite, partant de ces estimés, les résultats sont optimisés utilisant la fonction d'optimisation de la fiabilité saisonnière. Les résultats sont obtenus avec un seuil de ± 5 jours autour des estimés de *TDY* de début et de fin de chaque récurrence saisonnière.

Additionnellement, les fonctions de calcul de retours totaux du Chapitre 6 sont aussi employés. Utilisant ces fonctions, les retours saisonniers totaux sur la période d'analyse sont calculés. Ceci est fait à la fois pour les *TDY* estimés et pour les *TDY* optimisés, ce qui permet de comparer s'il y a un impact sur les retours historiques en optimisant pour améliorer la fiabilité. Les résultats du premier de ces deux exercices sont :

Tableau 8.9 Fiabilité des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours

Jour de trading de début estimé	Jour de trading de fin estimé	% positif estimé	Jour de trading de début optimisé	Jour de trading de fin optimisé	% positif optimisé
15	30	75%	17	32	90%
45	80	75%	46	78	90%
95	110	65%	99	110	80%
125	140	75%	120	137	90%
160	175	75%	155	172	80%
195	220	80%	196	216	90%
225	245	80%	220	247	90%

On observe que cette optimisation a augmenté la fiabilité à travers tous les résultats, avec une amélioration moyenne d'environ 10% de leurs pourcentages positifs. De plus, l'optimisation des récurrences saisonnières détectées produit des pourcentage positifs qui oscillent tous dans une plage de 80% à 90% d'années, qui est un seuil de fiabilité respectable. Il est donc possible de contrôler pour la fiabilité avec une approche graphique qui met l'emphase sur l'amplitude des retours.

Ensuite, les résultats en termes de calculs de retours totaux sont les suivants :

Tableau 8.10 Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours

Jour de trading de début estimé	Jour de trading de fin estimé	Retour total saisonnier estimé	Jour de trading de début optimisé	Jour de trading de fin optimisé	Retour total saisonnier optimisé
15	30	17.07%	17	32	42.20%
45	80	115.56%	46	78	114.75%
95	110	34.88%	99	110	17.24%
125	140	52.31%	120	137	44.69%
160	175	22.41%	155	172	14.05%
195	220	43.91%	196	216	61.81
225	245	46.40%	220	247	42.13%

Mise à part quelques cas d'exceptions tel les *TDY* 15 à 30 et 195 à 220, les retours saisonniers totaux sur la période ne sont pas améliorés avec l'optimisation de la fiabilité. En effet, il y a même une tendance de perte de performance des retours pour ces périodes. Les durées estimées et optimisées augmentent et diminuent de façons similaires, donc il n'y a pas de corrélation évidente entre la durée et cette réduction de performance des retours. Il semble donc avoir un compromis à faire entre ces deux variables utilisant l'approche graphique : optimiser pour l'amplitude des retours ou pour la fiabilité.

8.3.6 Évaluation des retours historiques de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives

Ensuite, ces récurrences individuelles peuvent aussi être combinées de façon consécutive. Ceci a pour but de calculer leurs retours historiques lorsqu'on est investie seulement durant les périodes haussières de l'année détectées par cette méthode graphique. Les *TDY* de début et fin de chaque période haussière identifiée sur la Figure 8.10 sont utilisés comme points d'entrées et de sorties successives pour cette approche. Les retours de chaque telle paire, calculés dans le tableau précédent, sont utilisés comme les termes de retours dans la formule de taux de rendement pondéré dans le temps de l'équation 2.2. Ceci est donc le retour total saisonnier de la combinaison successive de ces périodes. Ensuite, ces retours sont comparés à

ceux de l'approche d'acheter de conserver du plus petit au plus grand *TDY* de toutes les paires de *TDY* combinées. Il est important de noter que chacune de ces combinaisons de paires de *TDY* ne doivent pas avoir des *TDY* juxtaposés.

Tableau 8.11 Retours historiques des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 de 2003 à 2022 (inclusivement) avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 *TDY*

	Paires de jours de trading successives des récurrences saisonnières combinées	Retour saisonnier total	Retour acheter et conserver
Récurrences estimées	(15, 30), (45, 80), (95, 110), (125, 140), (160, 175), (195, 220), (225, 245)	1237.02%	539.03%
Récurrences optimisées	(17, 32), (46, 78), (99, 110), (120, 137), (155, 172), (196, 216), (220, 247)	1258.73%	559.64%

On voit immédiatement une hausse considérable du retour total saisonnier lorsque les périodes haussières sont combinées ou, en autres mots, lorsque les périodes baissières sont évités. Ceci est ultimement une approche similaire à l'omission des mois non-performants utilisée antérieurement, mais avec une granularité beaucoup plus élevée via l'emploi des *TDY* comme fréquence. La différence entre les approches estimées et optimisées en termes de retours n'est pas significative : on voit une amélioration mineure à ce niveau en utilisant les paires de *TDY* optimisées, soit les plus fiables.

8.3.7 Application pratique de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives pour le marché

Une première application pratique la combinaison successive de ces périodes est effectuée pour l'année complète la plus récente de 2023 utilisant le SPY. Tel que dans le test précédent, les retours totaux saisonniers et annuels sont du premier au dernier *TDY* de toutes les paires combinées. Les résultats pour les périodes estimées sont :

Tableau 8.12 Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 2023

Récurrences (jours de trading)	Dates des jours de trading en 2023	Retours 2023	Nombre de jours investis
15 à 30	24 janvier au 14 février	3.11%	15
45 à 80	8 mars au 27 avril	3.78%	35
95 à 110	18 mai au 9 juin	2.55%	15
125 à 140	3 juillet au 24 juillet	2.62%	15
160 à 175	22 août au 13 septembre	1.91%	15
195 à 220	11 octobre au 15 novembre	3.06%	25
225 à 245	22 novembre au 21 décembre	4.31%	20
-	Total composé:	23.36%	140

Premièrement, on observe que l'entièreté de ces périodes étaient positives en 2023. Le retour composé de leurs gains individuels est égal à 23.36% pour une durée investie de seulement 140 jours, ce qui rencontre presque le *buy and hold* de l'année de 26.18%. Ensuite, les retours pour 2023 utilisant les paires de *TDY* optimisées pour la fiabilité sont les suivants :

Tableau 8.13 Retours des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 2023 avec optimisation utilisant un seuil de ± 5 jours

Récurrences (jours de trading)	Dates des jours de trading en 2023	Retours 2023	Nombre de jours investis
17 à 32	26 janvier au 16 février	0.87%	15
46 à 78	9 mars au 25 avril	4.10%	32
99 à 110	24 mai au 9 juin	4.58%	11
120 à 137	26 juin au 20 juillet	4.81%	17
155 à 172	15 août au 8 septembre	0.59%	17
196 à 216	12 octobre au 9 novembre	0.042%	20
220 à 247	15 novembre au 26 décembre	6.20%	27
-	Total composé:	23.01%	139

On note que les retours de chaque paire de jour de trading pour des périodes équivalentes varient entre ces deux approches. Tout de même, le résultat total pour 2023 utilisant cette variation est presque égal à celui de la version précédente, soit d'un retour composé de 23.01% pour 139 jours investis.

Finalement, l'annualisation de ces deux approches sur l'entièreté de l'année 2023 génère les résultats suivants :

Tableau 8.14 Retours annualisés des récurrences saisonnières du SPY identifiées dans la Figure 8.10 pour l'année 2023

	Retours saisonniers 2023	Nombre de jours investis	Retours saisonniers 2023 annualisés
Récurrences estimées	23.26%	140	41.72%
Récurrences optimisées	23.01%	139	41.72%

De ces résultats, on voit que lorsque les gains saisonniers des récurrences combinées sont contextualisés sur l'année entière, les retours annualisés de ces deux approches sont supérieurs à l'approche d'acheter et conserver pour 2023. On note aussi que la performance annualisée des *TDY* estimés est égale à leurs versions optimisées. Il semble donc être préférable de simplement utiliser les *TDY* estimés directement visible sur la courbe de saisonnalité sans la complexité additionnelle de l'optimisation de la fiabilité.

Il est aussi important de noter qu'une telle stratégie implique une quantité importante de transactions et donc de frais possible. Il est donc essentiel de procéder avec des sommes qui rendent ces frais négligeables ou d'utiliser une maison de courtage qui offrent des rabais ou des transactions gratuites pour l'achat et de vente d'*ETF*.

8.3.8 Application pratique de l'utilisation de récurrences saisonnières consécutives pour une sélection de titres

Pour donner suite à l'exemple précédent du marché américain par l'entremise du SPY, une application pratique est aussi effectuée pour une sélection de titres avec des courbes de saisonnalité ayant des caractéristiques intéressantes.

Dans un premier lieu, on observe la performance de Walmart (WMT), qui a des périodes haussières et baissières très distinctes dans la période d'analyse de 2003 à 2022, inclusivement. La figure suivante démontre les périodes haussières identifiées ainsi que la performance de l'actif en 2023 :

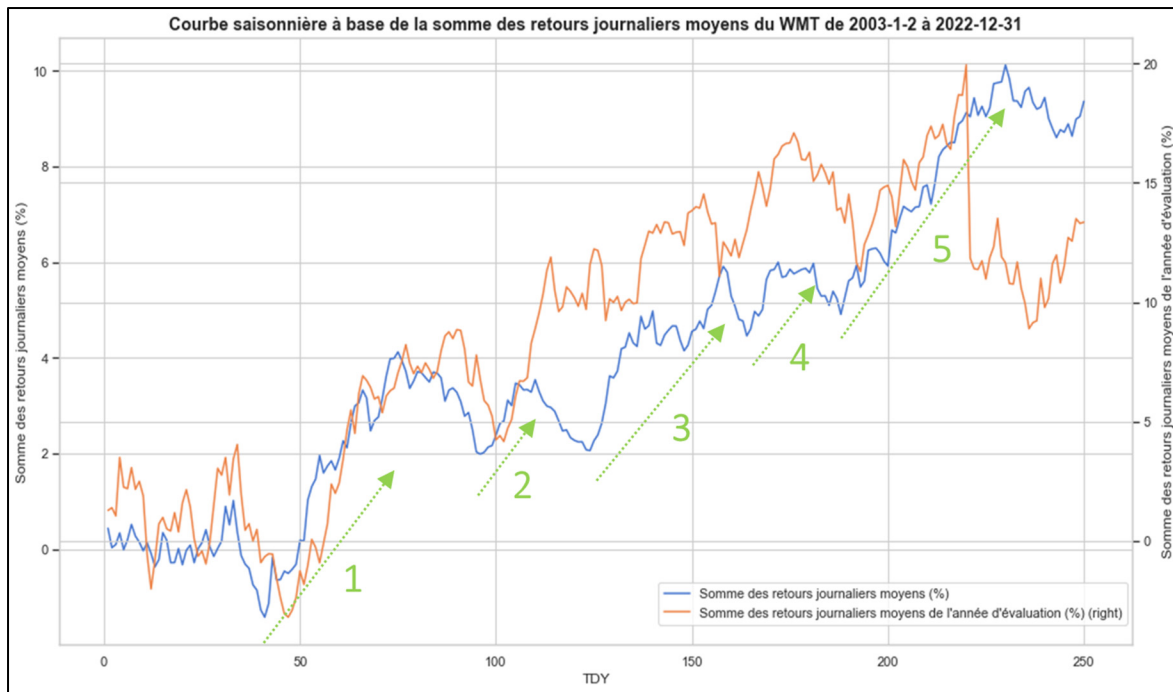


Figure 8.11 Courbe de saisonnalité de WMT de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023

Le tableau suivant présente les retours historiques sur la période d'analyse, les retours en 2023 et le nombre de jours investis pour chacune des périodes haussières en termes de leurs dates en 2023 :

Tableau 8.15 Retours des récurrences saisonnières de WMT identifiés dans la Figure 8.11

Périodes haussières 2023 (dates)	Retours composés 2003 à 2022	Retours 2023	Nombre de jours investis
2 mars au 19 avril	176.23%	7.21%	33
19 mai au 9 juin	34.51%	2.12%	14
29 juin au 17 août	96.26%	1.27%	34
25 août au 21 septembre	24.46%	2.60%	18
2 octobre au 30 novembre	159.29%	-2.76%	42
Total composé:	2253.28%	10.62%	141

Les résultats saisonniers comparés à ceux de l'approche d'acheter et conserver sont les suivants :

Tableau 8.16 Retours saisonniers versus acheter et conserver de WMT

	Retours <i>buy and hold</i>	Retours saisonniers
2023	11.46%	10.62%
2003 à 2022	308.70%	2,253.28%

On observe que les gains saisonniers composés sur la période d'analyse de 2003 à 2022 surclassent l'approche d'acheter et conserver de façon importante. Les retours de 2023, quant à eux, sont légèrement inférieur à ceux d'avoir employé l'approche d'acheter et conserver sur l'année. Par contre, cette stratégie représente seulement un investissement sur 141 jours par année. Utilisant une moyenne de 252 jours de trading par année, ceci représente seulement 55.95% de l'année. En annualisant avec ce facteur, les retours saisonniers de 2023 sont 18.80%, ce qui devance le 11.46% du *buy and hold* de l'actif. Encore une fois, le contexte d'avoir seulement été investi pour une portion de l'année influence l'évaluation de performance en faveur des stratégies saisonnières.

Ensuite, on poursuit l'application pratique de l'approche avec Microsoft (MSFT). La courbe saisonnière de MSFT se démarque par le fait qu'elle est composée de seulement trois récurrences saisonnières, mais qui sont des périodes haussières accrues :

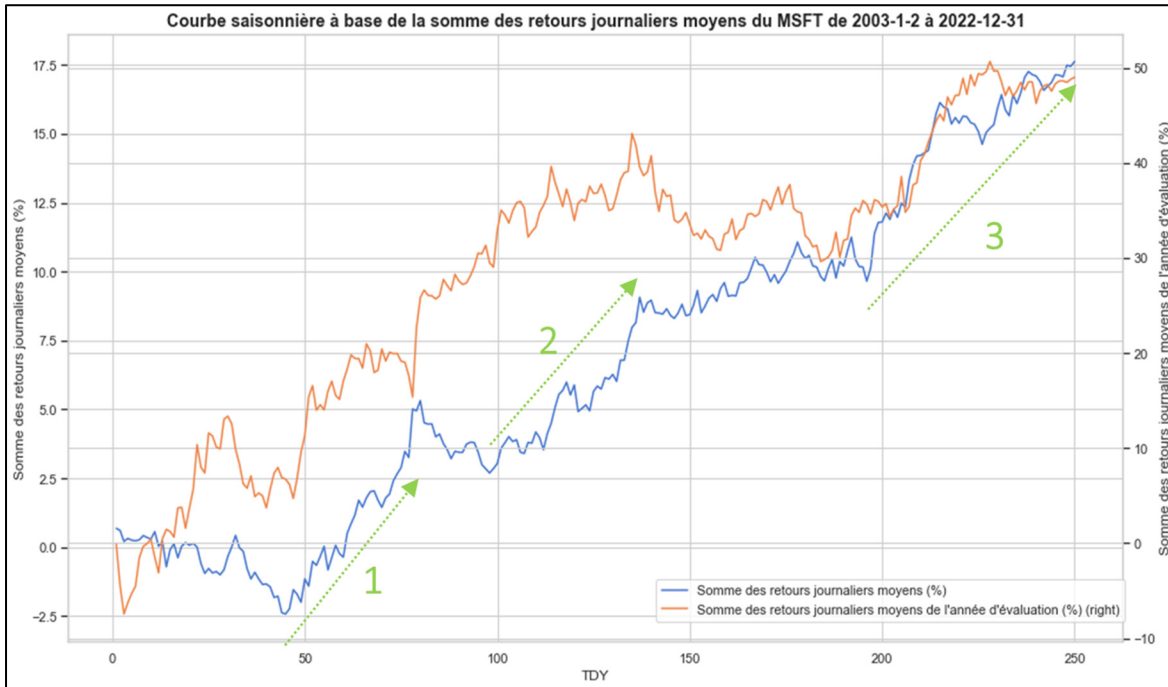


Figure 8.12 Courbe de saisonnalité de MSFT de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023

Les retours historiques sur la période d'analyse, les retours en 2023 et le nombre de jours investis pour MSFT sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 8.17 Retours des récurrences saisonnières de MSFT identifiés dans la Figure 8.12

Périodes haussières 2023 (dates)	Retours composés 2003 à 2022	Retours 2023	Nombre de jours investis
7 mars au 26 avril	272.73%	16.22%	35
22 mai au 20 juillet	221.11%	8.00%	40
11 octobre au 29 décembre	310.27%	13.78%	54
Total composé:	4,810.41%	42.81%	129

Ensuite, les résultats saisonniers comparés à ceux de l'approche d'acheter et conserver sont les suivants :

Tableau 8.18 Retours saisonniers versus acheter et conserver de MSFT

	Retours <i>buy and hold</i>	Retours saisonniers
2023	58.35%	42.81%
2003 à 2022	1,327.00%	4,810.00%

Tel que mentionné au début de cet exemple, cette stratégie saisonnière se limite à trois périodes haussières et une période d'investissement de seulement 129 jours, ce qui est l'équivalent d'être investi pour presque seulement la moitié de l'année, soit 51.19% du temps. Il y a donc un potentiel très intéressant d'adopter des positions à plus long terme dans d'autres actifs durant ces périodes non-investies. En effet, une fois annualisée, les gains pour 2023 sont de 83.63%, soit des retours considérables. Ceci est donc un cas de figure intéressant car il représente une opportunité flexible pour une stratégie impliquant d'autres actifs avec des périodes haussières différentes, où les récurrences saisonnières de ces actifs s'engendrent les unes dans les autres.

Finalement, cette mise en pratique se termine avec l'exemple JPMorgan Case & Co (JPM). Tel qu'il sera vu lors de l'analyse des retours composés, ce titre se distingue par des gains très importants dans des périodes spécifiques de l'années. La courbe saisonnière, les périodes haussières identifiées et la performance en 2023 sont présentés sur la figure suivante :

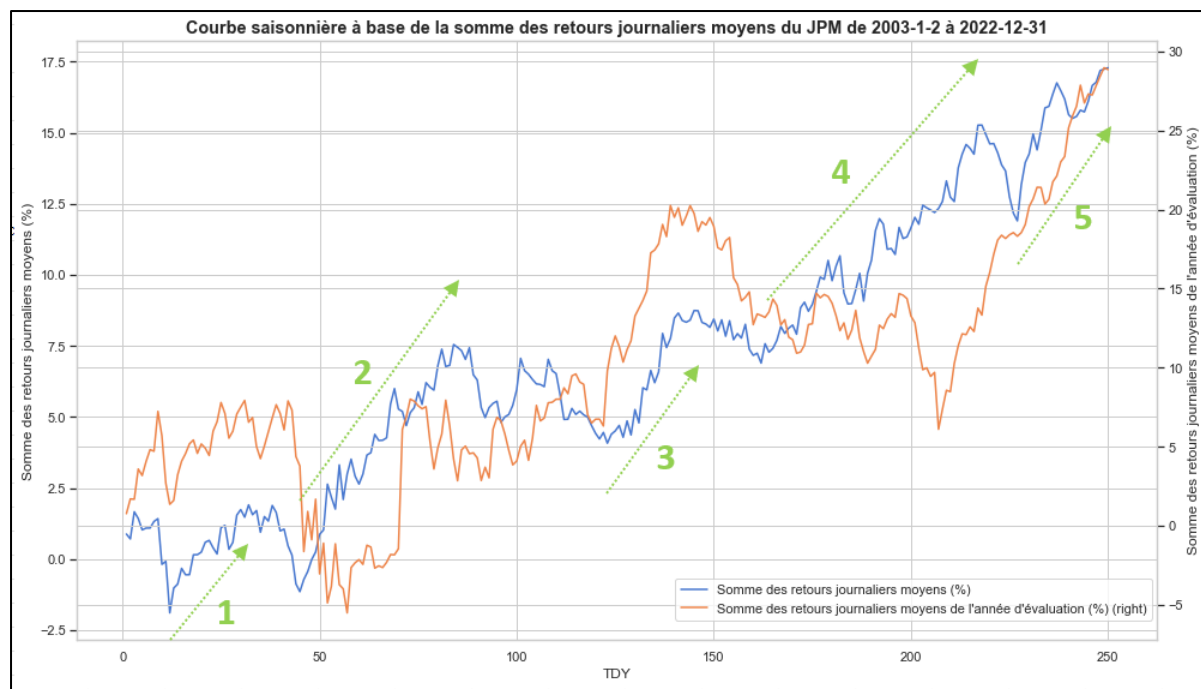


Figure 8.13 Courbe de saisonnalité de JPM de 2003 à 2022 (inclusivement) avec identification de périodes haussières et analyse de performance pour l'année 2023

Les retours historiques sur la période d'analyse, les retours en 2023 et le nombre de jours investis pour JPM sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 8.19 Retours des récurrences saisonnières de JPM identifiés dans la Figure 8.13

Périodes haussières 2023 (dates)	Retours composés 2003 à 2022	Retours 2023	Nombre de jours investis
2 mars au 19 avril	85.88%	5.45%	26
19 mai au 9 juin	125.88%	-0.69%	54
29 juin au 17 août	115.64%	14.19%	23
25 août au 21 septembre	298.70%	0.19%	55
2 octobre au 30 novembre	145.09%	10.76%	24
Total composé:	8747.32%	32.79%	182

Les résultats saisonniers de ce titre comparés à l'approche d'acheter et conserver sont les suivants :

Tableau 8.20 Retours saisonniers versus acheter et conserver de JPM

	Retours <i>buy and hold</i>	Retours saisonniers
2023	29.64%	32.79%
2003 à 2022	817.52%	8,747.32%

JPM est un exemple d'une stratégie saisonnière qui implique un peu plus de temps dans le marché comparé aux exemples précédentes, soit 182 jours ou 72.51% de l'année, mais qui se justifie par des retours très considérables. En effet, les retours saisonniers de la combinaison consécutive de ces périodes haussières éclipsent l'approche d'acheter et conserver par un facteur de 10. Cette stratégie est donc composée de périodes particulièrement haussières pour cet actif. La stratégie a aussi connu une performance notable dans l'année d'évaluation de 2023, dépassant l'approche d'acheter et conserver du titre. En annualisant, les gains connus en 2023 sont de 45.40%, soit un retour très respectable même dans le contexte d'une année boursière plutôt haussière.

8.4 Retour sur les résultats graphiques

Pour les résultats des deux outils graphiques présentés dans ce chapitre, la performance de l'approche d'acheter et conserver est devancée via l'utilisation de certaines stratégies saisonnières combinées. En effet, les méthodologies les plus simples ont produits certains des résultats les plus consistants. L'omission du mois de septembre et l'utilisation de simple courbe de saisonnalité (avec et sans *MACD*) comme stratégies saisonnières ont généré des retours très respectables lorsqu'appliquées de façon consécutive d'année en année. Leurs tests de performance versus l'année complète la plus récente ont aussi démontré une continuité de gains avec l'utilisation de ces récurrences saisonnières. Finalement, annualisation des retours en 2023 démontre le potentiel de ces stratégies lorsqu'elles sont mises en contexte sur l'année entière.

Il est à noter que les résultats présentés pour de ces outils sont majoritairement en termes d'un *ETF* d'index qui suit le marché entier, soit le SPY. Cependant, la saisonnalité de ses titres composants n'est pas divulguée avec ces approches, à moins de répéter l'exercice d'analyse graphique plus de 500 fois pour tous les titres du S&P500. L'analyse systématique de ces derniers est donc difficilement accomplissable avec les méthodes graphiques. Ceci sera donc exploré dans les prochains chapitres, où les résultats des outils d'analyse systématiques sont présentés.

CHAPITRE 9

RÉSULTATS DE LA DÉTECTION AUTOMATISÉE DES RÉCURRENCES SAISONNIÈRES

9.1 Sommaire

Ce chapitre présente des applications pratiques de l'outil de détection automatisée de la saisonnalité. Pour chacun de ces résultats, la période d'analyse de 2003 à 2022, inclusivement, est utilisée. Les récurrences saisonnières détectées sur cette période sont ensuite évaluées en tant que prédictions boursières pour l'année suivante, soit l'année complète la plus récente de 2023.

9.2 Application pratique de la détection automatisée de la saisonnalité du SPY

Avant de procéder avec des titres individuels, il est intéressant de débiter avec le SPY. Dans un premier lieu, ceci fournit un aperçu de la saisonnalité d'une agglomération du marché entier. De plus, cet exercice permet aussi de comparer les résultats obtenus avec ceux des approches graphiques décrites dans le chapitre précédent, qui ont aussi traité le SPY de 2003 à 2022, inclusivement.

Un seuil de fiabilité minimal de $17/19 = 89.47\%$ est utilisé pour tolérer les récurrences saisonnières ayant jusqu'à deux échecs. Un échec dans ce contexte correspond à une année négative dans la période d'analyse pour les récurrences haussières et vice versa. Ce seuil accommode aussi les récurrences qui s'étendent sur deux années boursières, qui ont une occurrence maximale de 19 fois sur les 20 années analysées. Les retours positifs sont indiqués en vert et les retours négatifs en rouge. Les résultats sont :

Tableau 9.1 Récurrences saisonnières haussières détectées du SPY avec une fiabilité supérieure ou égale à 89.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)

Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
207	234	28	95%	2.85%	10.73%
99	137	39	95%	2.77%	10.40%
222	251	30	94.74%	2.33%	5.87%
197	245	49	90%	4.14%	9.99%
48	85	38	90%	4.14%	5.53%
57	83	27	90%	3.28%	3.81%
196	217	22	90%	2.82%	1.60%
121	140	20	90%	2.73%	4.42%
56	68	13	90%	2.68%	4.21%
14	67	54	90%	2.34%	2.63%
27	64	38	90%	2.19%	0.77%
17	32	16	90%	1.81%	0.87%
170	229	60	90%	2.20%	2.24%
220	238	19	90%	1.67%	3.21%
233	248	16	90%	1.08%	4.78%

De ces résultats, on voit que 100% des récurrences saisonnières détectées ont généré des retours positifs pour l'année d'évaluation. Pourtant, le SPY a connu quelques périodes baissières pour l'année 2023, tel qu'il peut être observé sur les figures du Chapitre 8. Ceci est donc une performance intéressante pour ce premier essai. On constate aussi que les récurrences saisonnières les plus fiables n'ont pas été identifiées par les approches de courbes saisonnières du chapitre précédent, soit ceux des *TDY* 99 à 137 et 233 à 248 avec des fiabilités de 95%. Ceci est un donc un avantage de cette approche automatisé. Finalement, il n'y a pas de récurrences saisonnières baissières pour le SPY avec un pourcentage négatif supérieur ou égal à 89.47% sur cette période d'analyse.

9.3 Applications pratiques de la détection automatisé de la saisonnalité des 30 titres avec le plus de poids par capitalisation boursière du S&P500

Ensuite, une application pratique de cet outil est effectuée pour les 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation boursière dans le S&P500 (Asim, 2023). Pour limiter le nombre de résultats de cette étude, le seuil de fiabilité minimal utilisé est augmenté à $18/19 = 94.47\%$ pour tolérer un seul échec, soit une seule année négative pour les périodes haussières et vice versa, y compris ceux qui s'étendent sur deux années boursières. Les résultats sont :

Tableau 9.2 Récurrences haussières des 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation du S&P500 avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
AAPL	47	145	99	100%	19.32%	31.91%
AAPL	50	169	120	95%	26.23%	24.33%
AAPL	58	157	100	95%	19.26%	10.23%
AAPL	72	160	89	95%	18.87%	7.56%
AAPL	125	168	44	95%	13.62%	-1.43%
AAPL	98	157	60	95%	12.72%	1.56%
AAPL	127	137	11	95%	4.38%	0.69%
MSFT	112	137	26	95%	5.49%	5.36%
MSFT	48	76	29	95%	4.82%	12.54%
AMZN	94	181	88	95%	15.41%	11.97%
AMZN	88	130	43	95%	8.42%	20.78%
AMZN	96	117	22	95%	4.80%	7.38%
NVDA	14	34	21	95%	8.53%	7.62%
TSLA	88	140	53	100%	24.37%	56.83%
TSLA	98	139	42	100%	20.02%	44.84%
TSLA	98	118	21	100%	12.04%	42.44%
META	79	137	59	100%	13.72%	44.47%
META	112	142	31	100%	13.63%	14.89%
META	123	142	20	100%	10.77%	10.72%
META	99	138	40	100%	8.58%	18.08%
BRK-B	206	42	90	94.74%	6.91%	8.29%
UNH	186	20	88	100%	13.60%	-2.57%
UNH	204	22	72	100%	9.79%	-12.8%
UNH	213	13	54	100%	10.07%	-9.16%

Tableau 9.2 Récurrences haussières des 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation du S&P500 avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)
(suite)

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
UNH	224	11	41	100%	9.51%	-7.63%
UNH	188	11	15	94.74%	5.43%	-5.41%
UNH	204	22	57	100%	11.56%	-12.8%
UNH	213	13	79	100%	9.31%	-9.16%
UNH	224	11	27	100%	8.12%	-7.63%
UNH	225	239	77	100%	15.36%	1.31%
UNH	185	30	99	94.74%	14.60%	-2.76%
UNH	171	32	115	94.74%	12.82%	-6%
UNH	171	21	104	94.74%	12.54%	-4.14%
UNH	199	36	91	94.74%	12.57%	-5.49%
JNJ	196	2	60	94.74%	4.27%	11.43%
JPM	161	209	49	95%	5.09%	-4.94%
XOM	164	234	71	95%	6.10%	-8.38%
V	172	31	113	100%	13.66%	14.53%
V	155	21	120	100%	12.09%	6.93%
V	92	206	115	100%	9.21%	-0.47%
V	230	88	112	100%	9.89%	7.7%
V	113	205	93	100%	8.31%	6.20%
V	96	143	48	100%	6.89%	1.05%
V	123	145	23	100%	5.89%	2.33%
V	94	152	59	100%	5.73%	3.42%
V	104	140	37	100%	5.67%	5.38%
V	126	137	12	100%	3.99%	0.07%
AVGO	165	30	119	100%	27.82%	19.11%
AVGO	185	43	112	100%	21.61%	37.32%
AVGO	195	42	101	100%	23.59%	48.12%
AVGO	195	31	90	100%	21.27%	42.25%
AVGO	165	19	108	100%	22.23%	14.98%
AVGO	184	31	101	100%	20.30%	32.56%
AVGO	206	42	90	100%	21.50%	38.35%
AVGO	207	32	79	100%	18.93%	32.97%
AVGO	194	19	79	100%	16.93%	33.95%
AVGO	183	19	90	100%	15.37%	25.1%
AVGO	209	12	57	100%	12.81%	20.8%
AVGO	203	17	68	100%	13.71%	34.21%
AVGO	196	216	21	100%	7.58%	-5.81%

Tableau 9.2 Récurrences haussières des 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation du S&P500 avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)
(suite)

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
AVGO	98	111	14	100%	6.71%	24.6%
AVGO	17	33	17	100%	5.33%	-0.5%
LLY	211	250	40	95%	7.47%	0.64%
LLY	205	8	57	94.74%	8.47%	2.51%
PG	124	243	120	100%	11.64%	-2.45%
PG	123	231	109	95%	10.56%	3.49%
PG	123	220	98	95%	9.21%	2.65%
PG	134	242	109	95%	8.32%	-0.65%
PG	145	248	104	95%	8.01%	-5.93%
PG	150	240	91	95%	7.26%	-7.33%
PG	112	179	68	95%	6.08%	6.55%
PG	205	248	44	95%	4.60%	-3.01%
PG	123	142	20	95%	3.73%	2.47%
PG	146	12	120	94.74%	7.29%	1.68%
MA	220	81	115	100%	15.64%	10.98%
MA	58	84	27	100%	7.61%	5.88%
MA	207	218	12	100%	5.78%	8.31%
MA	123	137	15	100%	4.75%	2.83%
PEP	41	159	119	95%	9.02%	2.87%
PEP	41	148	108	95%	8.57%	7.25%
PEP	25	144	120	95%	7.85%	10.77%
PEP	54	150	97	95%	7.71%	4.34%
PEP	225	236	12	95%	1.54%	-1.35%
PEP	205	70	119	94.74%	6.02%	4.78%
PEP	206	58	106	94.74%	3.99%	1.54%
ABBV	196	251	56	100%	13.36%	4.50%
ABBV	181	251	71	100%	12.54%	2.01%
ABBV	197	12	69	100%	14.81%	-2.25%
ABBV	209	252	44	100%	12.55%	9.77%
ABBV	206	41	89	100%	14.67%	-1.95%
ABBV	206	72	120	100%	13.85%	4.35%
ABBV	197	235	39	100%	11.81%	0.01%
ABBV	209	10	55	100%	13.29%	-1.07%
ABBV	209	241	33	100%	10.34%	9.11%
ABBV	197	223	27	100%	10.08%	-6.52%
ABBV	208	20	66	100%	9.74%	-5.57%

Tableau 9.2 Récurrences haussières des 30 titres ayant le plus de poids par capitalisation du S&P500 avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.47% de 2003 à 2022 (inclusivement)
(suite)

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
ABBV	210	227	18	100%	7.82%	-2.37%
ABBV	243	96	107	100%	7.14%	6.51%
ABBV	77	93	17	100%	4.25%	4.27%
ABBV	20	38	19	100%	3.99%	2.86%
ABBV	241	251	11	100%	2.64%	0.60%
KO	49	139	91	95%	6.45%	5.64%
KO	200	235	36	95%	4.59%	9.54%
KO	49	74	26	95%	4.50%	6.89%
KO	54	68	15	95%	2.84%	3.75%
COST	185	235	51	95%	7.70%	8.61%
COST	199	230	32	95%	5.94%	3.39%
COST	198	240	43	95%	5.46%	10.43%
COST	211	230	20	95%	4.00%	6.61%
ADBE	17	80	64	95%	9.53%	1.53%
ADBE	197	215	19	95%	6.47%	6.66%
WMT	120	140	21	95%	2.69%	2.66%
WMT	125	134	10	95%	2.29%	-2.12%
MCD	209	232	24	100%	4.22%	9.79%
MCD	142	250	109	95%	11.43%	1.59%
MCD	151	236	86	95%	10.76%	0.19%
MCD	152	249	98	95%	9.98%	4.04%
MCD	164	249	86	95%	9.83%	5.48%
MCD	171	245	75	95%	8.43%	5.32%
MCD	207	250	44	95%	5.83%	16.63%
MCD	76	137	62	95%	5.65%	2.28%
MCD	49	69	21	95%	4.46%	7.3%
MCD	59	68	10	95%	2.41%	3.31%
MCD	123	132	10	95%	2.20%	0.25%
MCD	219	231	13	95%	1.90%	5.96%
MCD	164	30	120	94.74%	10.98%	4.91%
MCD	197	63	120	94.74%	8.73%	15.65%
MCD	196	36	94	94.74%	7.94%	13.17%

Sur les 128 récurrences haussières détectées qui rencontrent ce seuil de fiabilité, 99 ont connu des retours positifs pour 2023, ce qui correspond à un taux de prédictions exactes de 77.34%. En ce qui concerne les récurrences haussières qui ont connu des retours négatifs en 2023, il est important de souligner que presque la moitié proviennent du titre UNH, soit 12 des 29 occurrences. De plus, le retour moyen de tous les récurrences saisonnières en 2023, incluant ceux des retours négatifs, est de 8.00%. Ceci représente donc des résultats respectables pour cette année d'évaluation.

Une autre observation pertinente est que les récurrences saisonnières avec des pourcentages d'années positives de 100% sur la période d'analyse ont généré des retours supérieurs à ceux avec toutes autres valeurs permises. En effet, ces récurrences avec une fiabilité de 100% ont connu un retour moyen de 12.30% en 2023. Toutes les autres récurrences, soit celles avec un pourcentage d'années positives de moins de 100%, ont seulement généré un retour moyen de 3.24%. Ceci représente un écart important entre ces dernières. Cet exercice rapide démontre que certains types de récurrences saisonnières peuvent avoir des meilleures performances que d'autres. Dans ce cas-ci, les récurrences les plus fiables ont connus des retours supérieurs aux autres résultats. L'impact des caractéristiques des récurrences saisonnières sur la performance, telle leur fiabilité, sera donc un concept important à évaluer plus en profondeur dans une section à venir. Finalement, il n'y a pas de récurrences saisonnières baissières avec une fiabilité supérieure ou égale à 94.74% pour ces titres sur cette période d'analyse.

Malgré ces résultats encourageants, il est important de noter que cette étude est que pour une seule année. La performance obtenue est donc influencée par les conditions actuelles du marché boursier. Une étude plus représentative de la performance globale de cette approche devrait consister de l'analyse de multiples exécutions de cet outil sur des périodes d'analyses consécutives. Cette approche permettrait de déterminer sa performance moyenne à travers plusieurs années d'évaluation. Ceci est exploré dans le prochain chapitre.

CHAPITRE 10

RÉSULTATS ET DISCUSSION DE L'OPTIMISATION PAR ANALYSE STATISTIQUE

10.1 Sommaire

Ce chapitre explore la performance moyenne de l'approche ainsi que différentes méthodes d'optimisation de la fiabilité à l'aide de l'outil d'analyse statistique décrit dans le Chapitre 7. À cette fin, la saisonnalité des plus de 500 titres du S&P500 est détectée sur 10 périodes d'analyses consécutives. La performance de chaque récurrence saisonnière est évaluée en tant qu'indicateur pour l'année suivante. Voici un exemple de ce processus pour les périodes d'analyse de durée de 20 années :

Tableau 10.1 Exemple de périodes d'analyse consécutives de 20 années et leurs années d'évaluations respectives

Périodes d'analyse pour la détection de récurrences saisonnières	Années d'évaluations des performances boursières des récurrences saisonnières détectées
1994 à 2013	2014
1995 à 2014	2015
1996 à 2015	2016
1997 à 2016	2017
1998 à 2017	2018
1999 à 2018	2019
2000 à 2019	2020
2001 à 2020	2021
2002 à 2021	2022
2003 à 2022	2023

Ces résultats sont ensuite groupés et leurs performances moyennes sont calculées. Ces opérations sont répétées pour des périodes d'analyses de 10, 15 et 20 ans pour comparer l'impact de la durée sur la performance des prédictions des récurrences saisonnières.

Un seuil de fiabilité de 85.1% a été sélectionné pour ces trois durées. Cette valeur permet une quantité maximale de deux échecs pour les durées plus longues de 15 et 20 années, même si un titre est légèrement plus jeune que la durée de période d'analyse. Il limite aussi à un échec toléré pour la durée de 10 ans, ce qui empêche une quantité trop importante de données pour ces récurrences saisonnières plus courtes et donc plus communes que ceux de 15 et 20 ans. Ceci est démontré dans le tableau suivant, où les pourcentages filtrés sont en **bleus** :

Tableau 10.2 Justification de l'utilisation d'un seuil de fiabilité minimal de 85.1%

Durée de période d'analyse	Un échec, durée complète	Un échec, durée complète - 1 année	Deux échecs, durée complète	Deux échecs, durée complète - 1 année	Trois échecs, durée complète
10 ans	9/10 = 90.00%	8/9 = 88.89%	8/10 = 80.00%	7/9 = 77.78%	7/10 = 70.00%
15 ans	14/15 = 93.33%	13/14 = 92.86%	13/15 = 86.67%	12/14 = 85.71%	12/15 = 80.00%
20 ans	19/20 = 95.00%	18/19 = 94.74%	18/20 = 90.00%	17/19 = 89.47%	17/20 = 85.00%

10.2 Résultats généraux des récurrences saisonnières haussières et baissières du marché complet pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années

Le tableau suivant représente la performance des récurrences saisonnières haussières du S&P500 en tant qu'indicateurs boursiers pour 10 périodes d'analyse consécutives pour des durées de 10, 15 et 20 années, soit des prédictions pour les années 2014 à 2023, inclusivement. Ceci correspond donc à la moyenne des prédictions exactes de toutes les récurrences saisonnières détectées ayant un seuil positif supérieur à 85.1% :

Tableau 10.3 Performance moyenne des prédictions boursières des récurrences saisonnières haussières du S&P500 pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années

Durée d'analyse	10 années	15 années	20 années
% moyen de prédictions exactes pour l'année suivante	62.23%	62.39%	63.21%
Compte total des récurrences saisonnières détectées	244,595	183,534	94,797

On observe une amélioration mineure pour les durées plus longues, avec une augmentation successive entre les durées de 10 à 15 à 20 ans. Tout de même, ces résultats sont similaires. La même analyse est effectuée pour les périodes baissières :

Tableau 10.4 Performance moyenne des prédictions boursières des récurrences saisonnières baissières du S&P500 pour des périodes d'analyse de durées de 10, 15 et 20 années

Durée d'analyse	10 années	15 années	20 années
% moyen de prédictions exactes pour l'année suivante	42.36%	42.91%	42.04%
Compte total des récurrences saisonnières détectées	17,787	10,724	7,718

La quantité de résultats négatifs ainsi que leurs taux de réussites moyennes comme indicateurs sont beaucoup plus faibles que leurs équivalents positifs. De plus, il ne semble pas avoir de tendance d'amélioration en augmentant la durée des périodes d'analyse.

Les résultats des deux derniers tableaux sont obtenus par 10 exécutions consécutives des outils de détection et d'évaluation par durée de période d'analyse, mais sans raffinement additionnelle. Il est donc pertinent de faire une évaluation plus recherchée, soit de filtrer les récurrences saisonnières obtenues par certaines caractéristiques pour déterminer les impacts de ces dernières sur la performance moyenne des prédictions boursières. Ceci peut être une

piste pour trouver les caractéristiques communes aux récurrences saisonnières les plus performantes en termes de leurs prédictions pour l'année suivante. Vu la faible performance et quantité inférieure des récurrences saisonnières baissières, ces études plus ciblées sont seulement effectuées pour les récurrences haussières.

10.3 Optimisation ciblée des résultats

10.3.1 Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant par les échecs permis

La première caractéristique à observer est l'effet du nombre d'échecs permis dans la détection des récurrences saisonnières, soit de varier le nombre d'années négatives permises durant la période d'analyse. Un seuil positif minimal de 85.1% a été employé lors de l'analyse globale précédente, ce qui correspond à 2 ou 3 échecs selon la durée de période d'analyse en question. L'utilisation initiale de ce seuil permissif permet d'ensuite filtrer les résultats par cette variable. Cet exercice filtre aussi les récurrences saisonnières selon leurs durées réelles versus celle de la période d'analyse en question : un actif qui a un âge inférieur à la durée d'analyse est donc capté, mais peut aussi être filtré au besoin. Ceci permet donc de déterminer l'effet de seulement considérer les récurrences saisonnières des titres existantes sur l'entièreté de la période d'analyse.

À cet effet, les combinaisons de caractéristiques suivantes sont évaluées :

- Tous les résultats avec aucun filtre;
- Filtrant pour un maximum de deux échecs et utilisant une durée d'analyse réelle minimale de $n - 1$ années;
- Filtrant pour un maximum d'un échec et utilisant la durée d'analyse complète;
- Filtrant pour aucun échec et utilisant la durée d'analyse complète;

où n est la durée de période d'analyse et le pourcentage positif minimal est de 85.1%.

Tableau 10.5 Performance moyenne en filtrant par la durée d'analyse réelle des titres et du nombre d'échecs permis

		Tous les résultats	Deux échecs max.	Un échec max.	Aucun échec
Périodes de 10 années	% moyen de prédictions exactes	62.80%	62.34%	62.26%	62.8%
	Compte des récurrences applicables	244,595	216,631	160,325	54,369
Périodes de 15 années	% moyen de prédictions exactes	62.39%	63.1%	63.56%	64.65%
	Compte des récurrences applicables	183,534	47,825	32,188	79,01
Périodes de 20 années	% moyen de prédictions exactes	63.21%	65.31%	66.52%	68.77%
	Compte des récurrences applicables	94,797	10,661	6,896	1,635

On observe des améliorations dans les deux axes de ce tableau. Premièrement, il a une tendance générale d'augmentation des prédictions exactes lorsqu'on est de plus en plus sévère avec le nombre d'échecs tolérés. Ensuite, on note encore une fois qu'augmenter la durée d'analyse génère les récurrences saisonnières les plus fiables. En effet, les récurrences les plus performantes sont associés aux périodes d'analyse de 20 ans. De plus, l'augmentation de performance moyenne lors de la diminution du nombre d'échecs permis est plus ressentie pour celle-ci.

10.3.2 Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant pour les retours saisonniers supérieurs à l'approche d'acheter et conserver

Ensuite, cette série de filtres peut être modifiée pour aussi inclure les caractéristiques des retours des récurrences saisonnières détectées. En autres mots, de seulement considérer les récurrences qui ont des retours saisonniers totaux qui surpassent leurs retours équivalents de l'approche d'acheter et conserver. Ces dernières sont donc les plus performants en termes de leurs retours saisonniers historiques. Cet exercice évalue donc s'il y a une corrélation entre les récurrences saisonnières avec les meilleurs retours et une performance supérieure en tant qu'indicateurs boursiers.

Les combinaisons de caractéristiques évaluées sont maintenant :

- Tous les résultats avec aucun filtre;
- Filtrant pour un maximum de deux échecs, une durée d'analyse réelle minimale de $n - 1$ années et un retour saisonnier total supérieur au retour équivalent de l'approche d'acheter et conserver;
- Filtrant pour un maximum d'un échec, utilisant la durée d'analyse complète et un retour saisonnier total supérieur au retour équivalent de l'approche d'acheter et conserver;
- Filtrant pour aucun échec, utilisant la durée d'analyse complète et un retour saisonnier total supérieur au retour équivalent de l'approche d'acheter et conserver;

où n est encore la durée de période d'analyse en question et le pourcentage positif minimal est de 85.1%.

Tableau 10.6 Performance moyenne en filtrant par la durée d'analyse réelle, le nombre d'échecs permis et par les retours saisonniers supérieur à l'approche d'acheter et conserver

		Tous les résultats	Deux échecs max.	Un échec max.	Aucun échec
Périodes de 10 années	% moyen de prédictions exactes	62.80%	62.13%	61.41%	60.95%
	Compte des récurrences applicables	244,595	33980	21258	9536
Périodes de 15 années	% moyen de prédictions exactes	62.39%	61.25%	60.51%	60.33%
	Compte des récurrences applicables	183,534	5990	3078	1123
Périodes de 20 années	% moyen de prédictions exactes	63.21%	67.53%	66.36%	58.77%
	Compte des récurrences applicables	94,797	1809	869	307

Avec l'exception des périodes d'analyse de 20 années, on ne note pas d'amélioration générale de la performance des prédictions en filtrant par cette caractéristique additionnelle. De plus, la quantité de récurrences saisonnières qui surpassent leurs retours équivalents de l'approche d'acheter et conserver est dramatiquement réduite lorsqu'on tolère moins d'échecs permis. On observe aussi une diminution substantielle de ces dernières pour les périodes d'analyse de 20 ans. Ceci reflète la force de l'approche d'acheter et conserver sur autant d'années : les gains accumulés de cette façon passive sont difficilement battables.

10.3.3 Performance moyenne des récurrences saisonnières haussières en filtrant par leurs durées

Le dernier filtre par caractéristique qui sera évalué à lui seul est l'effet d'épurer les récurrences saisonnières détectées par leurs durées de détention. Pour ce faire, le nombre

d'échecs tolérés est maintenu à une valeur constante de deux échecs permis et la durée d'analyse réelle est fixée à une durée minimale de $n - 1$, où n est encore la durée de la période d'analyse. Ces valeurs relativement permissives sont utilisées pour avoir suffisamment des données pour effectuer cette étude. Ensuite, la durée de détention maximale des récurrences saisonnières est graduellement réduite de 120 à 30 en sauts de 30 jours. Ceci permet donc d'évaluer si l'augmentation et réduction de la durée maximale exercent une influence sur la performance de leurs prédictions, où 120 jours est la durée maximale des récurrences saisonnières détectées.

Les combinaisons de caractéristiques à évaluer sont donc :

- Tous les résultats avec aucun filtre;
- Filtrant pour une durée maximale de 30, 60, 90 et 120 jours.

Tableau 10.7 Performance moyenne en filtrant par la durée des récurrences saisonnières détectées

		Tous les résultats	Durée ≤ 30 jours	Durée ≤ 60 jours	Durée ≤ 90 jours	Durée ≤ 120 jours
Périodes de 10 années	% moyen de prédictions exactes	62.80%	58.18%	59.85%	61.23%	62.34%
	Compte des récurrences applicables	244,595	42,246	92,655	148,834	216,631
Périodes de 15 années	% moyen de prédictions exactes	62.39%	61.41%	62.44%	62.48%	63.1%
	Compte des récurrences applicables	183,534	9,147	20,083	31,832	47,825
Périodes de 20 années	% moyen de prédictions exactes	63.21%	64.6%	65.61%	65.66%	65.31%
	Compte des récurrences applicables	94,797	1,475	3,876	6,551	10,661

On n'observe pas de tendance définitive à travers les différentes durées de périodes d'analyse mise à part quelques instances dans ceux de 15 et 20 ans qui s'améliorent de peu avec une durée permise plus élevée. Cependant, les prédictions moyennes pour des périodes d'analyse de 20 ans restent relativement stables, soit d'environ 65.50% lorsque les récurrences saisonnières ont une durée de 60 *TDY* et plus.

Les observations ciblées des trois dernières sections évaluent des effets du filtrage par des caractéristiques précises sur la performance moyenne de leurs prédictions. Cependant, il est difficile de les jumeler de façon efficace pour trouver les combinaisons de caractéristiques optimales. Il y a un intérêt d'effectuer une analyse généralisée, soit de filtrer par les 384 permutations possibles des combinaisons de caractéristiques présentées dans le Chapitre 6, et d'observer leurs effets sur la performance des prédictions boursières des récurrences saisonnières. Ceci est exploré dans la prochaine section.

10.4 Optimisation généralisée des résultats

10.4.1 Impact de la durée des périodes d'analyse de sur la performance des récurrences saisonnières haussières

Suite aux raffinements plus ciblés des dernières sections, des approches d'optimisation de la performance plus généralisées sont effectuées, débutant avec l'impact des durées de périodes d'analyse. À cet effet, la figure suivante démontre la classification de toutes les récurrences saisonnières haussières détectées selon les 384 permutations possibles de combinaisons de leurs caractéristiques décrites dans le Chapitre 6. Ceux-ci sont présentés en ordre de leurs performances moyennes en tant d'indicateurs boursiers par durée de période d'analyse. Ceci correspond donc à la performance moyenne des prédictions pour l'année suivante du marché complet pour chaque de combinaison de caractéristiques.

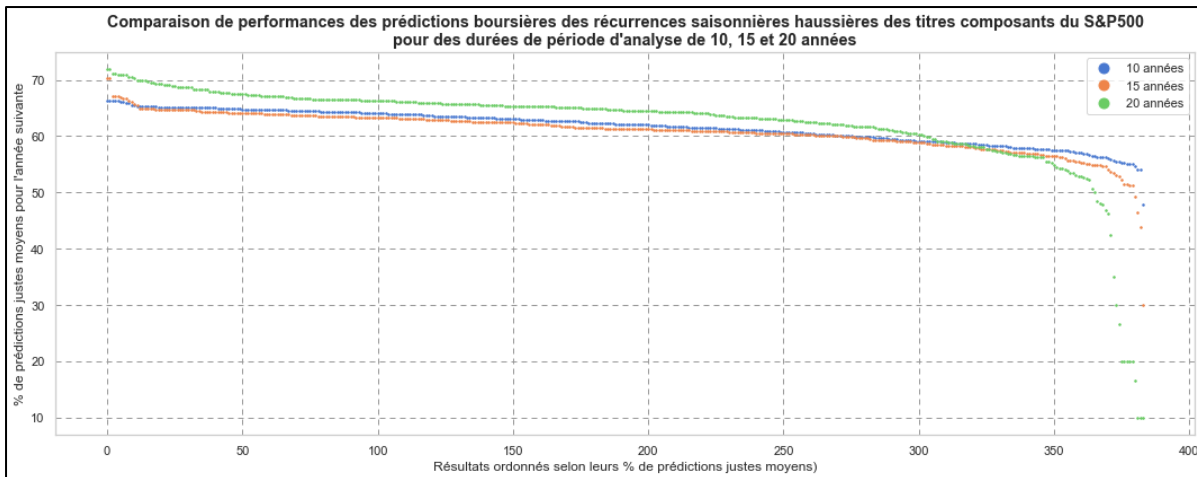


Figure 10.1 Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par les 384 permutations de combinaisons de caractéristiques des récurrences saisonnières haussières pour des périodes d'analyses de durées de 10, 15 et 20 années

On voit facilement que la performance des récurrences saisonnières détectées utilisant des périodes d'analyse de 20 années sont supérieures dans presque l'entièreté des cas, sauf pour les combinaisons de caractéristiques les moins compétitives. On en déduit donc qu'elle s'agit de la durée préférable à utiliser pour détecter des récurrences saisonnières performantes en termes de la fiabilité de leurs prédictions boursières.

10.4.2 Combinaison de caractéristiques des récurrences saisonnières les plus performantes

Ayant identifié que les périodes d'analyse de durées de 20 années génèrent les meilleurs résultats, la combinaison de caractéristiques des récurrences saisonnières les plus performant est identifié, soit :

- Période d'analyse de durée de 20 années;
- Durée de détention de moins de 60 jours de trading;
- Seuil de fiabilité de 100%, soit aucune instance d'année négative permise dans la période d'analyse;
- Actifs âgés de 20 ans, c'est-à-dire de actifs existants sur l'entièreté de la période d'analyse.

Le taux moyen de prédictions exactes des récurrences saisonnières avec ces caractéristiques pour les années d'évaluation de 2014 à 2023, inclusivement, est de 71.86%, versus un taux moyen de 63.21% pour tous les résultats (tel que vu dans le Tableau 10.3). Ceci est aussi une amélioration sur les raffinements plus ciblées de la section précédente. La distribution par année de la performance de ces récurrences saisonnières optimales versus tous les résultats est démontrée dans la figure suivante :

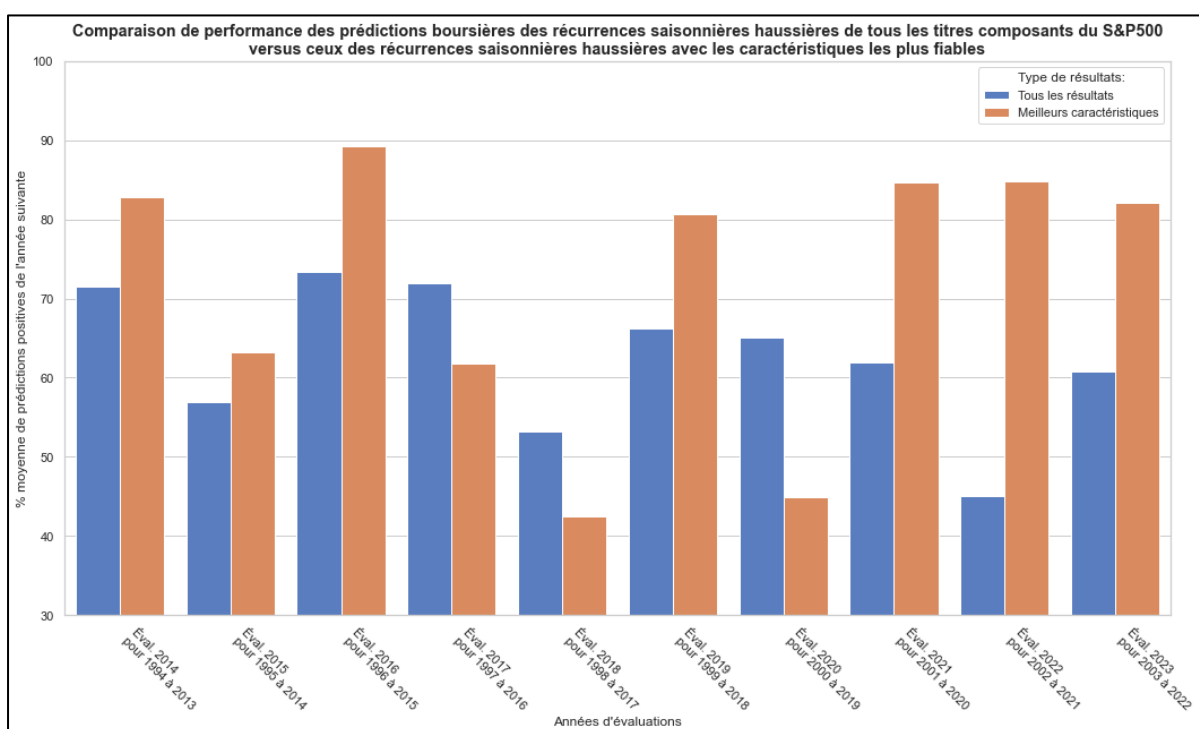


Figure 10.2 Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) des récurrences saisonnières avec les caractéristiques les plus performantes versus tous les résultats pour des périodes d'analyses de 20 années

Mise à part quelques exceptions, on voit que les résultats ayant cette combinaison de caractéristiques performant mieux versus l'entièreté des récurrences saisonnières détectées. En effet, la médiane des prédictions de ces récurrences saisonnières optimales est de 81.35%, versus 63.53% pour tous les résultats.

10.4.3 Application pratique du raffinement généralisé des résultats par combinaisons de caractéristiques

Ayant identifié cette combinaison de caractéristiques optimale, une application pratique de la performance en 2023 des récurrences saisonnières possédant ces caractéristiques est effectuée. Les résultats sont les suivants :

Tableau 10.8 Retours des récurrences saisonnières avec caractéristiques optimales pour 2023

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
UNH	22-Nov	13-Dec	15	100%	5.43%	1.31%
MCD	31-Oct	4-Dec	24	100%	4.22%	9.79%
NKE	26-Oct	22-Dec	41	100%	7.18%	8.38%
NKE	30-Oct	8-Dec	29	100%	5.90%	14.24%
NKE	14-Nov	6-Dec	16	100%	4.20%	10.17%
DE	26-Oct	14-Dec	35	100%	9.30%	5.11%
DE	22-Nov	28-Dec	25	100%	7.79%	8.08%
SHW	28-Mar	20-Avr	17	100%	4.78%	10.41%
PGR	9-Mar	2-Mai	38	100%	7.84%	-9.62%
ITW	27-Oct	11-Dec	31	100%	5.13%	12.16%
AON	26-Jan	24-Fev	21	100%	6.98%	-6.57%
ETN	26-Oct	9-Nov	11	100%	5.19%	11.55%
SRE	16-Mar	5-Avr	15	100%	3.96%	4.68%
PAYX	26-Oct	7-Dec	30	100%	4.89%	12.57%
WMB	29-Mar	25-Avr	19	100%	9.16%	2.25%
SBAC	13-Jun	3-Août	36	100%	10.26%	-3.03%
PH	13-Oct	1-Dec	35	100%	10.30%	12.42%
PH	27-Oct	30-Nov	24	100%	6.93%	18.7%
PH	26-Oct	8-Nov	10	100%	5.69%	11.00%
YUM	13-Mar	31-Mai	56	100%	9.46%	3.52%
ALL	9-Mar	2-Mai	38	100%	7.63%	-5.87%
AME	30-Oct	29-Dec	44	100%	6.75%	17.87%
AME	30-Oct	7-Dec	28	100%	5.96%	11.45%
ROK	20-Oct	5-Dec	32	100%	9.30%	3.87%
ROK	27-Oct	9-Nov	10	100%	5.76%	-1.87%
ARE	28-Juin	20-Juil	16	100%	4.52%	8.95%
CHD	24-Jan	19-Avr	60	100%	8.08%	8.58%

Tableau 10.8 Retours des récurrences saisonnières avec caractéristiques optimales pour 2023
(suite)

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
CHD	28-Fev	17-Avr	34	100%	4.14%	7.36%
VMC	2-Nov	8-Dec	26	100%	7.81%	4.67%
GPC	27-Oct	7-Dec	29	100%	4.75%	6.39%
WAB	13-Avr	2-Mai	14	100%	6.63%	-2.77%
NVR	10-Nov	29-Dec	35	100%	8.28%	15.99%
IEX	31-Oct	29-Dec	44	100%	6.68%	13.43%
IEX	27-Oct	11-Dec	31	100%	5.84%	8.88%
IEX	14-Nov	11-Dec	19	100%	3.15%	4.95%
FMC	13-Oct	30-Nov	34	100%	8.24%	-14.02%
SNA	23-Mar	16-Mai	38	100%	8.90%	8.92%
SNA	31-Mar	9-Mai	27	100%	7.38%	4.25%
SNA	12-Avr	3-Mai	16	100%	5.88%	10.27%

Sur les 39 récurrences détectées correspondant à ces caractéristiques optimales, 32 ont connus des retours positifs en 2023, soit un taux de prédictions exactes de 82.1%. De plus, leur durée moyenne est de 28.3 jours avec un retour moyen de 6.67%, y compris les retours négatifs. En observant seulement les récurrences saisonnières qui ont généré des retours positifs en 2023, le gain moyen est de 9.13% pour une durée moyenne de 28.5 jours. Ceci représente donc une très bonne performance pour cette année d'évaluation.

10.4.4 Performance moyenne des récurrences saisonnières triées par secteurs

L'outil d'évaluation de la performance décrit dans le Chapitre 6 permet aussi de trier les titres selon leurs secteurs respectifs du marché. En effet, le S&P500 est composé de 11 secteurs différents (Thune, 2023). Il est donc pertinent de voir comment les prédictions des récurrences saisonnières sont influencées en effectuant le même processus systématique d'évaluation des sections précédentes, mais en triant aussi les titres du marché par leurs secteurs respectifs. La performance moyenne des prédictions boursières des récurrences

saisonniers triées par secteurs pour 10 périodes d'évaluations consécutives de 2014 à 2023, inclusivement, avec des durées de 20 années est présentée dans la figure suivante :

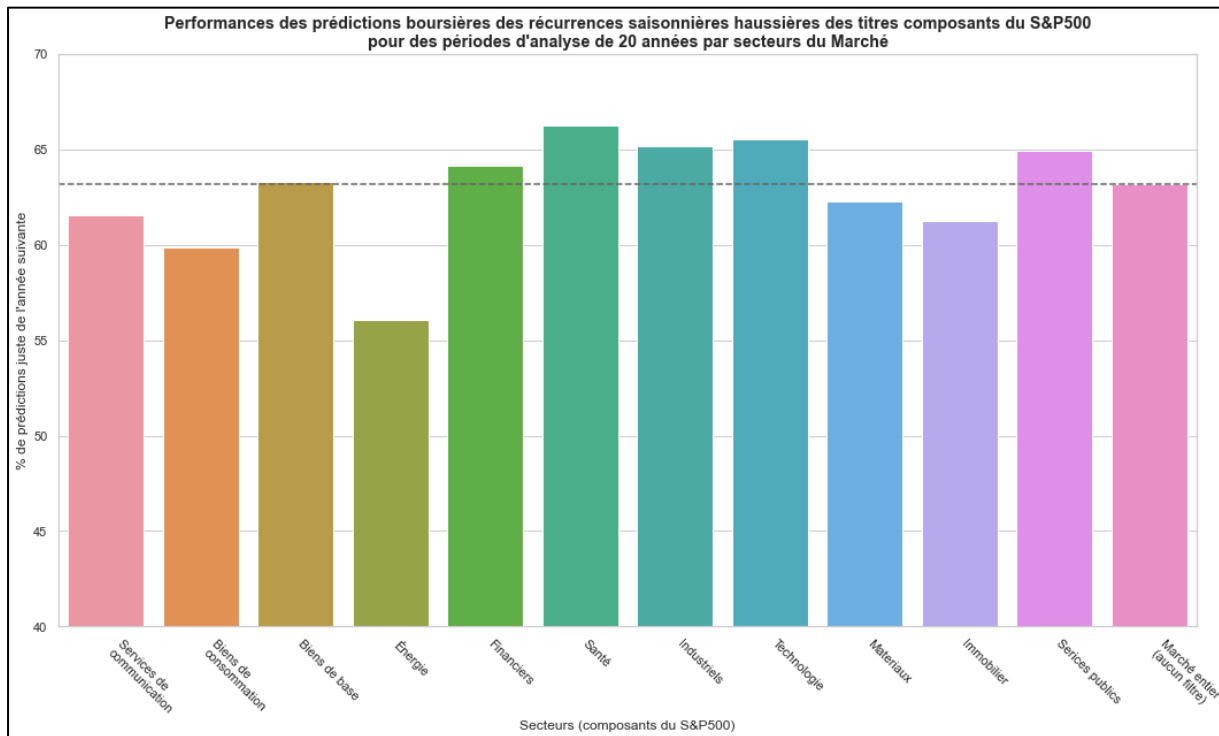


Figure 10.3 Performance moyenne des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyse de durée de 20 années

La ligne de tirets est la performance du marché présentée au préalable. De ce graphique, on observe que le triage des titres par secteurs produit des ensembles de récurrences saisonnières avec des performances supérieures à l'utilisation de tous les titres du S&P500. Les secteurs dominants sont les Financiers (*Financials*), la Santé (*Health Care*), les Industriels (*Industrials*), la Technologie (*Information Technology*) et les Services Publics (*Utilities*).

10.4.5 Performance moyenne des récurrences saisonnières triées par secteurs et classifiés par combinaisons de caractéristiques

Une fois les secteurs analysés tels-quels, la même méthodologie de filtrage par combinaisons de caractéristiques peut ensuite être employée sur ces derniers. Ceci permet de jumeler les

étapes d'optimisations des deux dernières sections pour déterminer si leurs effets d'améliorations sont cumulatifs. Pour ce faire, le processus systématique de détection et d'évaluation sur 10 périodes d'analyse consécutives est exécuté à nouveau, mais avec l'ajout du triage des titres par chacun de ces 11 secteurs du S&P500. Les résultats sont les suivants :

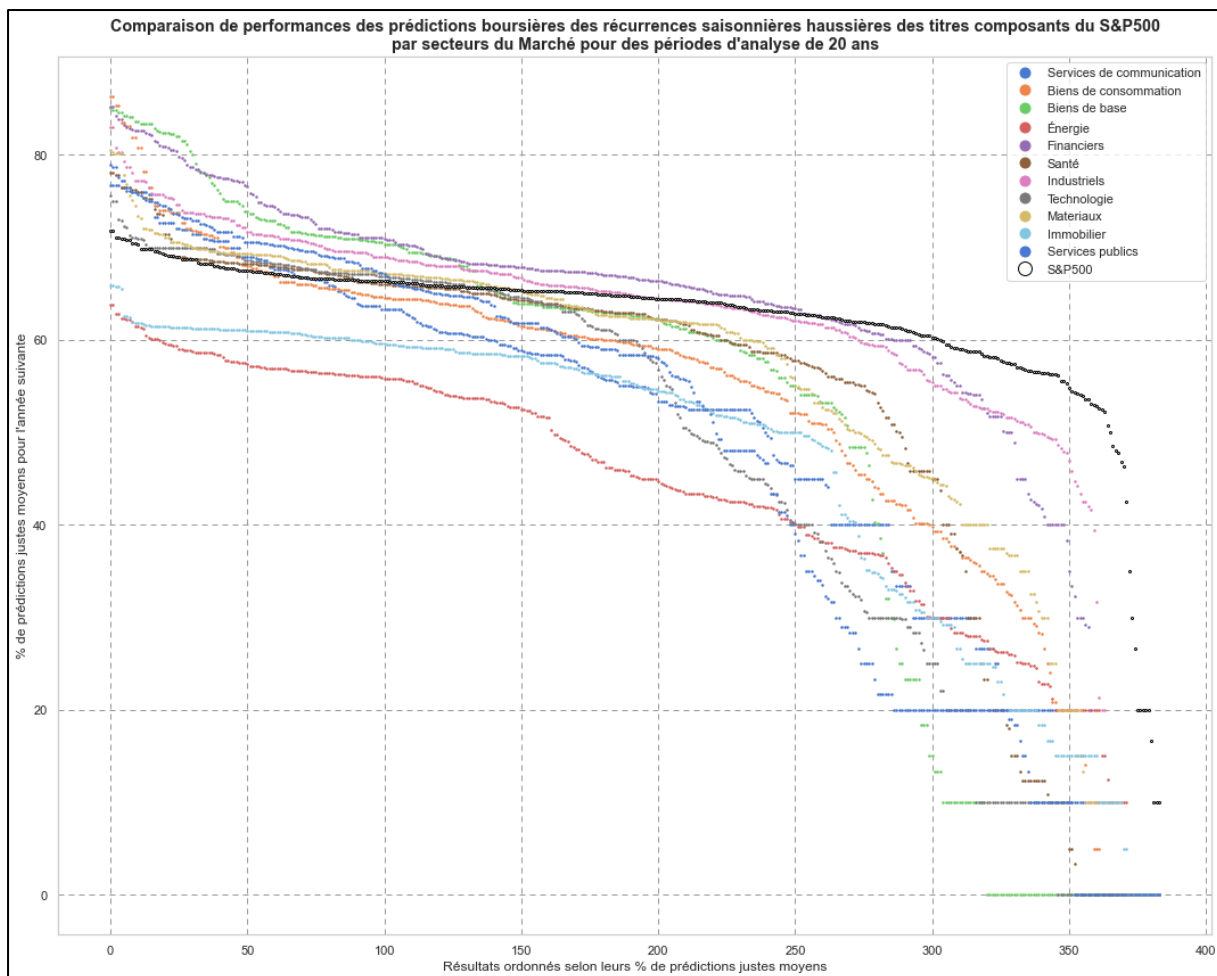


Figure 10.4 Performance moyenne des récurrences saisonnières en tant que prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par les 384 combinaisons de caractéristiques et par les 11 secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyses de durée de 20 années

Utilisant cette approche, on observe que plusieurs secteurs surclassent la performance moyenne du marché entier, qui est représentée par la ligne noire. En effet, en filtrant par des combinaisons de caractéristiques, certaines des récurrences saisonnières détectées par secteur surpassent un seuil de performance de 80%. Ceci est une optimisation importante versus

l'étude antérieure de tous les titres du S&P500. Ces secteurs sont les Biens de base et les Financiers, les meilleurs résultats étant ceux du secteur Biens de base. Les 10 combinaisons de caractéristiques les plus performantes de ce secteur sont les suivants:

Tableau 10.9 Les récurrences saisonnières les plus performants du secteur Biens de base

#	Performance moyenne des prédictions	Combinaisons de caractéristiques utilisées pour filtrer les récurrences saisonnières les plus performantes
1	85.13%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 80 jours ou plus
2	84.88%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 20 jours ou plus
3	84.88%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 30 jours ou plus
4	84.55%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 30 jours ou plus et retours saisonniers journaliers supérieurs à l'équivalent d'acheter et conserver
5	84.55%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 20 jours ou plus et retours saisonniers journaliers supérieurs à l'équivalent d'acheter et conserver
6	84.29%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 80 jours ou plus et retours saisonniers journaliers supérieurs à l'équivalent d'acheter et conserver
7	84.25%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 80 jours ou plus
8	84.17%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 90 jours ou moins et retours saisonniers journaliers supérieurs à l'équivalent d'acheter et conserver
9	84.17%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 90 jours ou moins
10	83.67%	Aucune année négative permise, durée d'analyse de 20 années, durée de 50 jours ou plus

En observant les caractéristiques des récurrences saisonnières les plus performantes de ce secteur, on note qu'elles possèdent les éléments communs d'avoir des durées d'analyse réelle de 20 ans et de tolérer aucune année négative dans la période d'analyse. Il y a donc une préférence pour les récurrences saisonnières d'actifs existants sur l'entièreté de la période d'analyse avec une fiabilité de 100%

10.4.6 Application pratique du raffinement généralisé des récurrences saisonnières par secteurs et combinaisons de caractéristiques

Suite à l'identification des caractéristiques des récurrences saisonnières les plus fiables de ce secteur le plus dominant, il est pertinent d'effectuer une mise en pratique de cette optimisation. Les résultats dans le tableau suivant sont les récurrences saisonnières des titres du secteur des Biens de base détectées de 2003 à 2022, inclusivement, filtrées par les caractéristiques les plus performants décrites dans le paragraphe précédent et évaluées pour l'année complète la plus récente, soit 2023 :

Tableau 10.10 Retours des titres sélectionnées du secteur des Bien de bases pour 2023

Titre	Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
PG	29 juin	18 décembre	120	100%	11.64%	-2.45%
CHD	16 février	28 juillet	112	100%	8.25%	17.68%
CHD	24 janvier	19 avril	60	100%	8.08%	8.58%
CHD	28 février	17 avril	34	100%	4.14%	7.36%

Seulement 4 récurrences saisonnières correspondent à cette série de filtres pour 2023, ce qui reflète une difficulté de l'utilisation de multiples combinaisons de caractéristiques, soit une faible quantité de résultats. Tout de même, sur les quatre récurrences saisonnières possédant cette liste de caractéristiques, trois ont connu des retours positifs pour l'année d'évaluation de 2023. Une telle approche de raffinements consécutifs est fiable, mais représente beaucoup d'effort pour cette performance. Il y a donc un intérêt pour une approche simplifiée qui considère l'effet du triage par secteurs. Ceci est exploré dans la prochaine section.

10.5 Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant des ETF

10.5.1 Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant le SPY

Lors de l'évaluation des approches graphiques du Chapitre 8, le marché entier a été analysé par l'entremise du SPY, soit d'un *ETF* qui suit son index. Ce dernier fait abstraction des titres individuels qui forment le S&P500. Maintenant que la performance globale du marché a été évaluée via ses titres composants, une question raisonnable est si cette approche est supérieure à l'utilisation de simples *ETF*. Pour ce faire, le processus de détection et d'évaluation des récurrences saisonnières du SPY est effectué utilisant la même méthodologie que dans les sections précédentes, soit de mesurer la performance pour 10 périodes d'analyse consécutives de 20 ans de 2003 à 2022, inclusivement:

Tableau 10.11 Pourcentage de prédictions exactes du SPY comme indicateur boursier de 2014 à 2023, inclusivement

Période d'analyse	Année d'évaluation	Compte des récurrences détectées	Compte des prédictions exactes	% de prédictions exactes
1994 à 2013	2014	11	11	100.00%
1995 à 2014	2015	18	11	61.11%
1996 à 2015	2016	19	19	100.00%
1997 à 2016	2017	15	15	100.00%
1998 à 2017	2018	16	1	6.25%
1999 à 2018	2019	10	9	90.00%
2000 à 2019	2020	7	5	71.43%
2001 à 2020	2021	14	11	78.57%
2002 à 2021	2022	18	6	33.33%
2003 à 2022	2023	20	17	85.00%
Total:	-	155	111	74.04%

On voit donc un gain de performance important avec l'utilisation du SPY, qui a un taux de prédictions exactes de 74.04%, versus 63.21% pour l'utilisation de tous les titres composants

sur S&P500 (tel que vu dans le Tableau 10.3). Il doit être noté que cette comparaison est pour des quantités considérablement différentes de résultats. Tout de même, le SPY démontre qu'il est un outil intéressant en termes d'indicateur boursier saisonnier.

10.5.2 Performance moyenne des récurrences saisonnières utilisant des *ETF* des secteurs du marché

Ayant analysé la performance du SPY, cette étude des *ETF* se poursuit pour les différents secteurs du marché, soit d'utiliser des *ETF* qui correspondent à ces secteurs respectifs au lieu de leurs titres composants. Le même exercice fait pour le SPY dans les derniers paragraphes est répété pour chacun de ces *ETF* de secteur, soit des évaluations consécutives de périodes analyse de 20 ans. Les *ETF* sélectionnés, ainsi que leurs performances comme indicateurs boursiers suite à chacune des périodes d'analyse, sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 10.12 Pourcentage de prédictions exactes du *ETF* du marché comme indicateurs boursiers de 2014 à 2023 (inclusivement)

<i>ETF</i>	Secteur	% de prédictions exactes pour l'année suivante
IXP	Services de communication	51.53%
IYR	Immobilier américain	62.74%
XLB	Matériaux	73.36%
XLE	Énergie	54.18%
XLF	Financiers	68.52%
XLI	Industriels	69.48%
XLK	Technologie	65.22%
XLP	Biens de base select	71.07%
XLU	Services publics	69.81%
XLV	Santé	77.62%
XLY	Biens de consommation	75.10%
SPY	S&P500	74.04%

Ces résultats sont aussi compilés dans la figure suivante:

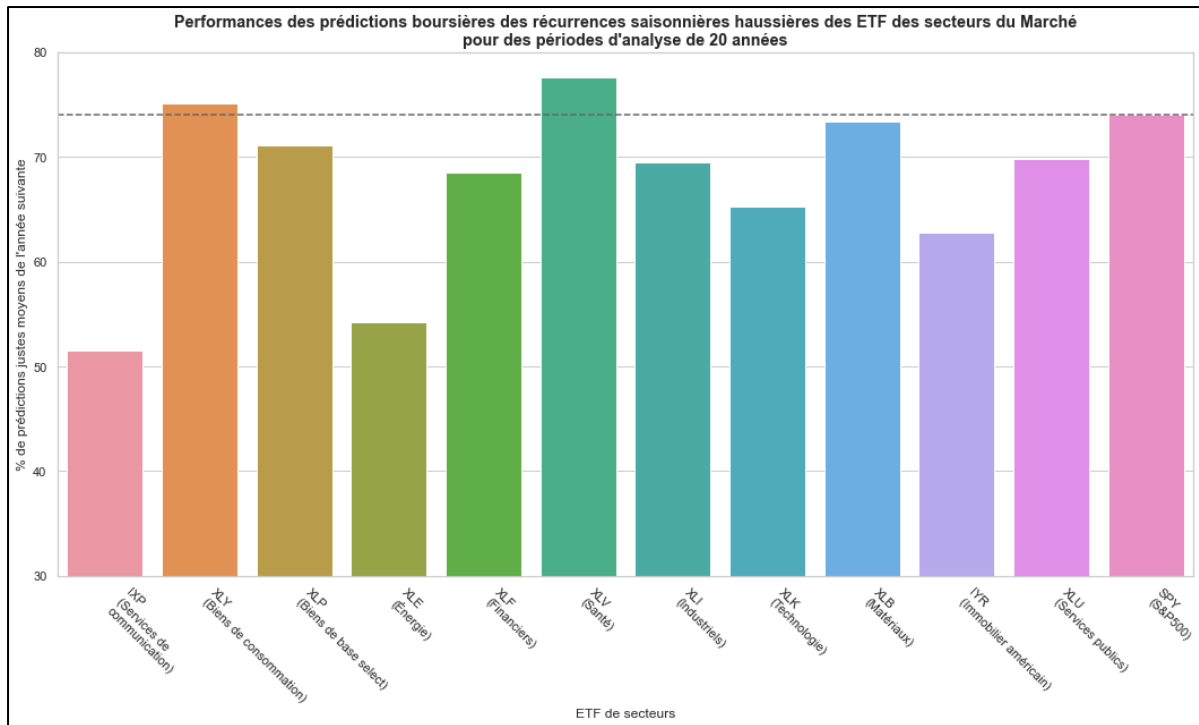


Figure 10.5 Performance des prédictions boursières de 2014 à 2023 (inclusivement) triées par *ETF* de secteurs du S&P500 pour des périodes d'analyse de 20 année

Tel que dans l'analyse antérieure des titres composants du S&P500 triés par secteur, on note que certains *ETF* de secteurs ont des taux de prédictions exactes supérieures versus le marché entier, c'est à dire le SPY. En employant les *ETF* des secteurs, les secteurs préférentiels sont les Matériaux (XLB), les Bien de consommation (XLY) et la Santé (XLV), avec des pourcentages de prédictions exactes moyennes de 73.36%, 75.10% et 77.62%, respectivement.

Ensuite, en comparant ces résultats aux secteurs par titres composants du marché (tel que vu dans la Figure 10.3), on observe que dans la majorité des cas, les *ETF* de secteurs ont une meilleure fiabilité en tant qu'indicateurs boursiers. Même si cette règle ne s'applique pas à tous les secteurs, la simplicité des analyses par *ETF* est un avantage : les études précédentes à base de filtres et autres raffinements requièrent des calculs additionnels demandant des interprétations complémentaires de la part d'un usager.

10.5.3 Application pratique du meilleur *ETF* de secteur (XLV)

Pour terminer, le cas de figure de l'*ETF* le plus performant, soit le XLV représentant le secteur de la Santé, est analysé pour l'année complète la plus récente. Voici donc la performance en 2023 des récurrences saisonnières détectées du XLV de 2003 à 2022, inclusivement :

Tableau 10.13 Performance du XLV en 2023 basée sur des périodes d'analyse de 2003 à 2022 (inclusivement)

Jour de début de la période	Jour de fin de la période	Nombre de jours investis	% d'années positives de 2003 à 2022	Retours moyens de 2003 à 2022	Retours 2023
13 octobre	13 décembre	42	95.00%	10.56%	4.44%
31 octobre	22 décembre	37	95.00%	10.46%	8.90%
13 juin	17 juillet	22	95.00%	9.97%	0.07%
21 novembre	28 décembre	25	95.00%	10.22%	5.42%
24 novembre	12 décembre	12	95.00%	10.50%	1.81%
30 mars	19 septembre	118	90.00%	10.38%	3.55%
9 mars	3 août	101	90.00%	10.85%	7.09%
24 août	14 décembre	78	90.00%	10.71%	2.59%
23 mars	11 avril	12	90.00%	10.97%	6.63%
8 juin	27 juillet	33	90.00%	10.14%	4.10%
30 juin	2 juillet	13	90.00%	9.92%	1.62%

On observe que 100% des retours des 11 récurrences saisonnières détectées pour ce titre sont positives en 2023, ce qui est une très bonne performance au niveau de la fiabilité. Pourtant, le XLV a connu plusieurs périodes baissières en 2023, tel qu'on peut observer sur la figure suivante :

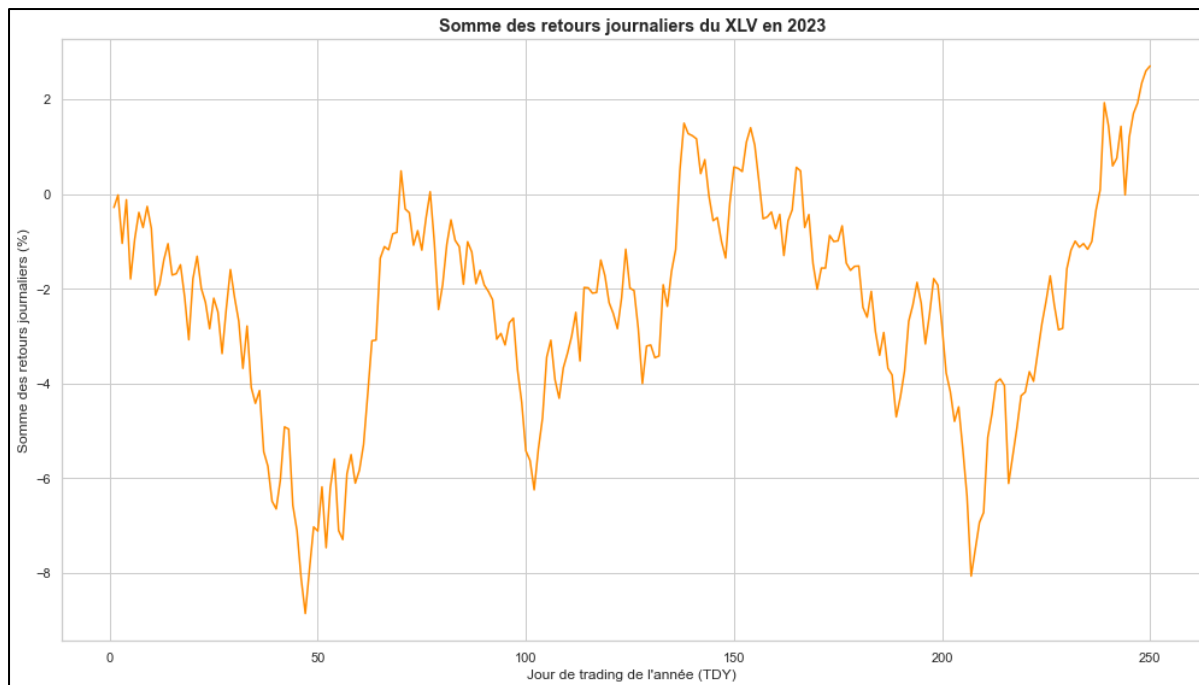


Figure 10.6 Retours du XLV en 2023

Ceci contextualise la performance des récurrences saisonnières détectées pour cet actif : tel qu'il a été discuté dans des sections antérieures, éviter les périodes baissières est aussi une approche profitable lors de la mise en pratique de stratégies saisonnières. Un autre élément important à soulever est que l'approche d'acheter et conserver du XLV sur l'année a seulement généré un retour de 2.36%. Ce retour est inférieur à la grande majorité des retours des récurrences saisonnières présentées dans le Tableau 10.13, voulant dire que l'utilisation d'un seul de ces résultats aurait pu devancer le *buy and hold* de l'actif.

Finalement, on note que les retours saisonniers obtenus en 2023 sont inférieurs à la moyenne historique des retours obtenue durant la période d'analyse de 2003 à 2022, inclusivement. Ceci est donc un compromis avec une méthode qui met l'emphase sur la fiabilité des récurrences saisonnières détectées : des périodes historiques plus profitables peuvent exister, mais ces derniers n'ont pas un pourcentage d'années positives aussi élevés que récurrences saisonnières détectées utilisant cette méthode, et représentent donc une approche plus volatile et moins fiable. Ceci se traduit donc à une analyse de risque-rendement de la part de l'investisseur lorsque la méthode à utiliser est sélectionnée : soit de mettre l'emphase

sur l'historique de la fiabilité avec une approche comme celle-ci, ou de simplement observer l'amplitude des retours historiques des périodes saisonnières via les outils graphiques des chapitres antérieurs.

10.6 Retour sur les résultats de l'approche de détection et évaluation systématique

En ce qui concerne l'identification des récurrences saisonnières les plus performantes en tant qu'indicateurs boursiers, le triage par secteurs est l'optimisation de résultats qui a le plus grand impact, mais qui peut être limitant en termes du nombre de résultats applicables. Les filtres selon les caractéristiques individuelles à base de performance de retours, tels les récurrences saisonnières ayant des gains supérieurs à leurs contreparties de l'approche d'acheter et conserver, ne sont pas particulièrement efficaces. En effet, il n'y avait pas de tendance d'amélioration de la fiabilité en filtrant pour ces récurrences saisonnières les plus performantes en termes de leurs retours historiques. Les caractéristiques avec les plus d'impacts sur la fiabilité sont plutôt la durée de la période d'analyse, l'âge des actifs évalués, le nombre d'années négatives permises dans la période d'analyse et la durée de détention en jours de la récurrence saisonnière. Finalement, on observe que les *ETF* sont une alternative intéressante au traitement de tous les titres composants des secteurs du S&P500, particulièrement pour le secteur de la Santé.

CONCLUSION

Le narratif voulu de ce travail est celui d'un processus de raffinement graduel de différentes approches de détection et d'évaluation de récurrences saisonnières pour la construction de stratégies saisonnières performantes. L'emphase est aussi mise sur l'inclusion de la mesure de la fiabilité des récurrences saisonnières en termes de leurs prédictions pour l'année suivante, soit leur performance comme indicateurs boursiers, qui est un sujet sous-développé dans la littérature existante. Dans ces optiques, les résultats ont été concluants.

Dans un premier lieu, la revue de la littérature a présenté des récurrences saisonnières qui sont encore efficaces aujourd'hui. La simple stratégie de l'omission du mois de septembre, en particulier, se démarque par des retours historiques considérables dans la période d'analyse récente de 2003 à 2022, inclusivement. Elle a aussi une performance actuelle intéressante, surpassant l'approche d'acheter et conserver pour l'année complète la plus récente de 2023. Jumelée avec sa facilité d'exécution, elle demeure une stratégie très viable. Cependant, certains des autres récurrences saisonnières célèbres étudiés dans ce travail sont moins applicables en ce jour. Mais, tel qu'identifié à l'aide de l'outil d'analyse à base de fréquences temporelles fixes, ces derniers ont évolué. Les changements les plus importants sont la piètre performance du mois de janvier et les retours accrus du mois de juillet durant les 20 dernières années. La performance à moyen terme de ces nouvelles périodes haussières sera à examiner dans les années à venir.

Ensuite, l'approche graphique de courbe de saisonnalité en termes des jours de trading de l'année a généré des retours significatifs pour le marché entier via l'utilisation du SPY et pour la sélection de titres évalués. Bien que les périodes haussières individuelles ne représentent pas des retours exceptionnels, leurs combinaisons successives produisent des gains qui surpassent l'approche d'acheter et conserver de façon importante sur la période d'analyse des 20 dernières années. Cette approche a aussi été mise à l'épreuve pour l'année courante de 2023, générant encore des résultats intéressants à la fois pour le SPY et pour les titres sélectionnés. Ceci démontre la force d'une approche qui permet d'éviter les périodes

baissières connues : c'est l'application consécutive de retours positifs en étant sorti du marché durant les périodes baissières qui produit ces retours importants.

Un autre résultat qui ressort de l'analyse de cette approche graphique est que les variations proposées à la courbe saisonnière n'ont pas optimisé les résultats obtenus, mise à part l'ajout de *MACD*. En effet, la simple utilisation de la simple courbe de saisonnalité avec ou sans cet indicateur technique demeure l'approche la plus viable avec l'avantage additionnel de la facilité d'exécution.

Le processus de détection automatisée et d'évaluation de performance, quant à lui, a détecté plusieurs récurrences saisonnières du SPY plus fiables que ceux identifiés via l'approche de courbe de saisonnalité par jours de trading sur la même période d'analyse. Ceci représente donc un avantage de cette solution automatisée lorsque comparé aux outils graphiques, qui nécessitent une intervention et interprétation humaine. L'application pratique de cette approche pour l'année courante a aussi produit des résultats encourageants pour les 30 titres ayant les plus grands poids par capitalisation du S&P500, même si ces résultats sont pour une seule année.

En ce qui concerne les résultats négatifs, soit les récurrences saisonnières baissières, elles ne produisent pas des résultats fiables. Une explication est que dans le contexte plus large du cycle économique des dernières décennies et sa tendance positive sur le long terme, ces périodes baissières nagent contre le courant. Ils ont donc de la difficulté à persister sur des longues périodes versus leurs contreparties positives. Dans tous les cas, leur utilité comme stratégies saisonnières est limitée.

Ensuite, l'analyse statistiques des résultats a divulgué les caractéristiques communes aux récurrences saisonnières haussières avec les meilleures performances en tant qu'indicateurs boursiers. Ceux-ci sont identifiés en filtrant selon leurs caractéristiques ainsi qu'en triant par les secteurs du marché. En termes de durée, les périodes d'analyse de 20 années produisent les récurrences saisonnières avec le taux de prédictions exactes le plus élevé et représentent

donc la durée d'analyse préférentielle à utiliser pour effectuer la détection de saisonnalité. Les autres caractéristiques partagées par ces résultats performants sont de limiter le nombre d'années négatives dans la période d'analyse, de seulement considérer des actifs âgés de 20 ans et une durée de détention de moins de 60 jours. Il est aussi intéressant de noter que les récurrences saisonnières ayant les meilleurs retours historiques, soit ceux qui surpassent les retours de l'approche d'acheter et conserver sur la même période, ne sont pas les plus fiables. Il y a un donc une décision à prendre lors du choix de l'approche à adopter pour une stratégie saisonnière : optimiser pour la fiabilité ou pour l'amplitude des retours, ce qui est ultimement une analyse de risque versus retours. En termes de secteurs, les récurrences saisonnières les plus performantes sont ceux des titres composants du secteur des Biens de bases lorsque jumelés avec l'approche de filtrage par caractéristiques décrit dans le paragraphe précédent.

Dans cet ordre d'idées, l'utilisation d'*ETF* pour remplacer l'analyse des titres individuels du marché ou de ses secteurs composants est aussi une approche intéressante. Même si les récurrences saisonnières les plus performantes de ce travail ont été identifiées via l'analyse systématique de tous les titres du marché suivi du filtrage par diverses caractéristiques et par secteur, l'utilisation de simples *ETF* a produit des résultats dans une ordre de magnitude similaire pour considérablement moins d'effort. En particulier, l'utilisation d'*ETF* du secteur de la Santé, soit le XLV, produit des récurrences saisonnières avec des taux moyen de prédictions exactes de 77.62% sur les 10 dernières années sans raffinement additionnelle. Même l'étude du marché entier via le SPY, a une performance des prédictions pour l'année suivante supérieur à l'évaluation de tous les titres composants du S&P500.

Finalement, un dernier élément important à soulever est que les approches simplistes sont souvent les plus performantes. L'utilisation de simple courbe de saisonnalité sans modulation via les variations proposées dans le Chapitre 4 reste l'approche graphique préférable sur la période évaluée. Tel que décrit dans le paragraphe précédent, l'utilisation de simples *ETF* génère des résultats fiables pour considérablement moins d'efforts d'analyse que d'évaluer l'entièreté des titres du marché avec multiples étapes de raffinement. Donc, pour conclure, en matière de saisonnalité il est important de ne pas déconsidérer des méthodologies simples.

RECOMMANDATIONS

Ce travail pourrait être poursuivi de plusieurs façons. Une première serait de combiner les approches graphiques avec les outils automatisés. Particulièrement, d'appliquer l'approche de courbes de saisonnalité en termes de jours de trading de l'année aux titres composants des secteurs ayant les récurrences saisonnières les plus fiables, soit ceux identifiés lors de l'analyse statistiques des résultats. Ce projet consisterait donc d'effectuer l'analyse graphique individuelle pour chaque titre qui compose ces secteurs dominants pour en déduire leur performance en termes de l'amplitude des retours. Cependant, ceci requerrait un effort considérable : il s'agit de plus d'une centaine de titres à interpréter et évaluer manuellement par année d'évaluation.

Une autre avenue pour cette approche graphique serait l'intégration d'indicateurs techniques additionnels autre que le *MACD*. Des candidats à évaluer sera la moyenne mobile (*MA*) ou moyenne mobile exponentielle (*EMA*), mais utilisant des plus longues périodes que ceux utilisés dans la *MACD*. Ces indicateurs sont intéressants car elles représentent la tendance sous-jacente de l'actif en question. Ceux-ci, jumelées avec les points d'entrées et de sorties définies par la courbe de saisonnalité, seraient des combinaisons intéressantes à évaluer.

Pour l'outil d'évaluation de performance, un seuil configurable de $\pm i$ jours autour duquel une récurrences saisonnières évaluée serait encore considérée comme étant acceptable pourrait aussi être envisagé. Prenant l'exemple d'un échec pour une période haussière, si celle-ci avait un retour positif à l'intérieur du nombre de jours définis dans par ce seuil, elle serait quand même considérée comme étant positive. L'objectif serait de comparer la performance qui en résulte versus l'approche utilisée dans ce travail. Il est à noter que ceci serait un deuxième stage de permissivité : le seuil positif/négatif déjà configuré lors de la détection est une fonction relativement similaire. De plus, cet ajout complexifierait l'implémentation logiciel et aurait un impact significatif sur sa performance.

Une approche avec un effet similaire à celle du paragraphe précédent mais plus simple à implémenter serait d'utiliser les semaines à la place des jours de trading de l'année lors de la détection des récurrences saisonnières. Ceci aurait comme effet de lisser les débuts et fins des récurrences saisonnières détectées. L'objectif serait d'évaluer l'impact de l'utilisation de cette fréquence plus large sur la fiabilité des résultats.

Une autre dimension qui serait pertinente à explorer serait l'intégration de la saisonnalité avec des stratégies d'options. Étant donné la nature temporelle prédéfinie des récurrences saisonnières et la notion de la valeur temps des options, leur combinaison pourrait être une approche très viable et un effet de levier potentiel des retours obtenus. Cependant, des données historiques d'options sont dispendieuses et la cueillette manuelle des données gratuites pour le marché complet n'est pas une tâche simple. Une implémentation plus réaliste de cette approche serait à plus petite échelle, soit uniquement pour les récurrences saisonnières les plus performantes en termes de leur fiabilité.

Finalement, des systèmes de triages autre que les secteurs pourraient être testés pour déterminer leurs effets sur la performance des récurrences saisonnières en tant qu'indicateurs boursiers. Un tel exemple serait des titres à plus petite capitalisation. Dans ce même ordre d'idée, un autre index que le S&P500 pourrait être choisi, tel que le RUSSEL2000 pour ce cas de figure. D'autres index qui se spécialisent dans certains volets du marché, comme le NASDAQ100 avec la technologie, pourraient aussi être étudiés comme point milieu entre index et secteur. L'étude pourrait aussi être effectuée sur d'autres marchés, tel que le marché canadien, qui lui aussi est caractérisé par des industries particulières, notamment l'extraction de matières premières et des banques. L'idée serait de déterminer si ces diverses spécialisations résultent en des récurrences saisonnières plus performantes et si oui, lesquelles. En résumé, l'étude de saisonnalité peut être élargie de multiples façons au-delà de ce travail.

ANNEXE I

MANUEL USAGER

Outil d'analyse saisonnière graphique à base de fréquences temporelles fixes

La procédure en mode standard est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur décline d'utiliser le mode avancé en entrant « *N* »;
3. Lorsque demandé, l'utilisateur entre le nom du titre à évaluer;
4. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de début de l'analyse;
5. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de fin (inclusive) de l'analyse;
6. Les données des calculs saisonniers sont affichées dans des tables à l'écran;
7. Les résultats graphiques sont affichés.

Note : L'année de fin est inclusive et fera donc partie de l'analyse.

La procédure en mode avancé est la suivante :

1. L'utilisateur effectue les étapes 1 à 5 du mode standard mais entre l'option « *Y* » pour sélectionner le mode avancé;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur entre la valeur numérique d'un mois à filtrer pour le calcul de retours totaux modifiés;
3. L'étape précédente est répétée jusqu'à ce que tous les mois à filtrer sont entrés et l'utilisateur entre « *Done* » pour confirmer la sélection;
4. Le retour total modifié et le retour de l'approche d'acheter et conserver sont affichés.

Outil d'analyse saisonnière graphique à base des jours de trading de l'année (TDY)

Configuration préliminaire :

1. Un fichier texte nommé « *tickers.txt* » qui se trouve dans le même répertoire que l'exécutable de cet outil est configuré pour inclure la liste des titres à lire par le système pour être traités par défaut.

La procédure en mode standard est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur décline d'utiliser le mode avancé en entrant « *N* ».
3. Les résultats graphiques de chacun des titres inclus dans le fichier « *tickers.txt* » sont affichés avec l'inclusion de la courbe des retours de l'année en cours.

Note : Par défaut, le mode standard utilise une période d'analyse des 20 années qui précèdent celle de la date d'exécution du programme, excluant l'année en cours.

La procédure en mode avancé est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur accepte d'utiliser le mode avancé en entrant « *Y* »;
3. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit la méthode de calcul des retours journaliers, soit prix d'ouverture ou prix de fermeture précédent à prix de fermeture;
4. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'inclure la courbe de retours de l'année qui suit la période d'analyse pour évaluer la performance saisonnière des approches choisies;
5. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de moduler la courbe saisonnière par la variante de moyenne pondérée;
6. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de moduler la courbe saisonnière par la variante de l'extraction de la tendance;
7. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'inclure le *MACD* dans le graphique de résultats;
8. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'entrer les titres à évaluer manuellement ou de lire ceux compris dans le fichier « *tickers.txt* »;
9. Si l'utilisateur a choisi « *Y* » dans l'option 8, lorsque demandé, l'utilisateur entre le ou les noms des titres à évaluer et entre « *Done* » lorsque terminé. Sinon, les titres inclus dans le fichier « *tickers.txt* » sont utilisés;
10. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de début de l'analyse;
11. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de fin (inclusive) de l'analyse;
12. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les graphiques de résultats dans le répertoire de l'exécutable en format *.png*;
13. Les résultats graphiques sont affichés à l'écran.

Pour utiliser les fonctions de vérification de la saisonnalité, l'utilisateur doit avoir complété toutes les étapes pour se rendre à l'affichage des résultats, soit les étapes 1 à 3 du mode standard ou les étapes 1 à 13 du mode avancé.

Pour la fonction de vérification de la saisonnalité de *TDY* spécifiques :

1. L'utilisateur fait l'appel suivant : *seasonality_verification(ticker, start_year, end_year, buy_TDY, sell_TDY)*, en modifiant les variables *buy_TDY* et *sell_TDY* par les valeurs numériques des *TDY* de début et de fin de la récurrence saisonnière à évaluer;
2. Ceci retourne le pourcentage positif pour ces *TDY* spécifiques.

Pour la fonction d'optimisation de la saisonnalité de *TDY* spécifiques :

1. L'utilisateur fait l'appel suivant : *optimized_seasonality_verification(ticker, start_year, end_year, TDY_range, buy_TDY, sell_TDY)*, en modifiant les variables *buy_TDY* et *sell_TDY* par les valeurs numériques des *TDY* de début et de fin de la récurrence saisonnière à optimiser ainsi qu'en modifiant la variable *TDY_range* par le seuil de *TDY* à utiliser pour l'optimisation;
2. Ceci retourne la combinaison de *TDY* à l'intérieur du seuil $\pm k$ avec la plus grande fiabilité, soit le pourcentage positif le plus élevé.

Outil de détection automatisée de la saisonnalité

Configuration préliminaire :

1. Un fichier texte nommé « *tickers.txt* » qui se trouve dans le même répertoire que l'exécutable de cet outil est configuré pour inclure la liste des titres à lire par le système pour être traités par défaut.

La procédure en mode standard est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur décline d'utiliser le mode avancé en entrant « *N* »;

3. Les statuts de l'avancement de l'analyse de chacun des titres inclus dans le fichier « *tickers.txt* » sont affichés à l'écran en succession. Une fois l'analyse complétée, les tableaux de résultats positifs et négatifs sont affichés à l'écran;

Note : Par défaut, le mode standard utilise un seuil de fiabilité de 90% et une période d'analyse des 20 années qui précèdent celle de la date d'exécution du programme, excluant l'année en cours;

4. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les tableaux de résultats positifs et négatifs en fichiers de format *.csv* ainsi que les paramètres utilisés pour effectuer l'analyse dans un fichier log en format *.txt* dans le répertoire de l'exécutable.

La procédure en mode avancé est la suivante.

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'utiliser le mode avancé en entrant « *Y* »;
3. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit la méthode de calcul des retours journaliers, soit prix d'ouverture ou prix de fermeture précédent à prix de fermeture;
4. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'entrer les titres à évaluer manuellement ou de lire ceux compris dans le fichier « *tickers.txt* »;
5. Si l'utilisateur a choisi « *Y* » dans l'étape 4, lorsque demandé, l'utilisateur entre le ou les noms des titres à évaluer et entre « *Done* » lorsque terminé. Sinon, les titres inclus dans le fichier « *tickers.txt* » sont utilisés;
6. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de début de l'analyse;
7. Lorsque demandé, l'utilisateur entre l'année de fin (inclusive) de l'analyse;
8. Lorsque demandé, l'utilisateur entre le seuil de fiabilité de l'analyse;
9. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'afficher les tableaux de résultats individuels de chaque titre à traiter ou de seulement voir le statut de l'avancement de l'analyse;
10. Les tableaux de résultats globaux positifs et négatifs sont affichés à l'écran;
11. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les tableaux de résultats positifs et négatifs en fichiers de format *.csv* ainsi que les paramètres utilisés pour effectuer l'analyse dans un fichier log en format *.txt* dans le répertoire de l'exécutable.

Outil d'analyse de la performance des prédictions boursières des récurrence saisonnières

À titre de configuration préliminaire pour le mode standard, les fichiers de résultats positifs et négatifs de l'outil de détection de la saisonnalité doivent être renommés à *positive_results* et *negative_results*, respectivement, et placés dans le répertoire de l'exécutable de cet outil.

La procédure en mode standard est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur décline d'utiliser le mode avancé en entrant « *N* ».
3. Les résultats sont nettoyés pour éliminer les titres non-traitables en affichant à l'écran la liste de ceux qui sont filtrés;
4. L'année d'évaluation est affichée à l'écran;

Note : Pour une année d'évaluation qui est l'année qui précède l'année courante, une note indiquant que les récurrences saisonnières avec des dates de fin dans l'année courante seront déconsidérées;

5. Les calculs sont effectués et, une fois complétés, les tableaux de résultats globaux positifs et négatifs sont affichés à l'écran;

Note : Par défaut, le mode standard évalue l'année qui suit la période d'analyse;

6. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les tableaux de résultats et statistiques de l'évaluation de performance positifs et négatifs en fichiers de format *.csv* ainsi que les paramètres utilisés pour effectuer l'analyse dans un fichier log en format *.txt* dans le répertoire de l'exécutable.

La procédure en mode avancé est la suivante. Note : la même étape de configuration préliminaire de renommage et placement des fichiers *positive_results* et *negative_results* du mode standard est applicable pour ce mode.

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit d'utiliser le mode avancé en entrant « *Y* »;
3. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit la méthode de calcul des retours journaliers, soit prix d'ouverture ou prix de fermeture précédent à prix de fermeture;

4. L'année d'évaluation est affichée à l'écran;
Note : Pour une année d'évaluation qui est l'année qui précède l'année courante, une note indiquant que les récurrences saisonnières avec des dates de fin dans l'année courante seront déconsidérées;
5. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de filtrer les titres selon un secteur du marché en entrant « Y » et la valeur numérique du secteur sélectionné. Pour une sélection personnalisée, l'utilisateur entre les titres sans espaces séparés par une virgule;
6. Les résultats sont nettoyés pour éliminer les titres non-traitable. Une fois les calculs complétés, les tableaux de résultats globaux positifs et négatifs sont affichés à l'écran;
Note : Par défaut, le mode standard évalue l'année qui suit la période d'analyse;
7. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les tableaux de résultats et statistiques d'analyse d'évaluation de performance positifs et négatifs en fichiers de format *.csv* ainsi que les paramètres utilisés pour effectuer l'analyse dans un fichier log en format *.txt* dans le répertoire de l'exécutable.

Outil d'analyse statistique de la performance des prédictions boursières des récurrences saisonnières

Configuration préliminaire :

1. Les fichiers de statistiques positifs et négatifs de l'outil d'évaluation de la performance doivent être placés dans le répertoire approprié selon la durée de l'analyse, soit de 10, 15 ou 20 années.

La procédure est la suivante :

1. L'utilisateur exécute le programme;
2. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit la durée de période d'analyse qui a été utilisée pour l'outil de l'analyse de la détection de la saisonnalité et es calculs sont effectués;
3. Lorsque demandé, l'utilisateur choisit de sauvegarder les résultats statistiques globaux positifs et négatifs en fichiers de format *.csv* ainsi que les paramètres utilisés pour effectuer l'analyse dans un fichier log en format *.txt* dans le répertoire de l'exécutable.

ANNEXE II

LISTE DES TITRES DU S&P500 TRAITÉS

Les titres du S&P500 en date de l'année 2023 ont été utilisés comme base pour la détection automatisée des récurrences saisonnières pour les résultats présentés dans le Chapitre 9. Ils sont : AAPL, MSFT, AMZN, TSLA, BRK-B, UNH, META, V, JNJ, NVDA, XOM, WMT, PG, JPM, MA, HD, LLY, PFE, CVX, BAC, KO, ABBV, COST, PEP, MRK, TMO, AVGO, ORCL, DHR, ACN, ABT, CMCSA, ADBE, MCD, DIS, VZ, CSCO, CRM, QCOM, NKE, TMUS, WFC, UPS, INTC, NEE, BMY, TXN, PM, MS, LIN, AMD, RTX, UNP, T, AMGN, LOW, HON, CVS, SPGI, MDT, INTU, AMT, SCHW, IBM, AXP, COP, GS, ELV, LMT, C, NFLX, BLK, SBUX, DE, CAT, EL, PLD, BA, ADP, NOW, AMAT, MDLZ, CI, ADI, ZTS, CHTR, DUK, MMC, CB, MO, SO, MMM, GILD, ISRG, SYK, GE, CCI, TJX, BKNG, CME, GOOG, GOOGL, TGT, VRTX, USB, NOC, BDX, MU, SHW, PNC, CSX, FISV, PGR, CL, LRCX, WM, TFC, EW, REGN, D, ATVI, HUM, NSC, FIS, GD, HCA, ITW, EQIX, AON, EOG, FDX, OXY, DG, PSA, ICE, ETN, MCO, BSX, CNC, KLAC, APD, SNPS, KDP, PXD, GM, MNST, SLB, MET, MAR, EMR, SRE, AEP, MCK, ECL, MPC, CDNS, NXPI, STZ, ORLY, HSY, KMB, SYY, PAYX, GIS, ROP, LHX, EXC, O, COF, ADSK, VLO, IQV, AZO, APH, ADM, RSG, NEM, PSX, AIG, CTAS, FCX, KMI, TEL, WMB, DLTR, CMG, WELL, XEL, A, MSI, DVN, EA, DLR, CTSH, PRU, MCHP, MSCI, AFL, WBD, AJG, JCI, SBAC, BK, PH, SPG, YUM, RMD, BF-B, HLT, HPQ, GPN, WBA, BAX, KR, IDXX, ED, TT, ALL, NUE, TDG, ILMN, ODFL, HES, IFF, WEC, TWTR, MTB, PPG, PEG, BIIB, TSN, ABC, LVS, PCAR, VRSK, ROST, DD, GLW, ES, CPRT, CMI, ENPH, LYB, DFS, FAST, MTD, AVB, EQR, TROW, FRC, DHI, AWK, AMP, CBRE, AME, APTV, WY, EBAY, HRL, ALB, OKE, ON, ROK, STT, BKR, HAL, EFX, ARE, GWW, DTE, EXR, LUV, LEN, EIX, WST, FITB, CDW, LH, CHD, ANSS, BALL, AEE, WTW, MKC, ZBH, CTRA, ETR, FE, TSCO, STE, SIVB, ULTA, HIG, ALGN, LYV, WAT, VTR, VMC, MTCH, GPC, IT, MPWR, MLM, VRSN, NTRS, GRMN, FANG, PPL, DAL, MAA, RJF, URI, RF, PWR, AMCR, CMS, TDY, HBAN, CNP, PKI, EPAM, DOV, VFC, BR, JBHT, CLX, ROL, INCY, ESS, CINF, MOH, CF, HOLX, BRO, SWK, BBY,

MOS, ZBRA, SWKS, EXPD, FLT, KEY, COO, J, WRB, PARA, STX, NDAQ, PFG, CAG, TER, IP, TRMB, ATO, WAB, BIO, FDS, MRO, DGX, NTAP, GNRC, TYL, XYL, DRI, TTWO, AKAM, EXPE, KMX, LKQ, NVR, WDC, EVRG, UDR, IEX, POOL, JKHY, CPT, PEAK, LNT, CPB, DPZ, AVY, TECH, OMC, SJM, L, BXP, LDOS, IRM, TXT, FMC, MAS, PKG, KIM, MGM, AES, CBOE, PTC, CHRW, ABMD, BEN, NDSN, TFX, CE, HST, CRL, EMN, UAL, TAP, IPG, AAP, VTRS, NI, SNA, HAS, APA, PHM, LUMN, REG, RE, SBNY, HSIC, CCL, CMA, MKTX, NWS, NWSA, GL, DISH, FTNT, AOS, UHS, WHR, FFIV, JNPR, AIZ, ALLE, FBHS, RCL, AAL, BWA, SEE, MHK, TPR, LNC, RHI, NRG, HII, NWL, DVA, DXCM, FRT, ZION, PNW, IVZ, PNR, XRAY, BBWI, WYNN, DXC, RL, VNO, PENN, ALK, PVH, TRV, NCLH (Wikipédia, 2023).

Étant donné l'envergure des périodes d'analyse utilisés, certains titres ont dû être déconsidérés durant quelques années utilisant ce cas de figure maximal. Ceci peut être dû à plusieurs facteurs, tel des titres qui n'existaient pas encore, qui ont été délistés de la bourse, qui ont été renommés, etc. Le tableau suivant les présente par année :

Tableau A II-1 Titres enlevés durant l'exécution systématique de détection de la saisonnalité

Années	Titres enlevés
1994 à 2013	ANET, KEYS, PAYC, CTLT, CFG, SYF, CZR, ZTS, IQV, HLT, TWTR, CDW, NWS, NWSA, ALLE, NCLH, FBHS, TWTR, FTV
1995 à 2014	PYPL, KHC, HPE, SEDG, ETSY, QRVO, WRK, NCLH, FBHS, TWTR, FTV
1996 à 2015	NCLH, FBHS, TWTR, FTV
1997 à 2016	IR, FTV, HWM, LW, NCLH, FBHS, TWTR
1998 à 2017	MRNA, VICI, CDAY, NCLH, FBHS, TWTR, FTV, IR
1999 à 2018	CTVA, DOW, FOX, FOXA, NCLH, FBHS, TWTR, FTV, IR
2000 à 2019	CARR, OTIS, F, K, EXC, FBHS, TWTR
2001 à 2020	OGN, FBHS, TWTR
2002 à 2021	CEG, FBHS, TWTR
2003 à 2022	FBHS, TWTR

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Asim A. (2023). Top 30 S&P500 Stocks by Index Weight. Repéré à <https://finance.yahoo.com/news/top-30-p-500-stocks-163850289.html>
- Banco Santander S.A. (2023). What are central banks and why are they so important? Repéré à <https://www.santander.com/en/stories/what-is-a-central-bank>
- Benjamin F. (2019). Calculating and Understanding your Portfolio Returns. Repéré à <https://www.pwlcapital.com/calculating-understanding-portfolio-returns/>
- CFI Team (2019). Business Cycle. Repéré à <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/economics/business-cycle/>
- CFI Team (2019). Kondratieff Wave. Repéré à <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/economics/kondratieff-wave/>
- Chen J. (2023). Annualized Total Return Formula and Calculation. Repéré à <https://www.investopedia.com/terms/a/annualized-total-return.asp>
- Da Rocha J. M. & Restuccia D. (2006). The Role of Agriculture in Aggregate Business Cycle Fluctuations. *Review of Economic Dynamics*, 9(2006), 455–482
- Dagum E. B. (1980). *The X-II-ARIMA seasonal adjustment method* (Catalogue 12-564E). Ottawa: Statistics Canada.
- Eurostat (2013). Glossary:Trend. Repéré à <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Glossary:Trend>
- Freeburg, N. F. (2000, 14 décembre). Seasonal Opportunities in the Financial Markets - Part I. *Formula Research*, VI(10), 1-8.
- Freeburg, N. F. (2001, 21 août). Seasonal Opportunities in the Financial Markets - Part II. *Formula Research*, VI(11), 1-8.
- Freeburg, N. F. (2002, 31 mai). Seasonal Opportunities in the Financial Markets - Part I. *Formula Research*, VI(12), 1-8.
- Gleasson S. (2017). The Commodity Cycle: What It Means for Precious Metals Prices. Repéré à <https://www.moneymetals.com/news/2017/05/23/the-commodity-cycle-001080>

- Glen S. (s.d.). Weighted Mean: Formula: How to Find Weighted Mean. Repéré à <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/statistics-definitions/weighted-mean/>
- Golden Meadow (s.d.). Cycle. Repéré à <https://www.goldpriceforecast.com/explanations/cycle/>
- Hayes A. (2023). What Is a Geometric Mean? How to Calculate and Example. Repéré à <https://www.investopedia.com/terms/g/geometricmean.asp>
- Hirsch, J. (2012) *The Little Book of Stock Market Cycles*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2021) *Forecasting: principles and practice* (3e éd). [Version Otexts]. Repéré à [OTexts.com/fpp3](https://otexts.com/fpp3)
- Kaepfel, J. (2009) *Seasonal Stock Market Trends: The Definitive Guide to Calendar-Based Stock Market Trading*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Kaufman, P. J. (2020) *Trading Systems and Methods* (6e éd.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Khandelwal R. (2019, 10 septembre). Step by Step Time Series Analysis [Billet de blogue]. Repéré à <https://medium.datadriveninvestor.com/step-by-step-time-series-analysis-d2f117554d7e>
- Masonson, L. N. (2011) *All About Stock Market Timing* (2e éd.). New York, NY: McGraw-Hill.
- Masterworks (2022). The Economic Significance of Black Friday. Repéré à <https://insights.masterworks.com/finance/the-economic-significance-of-black-friday/>
- Marks, H. (2018) *Mastering the Market Cycle*. New York, NY: Harper Collins.
- Mayer C. (2020). How to Find the Max of a List of Lists in Python? [Billet de blogue]. Repéré à <https://blog.finxter.com/how-to-find-the-max-of-list-of-lists-in-python/>
- Melin T. (2023). War and conflict often lead to high inflation. Repéré à <https://www.gu.se/en/news/war-and-conflict-often-lead-to-high-inflation#:~:text=%E2%80%9DWar%20has%20often%20played%20a,Senior%20Lecturer%20in%20Economic%20History>.
- Nefiodow, L. (2016). The Sixth Kondratieff – The New Long Wave of The Global Economy. Dans Grinin L. E., Devezas T. C. & Korotayev A. V. (Éds), *Kondratieff Waves: Cycles, Crises, and Forecasts* (pp. 203-209). Repéré à

https://www.sociostudies.org/almanac/articles/the_sixth_kondratieff_-_the_new_long_wave_of_the_global_economy/

- Pathak P. (2021, 8 septembre). Time Series Forecasting - A Complete Guide [Billet de blogue]. Repéré à <https://medium.com/analytics-vidhya/time-series-forecasting-a-complete-guide-d963142da33f>
- Preissler S. (2018, 20 novembre). Seasonality in Python: additive or multiplicative model? [Billet de blogue]. Repéré à <https://sigmundojr.medium.com/seasonality-in-python-additive-or-multiplicative-model-d4b9cf1f48a7>
- Speck D. (s.d.). Gold and metals under the seasonal magnifying glass. Repéré à https://www.seasonax.com/gold-and-metals-under-the-seasonal-magnifying-glass/?gclid=Cj0KCQjw0IGnBhDUARIsAMwFDLm9NShdOzVPV0nt-GGpWlclCC51qVhapoEiUAYx3WZAFV6vbAipXYAaAp38EALw_wcB
- Stupak J. M. (2019). Introduction to U.S. Economy: The Business Cycle and Growth. Repéré à <https://crsreports.congress.gov/product/pdf/IF/IF10411/5>
- Tableau Software (2022). Time Series Analysis: Definition, Types, Techniques, and When It's Used. Repéré à <https://www.tableau.com/learn/articles/time-series-analysis>
- Tanguay C. (2010). Max drawdown : un indicateur du risque d'un portefeuille. Repéré à <https://www.cafedelabourse.com/lexique/definition/max-drawdown>
- Thune K. (2023). Stock Market Sectors: What Are They And How Many Are There?. Repéré à <https://seekingalpha.com/article/4475586-stock-market-sectors>
- Venditti B. (2021). Are Copper Prices in a Supercycle? A 120-Year Perspective. Repéré à <https://elements.visualcapitalist.com/120-year-perspective-copper-supercycle/>
- Vialoux J. (s.d.). Equity Clock. Repéré à <https://equityclock.com/about/>
- List of S&P 500 companies. (2023). Dans Wikipedia. Repéré le 23 mai 2023 à : https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_S%26P_500_companies
- Williams W. (2023). Timeline of U.S. Stock Market Crashes. Repéré à <https://www.investopedia.com/timeline-of-stock-market-crashes-5217820>
- Ziadeh N. A., Ronan C. A., Bickerman E.J., Schmidt J. D., Lin C., Proskouriakoff T., ... Van Buitenen J.A.B. (2023). Ancient and religious calendar systems. Dans *Encyclopedia Britannica*. Repéré à <https://www.britannica.com/science/calendar/Ancient-and-religious-calendar-systems>