

Analyse de stratégies d'investissement systématiques, basées sur le croisement de moyennes mobiles

Travail de Bachelor réalisé en vue de l'obtention du Bachelor HES

par :

Alexandre MARTINS FIGUEIRA

Conseiller au travail de Bachelor :

Monsieur Julien RIBON, professeur HES

Genève, le 16 juillet 2020

Haute École de Gestion de Genève (HEG-GE)

Filière Economie d'entreprise

Déclaration

Ce travail de Bachelor est réalisé dans le cadre de l'examen final de la Haute école de gestion de Genève, en vue de l'obtention du titre de Bachelor of Science en économie d'entreprise.

L'étudiant a envoyé ce document par email à l'adresse d'analyse remise par son conseiller au travail de Bachelor pour analyse par le logiciel de détection de plagiat URKUND. <http://www.orkund.com/fr/student/392-orkund-faq>

L'étudiant atteste avoir réalisé seul-e le présent travail, sans avoir utilisé des sources autres que celles citées dans la bibliographie

L'étudiant accepte, le cas échéant, la clause de confidentialité. L'utilisation des conclusions et recommandations formulées dans le travail de Bachelor, sans préjuger de leur valeur, n'engage ni la responsabilité de l'auteur, ni celle du conseiller au travail de Bachelor, du juré et de la HEG.

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier la Haute École de gestion de Genève (HEG) pour ces années riches en découvertes. La qualité de son corps professoral et de son enseignement m'ont permis de recevoir une formation de qualité qui je suis sûr, me sera d'une grande utilité dans le monde professionnel.

Je tiens également à remercier, de façon indirecte, la communauté collaborative qu'il y a autour du langage de programmation Python. Sans elle, j'aurais buté sur de nombreux concepts qui m'auraient ralenti dans mon auto-apprentissage.

Résumé

Dans ce travail, les performances historiques de stratégies d'investissements systématiques seront retracées. Ce procédé est nommé « Backtesting » dans la pratique. Les stratégies seront basées sur le croisement de moyennes mobiles, indicateurs techniques basiques, mais néanmoins des plus utilisés. Des simulations seront effectuées sur de nombreuses données financières historiques. Pour ce faire, la puissance algorithmique offerte par le langage de programmation Python sera exploitée.

Différents types d'actifs seront analysés. Dans un premier temps, les performances historiques de stratégies appliquées au SPY, un ETF répliquant l'indice S&P 500, seront calculés. Ensuite, la même stratégie sera analysée sur 22 devises cotées en USD. Finalement, une stratégie spécifique sera appliquée aux 5 plus grandes cryptomonnaies, en termes de capitalisation. Pour chaque stratégie, les mesures de risque et performance seront décomposées puis comparées à celles de l'actif.

L'objectif final est d'évaluer, via l'observation empirique, si l'utilisation de deux moyennes mobiles constitue un outil suffisamment efficace pour des stratégies de gestion active.

Table des matières

Analyse de stratégies d'investissement systématiques, basées sur le croisement de moyennes mobiles	1
Déclaration	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vi
Liste des figures	vi
Introduction	8
Le backtesting	10
Méthodologie	13
Les moyennes mobiles	14
1. La moyenne mobile simple (linéaire, arithmétique)	14
2. La moyenne mobile pondérée	15
3. La moyenne mobile exponentielle	16
Le module programmé	19
Limites théoriques du modèle	21
Analyse de stratégies	22
3.1 Marché actions américain: SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY)	22
3.1.1 Analyse de la stratégie	25
3.1.2 Conclusion	29
3.2 Marché Forex : 22 devises cotées en USD	30
3.2.1 Analyse de la stratégie	31
3.2.2 Conclusion	36
3.3 Marché des crypto-actifs : les 5 crypto-monnaies dominantes	38
3.3.1 Analyse de la stratégie	39
3.3.2 Conclusion	42
Conclusion	43

Bibliographie	44
Annexes	47
Annexe 1 : Article Financial Times.....	47
Annexe 2 : Article Financial Times.....	48
Annexe 3 : Liste des monnaies analysées	49

Liste des tableaux

Tableau 1 : Stratégie SPY - Statistiques de rendement.....	25
Tableau 2 : Stratégie SPY - Statistiques de risque	25
Tableau 3 : Stratégie SPY – Autres statistiques	25
Tableau 4 : Stratégie SPY – Transactions effectuées.....	26
Tableau 5 : Stratégie Forex – Moyennes des statistiques	31
Tableau 6 : Stratégie Forex – Sharpe Ratios.....	34
Tableau 7 : Stratégie Crypto-monnaies – Moyennes des statistiques	39
Tableau 8 : Stratégie Crypto-monnaies : Rendements totaux (non annualisés).....	40

Liste des figures

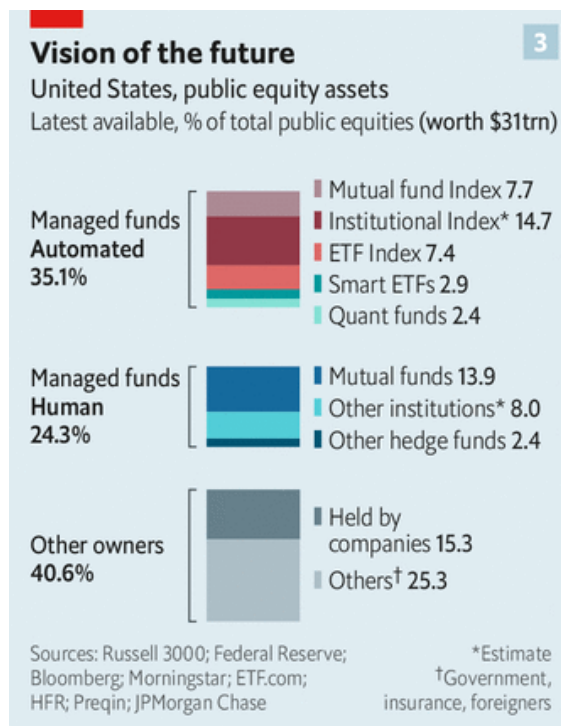
Figure 1 : Comment sont gérés les fonds composants le Russell 3000	8
Figure 1 : Un exemple de « Data-mining bias ».....	10
Figure 2 : Deux types d'analyse « Walk Forward » pour l'optimisation de stratégies ...	11
Figure 3 : L'effet « lissant » des moyennes mobiles	14
Figure 4 : Le coefficient de pondération dans la moyenne mobile exponentielle.....	16
Figure 5 : Le comportement des différents types de moyennes mobiles (20 jours).....	17
Figure 6 : L'utilisation la plus basique d'une MM en tant qu'indicateur décisionnel	17
Figure 7 : Exemple d'utilisation de deux moyennes mobiles simples (action Tesla).....	18
Figure 6 : Stratégie SPY.....	24
Figure 7 : Stratégie SPY – Le « Death Cross » a anticipé le crash boursier de 2008...27	27
Figure 8 : Stratégie SPY – Le crash lié au coronavirus trop soudain pour les moyennes mobiles.....	27
Figure 9 : Stratégie SPY – Saisonnalité des pertes et profits.....	28
Figure 11 : Stratégie Forex – Le Rand Sud-Africain	32
Figure 12 : Stratégie Forex – Lien entre le rendement des sous-jacents et la surperformance des stratégies	33

Figure 13 : Stratégie Forex – Sharpe Ratios	35
Figure 14 : Stratégie Forex – Saisonnalité des pertes et profits.....	35
Figure 15 : L'indice « US Dollar » entre 2003 et 2011	36
Figure 16 : Forex Trading - Exemple d'utilisation de trois moyennes mobiles.....	37
Figure 17 : Stratégie Crypto-monnaies – Rendements annualisés	40
Figure 18 : Stratégie Crypto-monnaies – Sharpe Ratios.....	41
Figure 19 : Stratégie Crypto-monnaies : La bulle spéculative gérée par les moyennes mobiles (Bitcoin).....	41
Figure 20 : Stratégie Crypto-monnaies : Saisonnalité des pertes et profits	42

Introduction

L'avènement des technologies a remodelé le monde de la finance. Selon une étude du journal *The Economist* datant d'octobre 2019, près de 35 % des fonds composants l'indice Russell 3000, indice censé représenter l'intégralité du marché boursier américain, sont gérés de façon algorithmique ¹. La gestion humaine représente quant à elle un peu moins d'un quart des fonds. Le reste est détenu de manière passive par d'autres propriétaires comme des gouvernements et des compagnies d'assurance (voir Figure 1). La gestion algorithmique a ainsi pris une importance capitale dans les marchés financiers.

Figure 1 : Comment sont gérés les fonds composants le Russell 3000



Le gros avantage de ce type de gestion est qu'aucune attitude mentale, positive ou négative, n'affecte le processus décisionnel qui est totalement objectif. Les biais comportementaux humains sont éliminés. La banalisation des outils informatiques et l'accès à de nombreuses bases de données ont grandement profité à son expansion et

¹ [« The stockmarket is now run by computers, algorithms and passive managers »](#)
(requiert un abonnement ou accessible via le VPN Heg)

à sa démocratisation. En plus de la gestion, les outils digitaux ainsi que les données récoltées apportent une aide considérable à l'étude empirique de la finance.

Les stratégies de trading systématiques (algorithmiques) se comportent en fonction de règles strictes. Elles peuvent par exemple être basées sur des théories financières et/ou sur des indicateurs techniques ou fondamentaux. Celles fondées sur l'analyse technique sont d'autant plus affectées par l'avènement des machines. En effet, elles sont, pour la plupart, basées sur des indicateurs calculés uniquement à partir des prix. Ces indicateurs sont ensuite interprétés graphiquement par l'Homme. Dorénavant, les algorithmes sont en mesure de réaliser cette interprétation, et ce, sans aucuns biais comportementaux.

Si l'analyse technique est en mesure de prédire l'évolution des cours, son application de façon algorithmique devrait être capable de surpasser une gestion passive.

Dans ce rapport, il sera déterminé si des stratégies d'investissements algorithmiques basées sur des indicateurs d'analyse techniques des plus basiques (les moyennes mobiles) auraient été suffisamment sophistiquées pour surperformer leur actif sous-jacent.

Le backtesting

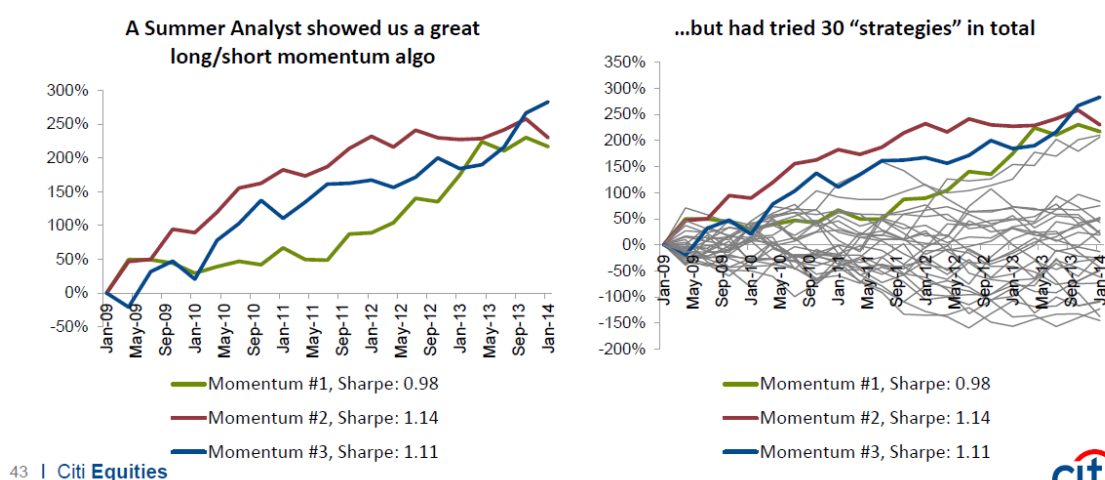
Le backtesting consiste à appliquer une stratégie ou un modèle prédictif à des données historiques afin de déterminer leur exactitude. De nombreux ouvrages financiers parlent du backtesting pour l'évaluation des modèles de Value-at-Risk (VaR). En effet, c'est une pratique auxquelles les institutions financières sont règlementairement contraintes dans le cadre des accords de Bâle.

Cette pratique offre également un moyen aux investisseurs d'évaluer et d'optimiser leurs stratégies avant de les mettre en œuvre. La principale limite du backtesting réside dans le fait que les performances passées sont synonymes des performances futures, ce qui n'est pas toujours le cas. De plus, il doit être réalisé avec précaution car il peut être source de nombreux biais.

Le biais auquel la pratique du backtesting est le plus exposée est celui de surajustement. (« Overfitting bias » ou « Data-mining Bias »). Ce dernier survient lorsqu'un jeu de données est sélectionné car il fournit les résultats les plus significatifs. Typiquement, pour le backtesting d'une stratégie, il serait incorrect d'utiliser la même période pour simuler de nombreuses combinaisons de paramètres jusqu'à obtenir celles qui performant le mieux. En faisant cela, il y a peu de chance que la stratégie performe lorsqu'elle sera appliquée sur le marché.

Olivier Sarfati, ancien directeur général du département des stratégies quantitatives chez Citigroup, a illustré ce biais lors d'une conférence pour le Chicago Board Options Exchange (CBOE), à l'aide de cet exemple :

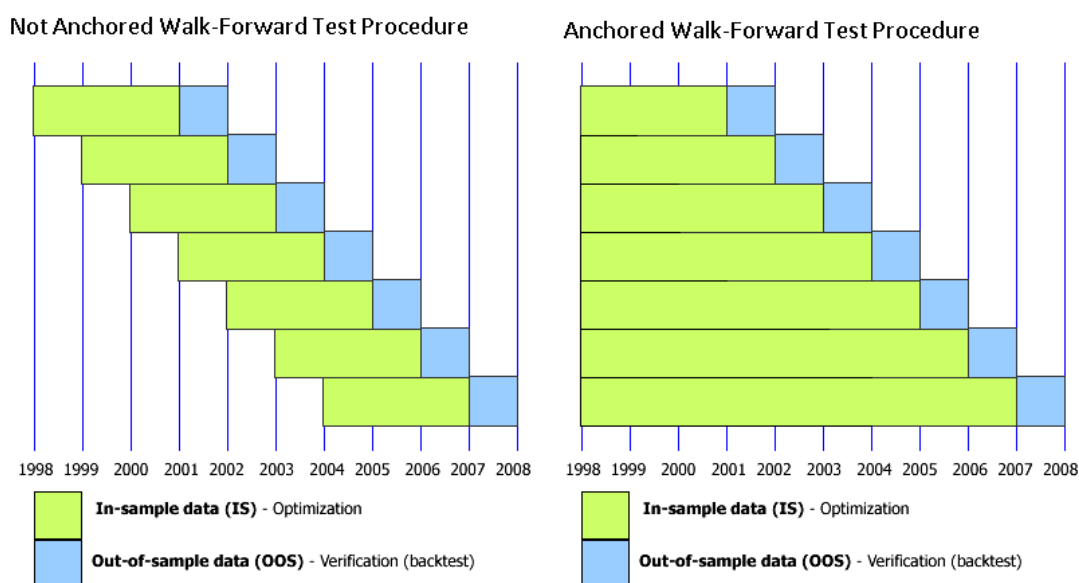
Figure 1 : Un exemple de « Data-mining bias »



Dans ce cas-là, l'analyste présente trois stratégies qu'il a sélectionnées et qui semblent avoir bien performé historiquement. En réalité, en observant le deuxième graphique, la plupart des combinaisons qu'il avait testées auraient produits des performances nettement plus faibles. Cet analyste a « surajusté » la stratégie en variant ses paramètres, jusqu'à arriver à en choisir trois qui sortent du lot. De plus, il a utilisé le même lot de données à chaque simulation. En faisant cela, il est impossible de déterminer si la stratégie est réellement plus efficace par son raisonnement ou bien simplement car elle est ajustée aux données historiques.

Une des méthodes pour réduire l'apparition de ce biais est de tester la stratégie sur des données hors-échantillon (« out-of-sample ») dans le but de déterminer si elle performe toujours sur un jeu de données externe. Pour ce faire, il est possible d'effectuer une analyse dite « Walk Forward ». Elle consiste à diviser l'échantillon en deux parties : une sur laquelle les optimisations de la stratégie seront réalisées (« In-sample data ») et une externe (« out-of-sample »), sur laquelle il sera vérifiée si la stratégie fonctionne toujours.

Figure 2 : Deux types d'analyse « Walk Forward » pour l'optimisation de stratégies



Source : https://www.multicharts.com/trading-software/index.php/Walk_Forward_Optimization

Cette analyse permet aussi d'observer l'efficacité historique des optimisations sur des prix hors-échantillon. Si elles ont historiquement été mauvaises, la stratégie devrait être réadaptée. De plus, cette pratique permet une adaptation de la stratégie aux conditions récentes du marché. En effet, il serait faux de prétendre une stationnarité de l'environnement dans lequel évolue le marché. Des recherches mathématiques plus

avancées analysent ce problème en détail et cherchent à trouver une formule pour calculer la probabilité d'un surajustement ².

Un autre point important lors d'un backtesting est de ne pas émettre d'hypothèses irréalistes concernant la stratégie. En effet, il faut être sûr que cette dernière aurait pu être appliquée au marché. Par exemple, le prix d'un produit financier à faible volume aurait été impacté par des transactions à montants élevés. Le backtesting ne reproduira jamais les conditions réelles d'un « live trading ».

Enfin, il faut faire attention de ne pas faire preuve de « biais du survivant ». Par exemple, il est faux d'exclure d'un panier d'actions analysé, les entreprises ayant fait faillites. Elles représentent des évènements qui pourront survenir dans le futur, il est important de les conserver.

² « The probability of backtest overfitting », David H. Bailey, Jonathan M. Borwein, Marcos Lopez de Prado and Qiji Jim Zhu (voir bibliographie)

Méthodologie

Pour backtester des stratégies complexes, la maîtrise d'un langage de programmation est indispensable. En effet, les algorithmes permettent de reconstituer un comportement grâce à de nombreuses conditions logiques. L'utilisation d'un logiciel tableur tel qu'Excel suffirait pour des stratégies basiques mais ce dernier bénéficie d'un faible degré d'automatisation (si VBA n'intervient pas).

La plupart des logiciels professionnels de trading permettent de réaliser du backtesting. Cependant, ces derniers sont souvent coûteux et n'offrent pas un niveau de personnalisation équivalent à celui d'un langage de programmation.

Afin de réaliser ce rapport, un module (une librairie, bibliothèque) a donc été programmé. Le langage de programmation Python a été choisi. Ce n'est pas le langage le plus rapide en termes de calcul mais il est de plus en plus adopté par les professionnels de la « Data Science », pour la simplicité de sa syntaxe ainsi que sa riche communauté.

Le module programmé permet le backtesting de stratégies basées sur le croisement de moyennes mobiles. Connecté à différentes bases de données financières, les stratégies sont personnalisables et peuvent être appliquées à de nombreux types d'actifs. Son fonctionnement sera expliqué plus en détail par la suite.

Différents types de marchés seront examinés. D'abord, le marché action américain en analysant une première stratégie appliquée au « SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY) », un ETF répliquant l'indice S&P 500. Deuxièmement, le marché des changes avec le backtesting de 22 devises, cotées en USD. Finalement, un marché plus immature, celui des crypto-actifs. Les cinq plus grandes crypto-monnaies en termes de capitalisation ont été sélectionnées. Pour certaine stratégie, une analyse « Walk Forward » sera effectuée afin d'observer l'efficacité des optimisations et réduire le biais de surajustement.

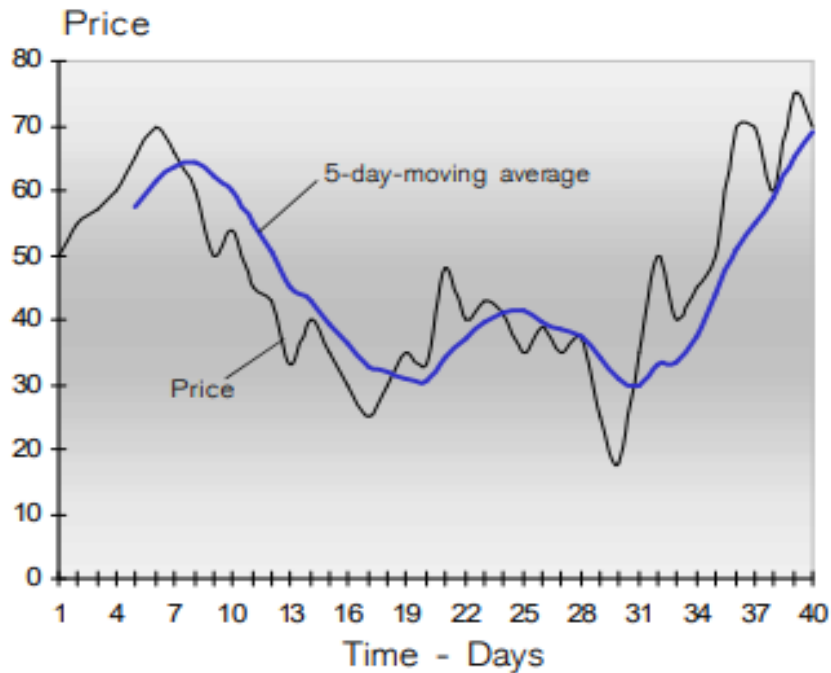
Le code utilisé pour chacune des analyses est disponible dans le dossier [« Examples of analysis » du GitHub](#)³ en format Jupyter Notebook.

³ https://github.com/MartinsAlex/MA_Backtester/tree/master/Examples%20of%20analysis

Les moyennes mobiles

En raison de sa simplicité, la moyenne mobile (MM) est l'outil statistique le plus communément utilisé par les analystes techniques. Elle permet de lisser l'évolution des cours, mettant ainsi en évidence la tendance suivie par le marché.

Figure 3 : L'effet « lissant » des moyennes mobiles



Source : https://www.credit-suisse.com/pwp/pb/pb_research/technical_tutorial_de.pdf

Il existe différents types de MM qui, par leur calcul, possèdent des propriétés particulières.

1. La moyenne mobile simple (linéaire, arithmétique)

$$\bar{x}_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_{n-k};$$

La MM simple est une moyenne arithmétique des n derniers prix. Elle est dite linéaire car la même pondération est accordée à chacun des prix dans le calcul.

L'intérêt de l'utiliser est que chaque prix participe équitablement au calcul de la moyenne. Il n'y a pas d'importance accordée aux prix plus récents. Cependant, du fait que les prix les plus récents ne soient pas surpondérés, elle peut manquer de réactivité pour détecter les changements de tendance à court-terme.

2. La moyenne mobile pondérée

Son calcul est réalisé comme suit :

Date	Prix	Coefficient de pondération	Prix * Coefficient
01.01.2010	100	1	100
02.01.2010	102	2	204
03.01.2010	101	3	303
04.01.2010	105	4	420
05.01.2010	108	5	540

$$\text{Moyenne mobile pondérée} = \frac{(100 * 1) + (102 * 2) + (101 * 3) + (105 * 4) + (108 * 5)}{(1 + 2 + 3 + 4 + 5)} = 104.47$$

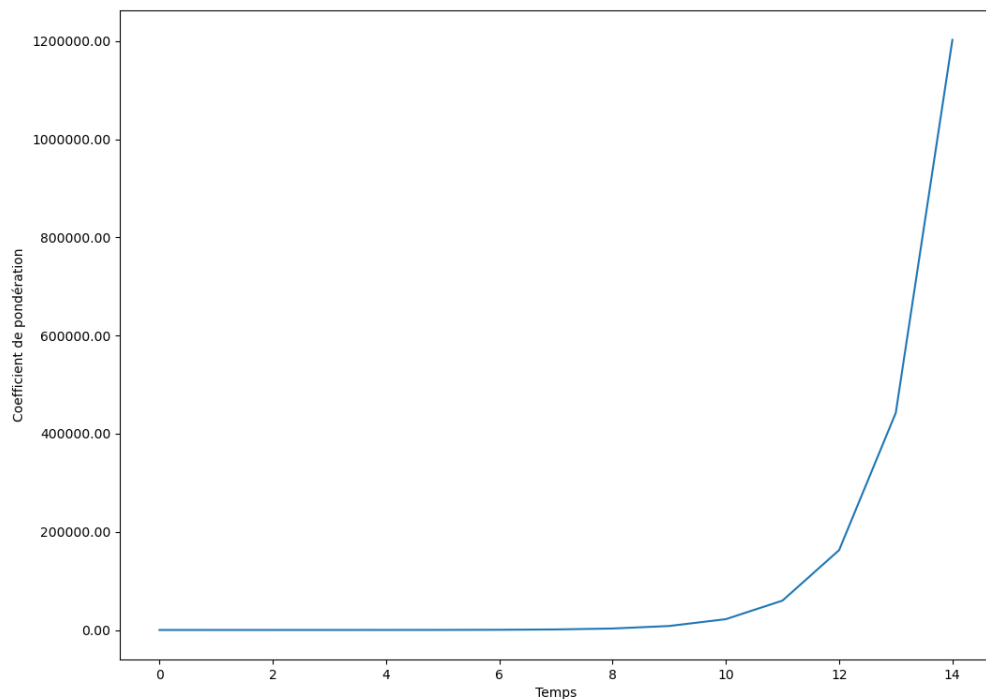
$$\text{Moyenne mobile simple} = \frac{100 + 102 + 101 + 105 + 108}{5} = 103.2$$

La MM pondérée est plus élevée (104.47 contre 103.2 pour la simple) car elle accorde moins d'importance aux premiers prix qui sont plus faibles que les derniers. Elle permet de réagir plus rapidement que la moyenne simple mais elle néglige les anciens prix.

3. La moyenne mobile exponentielle

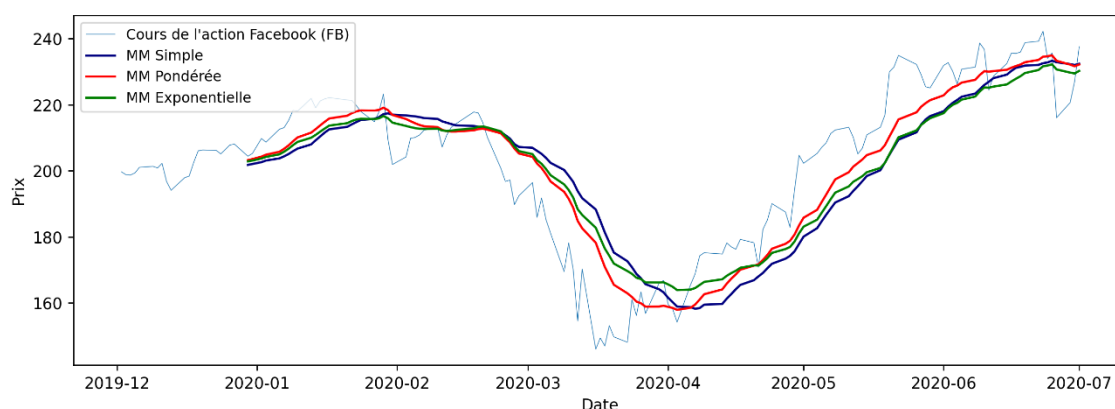
Dans le calcul de la MM exponentielle, les coefficients de pondérations subissent une croissance exponentielle. Il en résulte que l'influence des cours anciens sur le calcul de la moyenne est négligeable. De même, plus la période de calcul est longue et moins les données anciennes sont prises en compte. C'est d'ailleurs pour cette raison qu'il est peu utile de l'utiliser pour de longues périodes. Elle est également plus réactive que la moyenne mobile simple.

Figure 4 : Le coefficient de pondération dans la moyenne mobile exponentielle



Source des données Yahoo Finance. Graphique réalisé avec Matplotlib.

Figure 5 : Le comportement des différents types de moyennes mobiles (20 jours)

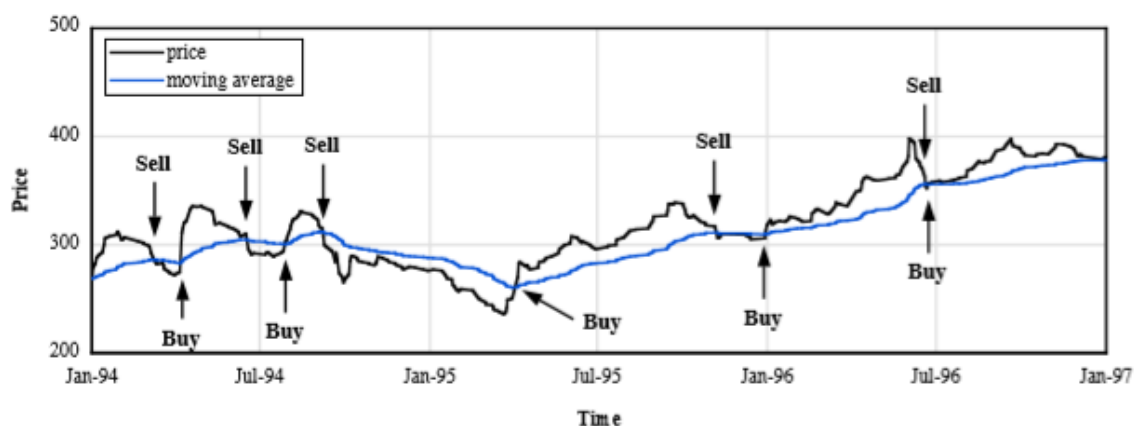


Source des données Yahoo Finance. Graphique réalisé avec Matplotlib.

Sur la Figure 5, on remarque que la moyenne pondérée est celle qui réagit le plus rapidement à la baisse du cours. L'exponentielle est légèrement moins réactive mais davantage que la simple. Le même phénomène s'observe lors de la hausse.

L'utilisation la plus basique d'une MM comme indicateur décisionnel d'une stratégie est d'acheter l'actif lorsque son cours dépasse sa MM et le vendre lorsque l'inverse se produit.

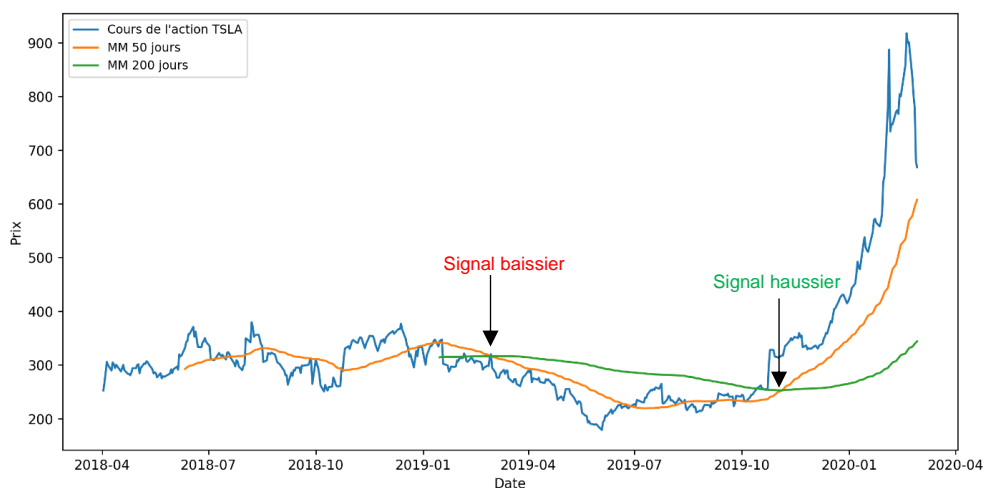
Figure 6 : L'utilisation la plus basique d'une MM en tant qu'indicateur décisionnel



Source : <https://pdfs.semanticscholar.org/b440/022c7891e825c02883fbc79693ad0f31c02b.pdf#page=14>

Cependant, il est plus courant d'utiliser deux MM et de baser les signaux sur le croisement de ces dernières. Un signal de tendance haussière se produit lorsque la MM à court terme dépasse celle à long terme. Le phénomène inverse signifie un début de tendance baissière. Les stratégies analysées dans la suite du travail seront basées sur ce type de signaux.

Figure 7 : Exemple d'utilisation de deux moyennes mobiles simples (action Tesla)



Source des données Yahoo Finance. Graphique réalisé avec Matplotlib.

Il n'existe pas de période de référence optimale pour le calcul des moyennes mobiles. Le choix dépendra de la volatilité de l'actif et des préférences de l'investisseur telle que son horizon d'investissement.

L'efficacité des moyennes mobiles a déjà été vérifiée dans des études universitaires et semblent montrer des résultats positifs. Brock, Lakonishok et LeBaron (1992) ont été les premiers à démontrer que des stratégies basées sur le croisement de moyennes mobiles peuvent créer de la valeur ⁴. Leur travail a cependant souvent été controversé, notamment par les partisans de la théorie d'efficience des marchés édictée par l'économiste Eugene Fama.

« Les prix des titres reflètent pleinement toutes les informations disponibles. »

(Eugene F. Fama, *Efficient Capital Markets: II*, p. 1)

En fait, selon celle-ci, toute l'analyse technique est erronée car si les cours incorporent toutes les informations disponibles, il y a impossibilité de battre le marché.

⁴ « The Stability of Moving Average Technical Trading Rules on the Dow Jones Index »
(voir bibliographie)

Le module programmé

Le module Python est composé d'une classe. Cette dernière s'initie en définissant les paramètres des stratégies tel que la période, le type de moyenne mobile et à quels actifs appliquer le backtesting. Les différents arguments et méthodes de la classe sont décrits plus en détail dans la documentation du code. Le [GitHub lui étant dédié](#)⁵ contient toutes les informations nécessaires à son installation et utilisation, ainsi que des exemples.

La façon dont le code effectue une analyse se déroule comme suit :

1. Téléchargement des prix
2. Définition des variables nécessaires aux calculs des statistiques (balance du portefeuille, nombre de trade effectués, etc.)
3. Simulation du comportement de la stratégie en itérant sur chaque jour de la série de prix
4. Réalisation du tableau des résultats et/ou du graphique

Ce procédé est réitéré pour chacun des actifs à analyser.

Le module dépend de 4 bibliothèques Python externes : NumPy, Matplotlib, Pandas et Pandas-datareader. La première est une librairie fondamentale pour faire du calcul scientifique avec Python. La seconde permet de réaliser des graphiques hautement personnalisables. Pandas permet l'analyse et la manipulation de données sous forme de tableaux numériques et de séries temporelles. Finalement, Pandas-datareader est la librairie utilisée pour télécharger les séries de prix (en séries Pandas). Cette dernière fournit des fonctions de requêtes de données provenant de différentes sources. Pour ce module, celles utilisées sont : FRED (Réserve Fédérale Américaine de données économiques) pour les monnaies et Yahoo Finance pour les autres types d'actifs.

Cela nous amène à un des défauts majeurs du module : sa dépendance à Pandas-datareader, la librairie de requête de données. Etant gratuite, rien ne garantit qu'elle fournisse des données de qualité et qu'elle sera indéfiniment fonctionnelle puisqu'elle dépend elle-même de source de données externes.

⁵ https://github.com/MartinsAlex/MA_Backtester

En l'utilisant, il est possible de remarquer certains défauts. Par exemple, pour le téléchargement des prix de l'action Visa (V) il semble qu'il y ait un problème. Si la même table de données est téléchargée 10 fois, une sur 3 semble contenir des prix différents. Pourtant, la même fonction, avec les mêmes paramètres, a été exécutée 10 fois. Elle devrait retourner 10 fois les mêmes prix.

```
In [3]: 1 from pandas_datareader import data
2 import pandas as pd
3 import datetime as dt
4
5 start = dt.datetime(2008, 6, 20)
6 end = dt.datetime(2010, 6, 20)
7
8 all_adjclose = pd.DataFrame()
9 for i in range(1, 10):
10     all_adjclose["{}".format(i)] = data.get_data_yahoo("V", start, end, interval='d')['Adj Close']
11
12 all_adjclose

Out[3]:
```

Date	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2008-03-19	12.940448	11.146158	11.146158	12.940448	11.146158	11.146158	12.940448	12.940448	11.146158
2008-03-20	14.738366	12.694785	12.694785	14.738366	12.694785	12.694785	14.738366	14.738366	12.694785
2008-03-24	13.680223	11.783365	11.783365	13.680223	11.783365	11.783365	13.680223	13.680223	11.783365
2008-03-25	14.486427	12.477777	12.477777	14.486427	12.477777	12.477777	14.486427	14.486427	12.477777
2008-03-26	14.649046	12.617845	12.617845	14.649046	12.617845	12.617845	14.649046	14.649046	12.617845
...
2010-06-14	17.119753	15.335721	15.335721	17.119753	15.335721	15.335721	17.119753	17.119753	15.335721
2010-06-15	17.850670	15.990473	15.990473	17.850670	15.990473	15.990473	17.850670	17.850670	15.990473
2010-06-16	17.908364	16.040363	16.040363	17.908364	16.040363	16.040363	17.908364	17.908364	16.040363
2010-06-17	18.154640	16.262766	16.262766	18.154640	16.262766	16.262766	18.154640	18.154640	16.262766
2010-06-18	17.876200	16.013336	16.013336	17.876200	16.013336	16.013336	17.876200	17.876200	16.013336

568 rows x 9 columns

Le problème semble provenir de la source des données, Yahoo Finance. En effet, les cours de change provenant des requêtes effectuées sur la base de données de FRED semblent d'une plus grande fiabilité. Néanmoins, Pandas-datareader reste une alternative de qualité car la plupart des API de données financières sont onéreuses (un terminal Bloomberg coûte près de 20'000 USD par année ⁶).

Une fonction d'optimisation a été ajoutée au module. Elle permet de déterminer quelle aurait été la combinaison de moyennes mobiles qui aurait permis de maximiser, ou minimiser un indicateur choisi. Cette fonction est cependant très exigeante en puissance de calcul. En effet, le nombre de combinaisons possibles peut vite devenir élevé. Par exemple, pour connaître la meilleure combinaison en testant les moyennes mobiles rapides de 1 à 50 jours et celles longues de 200 à 250 jours, le nombre de possibilités s'élève déjà à 2550 (51 * 50). Le téléchargement des données et la simulation de la stratégie devront être réitérés 2550 fois ce qui peut prendre un certain temps.

⁶ <https://www.investopedia.com/articles/investing/052815/financial-news-comparison-bloomberg-vs-reuters.asp>

Limites théoriques du modèle

Le module de backtesting a été programmé de façon à reproduire le plus fidèlement la réalité. Cependant, certaines hypothèses qu'il sous-entend peuvent sembler irréalistes.

Premièrement, il part du principe que les achats et ventes sont effectués sur les prix de clôture ajustés. En réalité, il est impossible d'effectuer des transactions à cette cotation car elle est calculée à l'aide du prix de clôture et donc en dehors des heures de trading. Néanmoins, cette cotation prend en compte les opérations sur titre tel que les versements de dividende, les splits ou encore les augmentations de capital. Il serait trop complexe d'historiquement reproduire ces événements. Les prix de clôture ajustés permettent de simplifier la modélisation financière.

Deuxièmement, le principe du « Time Value of Money » n'est pas pris appliqué. Par exemple, le cash du portefeuille ne s'accroît pas au taux sans risque.

Troisièmement, le module présume que des positions short peuvent être prises en tout temps et au prix de cotation. En réalité, en fonction de l'actif, il peut se révéler compliqué de prendre une position de ce type. Il faut, pour la plupart du temps, passer par des produits tel que des futures ou des options. Cependant, le choix final revient à l'utilisateur. Il peut désactiver ce paramètre s'il l'estime irréaliste.

Ensuite, concernant les ordres de type « stop-loss » et « take-profit », ils sont généralement activés dès le moment où la limite qu'on leur a fixée est atteinte. Dans ce module, étant donné que la simulation se base sur les prix de clôture ajustés (en fin de séance), la limite ne sera pas exactement respectée. Le module de backtesting ne reproduira pas exactement leur comportement car il n'a pas accès aux prix « intraday ». Par exemple, un stop-loss de 5 % est instauré pour une action valant 100 USD. Le lendemain, en fin de séance, cette dernière vaut 90 USD. Le stop-loss sera activé, pour une perte de 10 % et non pas 5 %. Le choix de définir ce paramètre revient une fois de plus à l'utilisateur.

Finalement, le module ne reproduit pas les impacts de liquidité. En effet, comme expliqué plus tôt, un produit financier à faible volume sera impacté par l'investissement de montants élevés. Reproduire ce type d'effet relève de l'impossible. C'est pourquoi, c'est encore une fois à l'analyste de préparer sa stratégie en évitant toutes hypothèses irréalistes.

Analyse de stratégies

3.1 Marché actions américain: SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY)

L'actif sélectionné est le « SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY) ». Il est l'ETF le plus échangé au monde. Il vise à répliquer l'indice S&P 500, qui contient les 500 plus grandes entreprises américaines cotées en bourse.

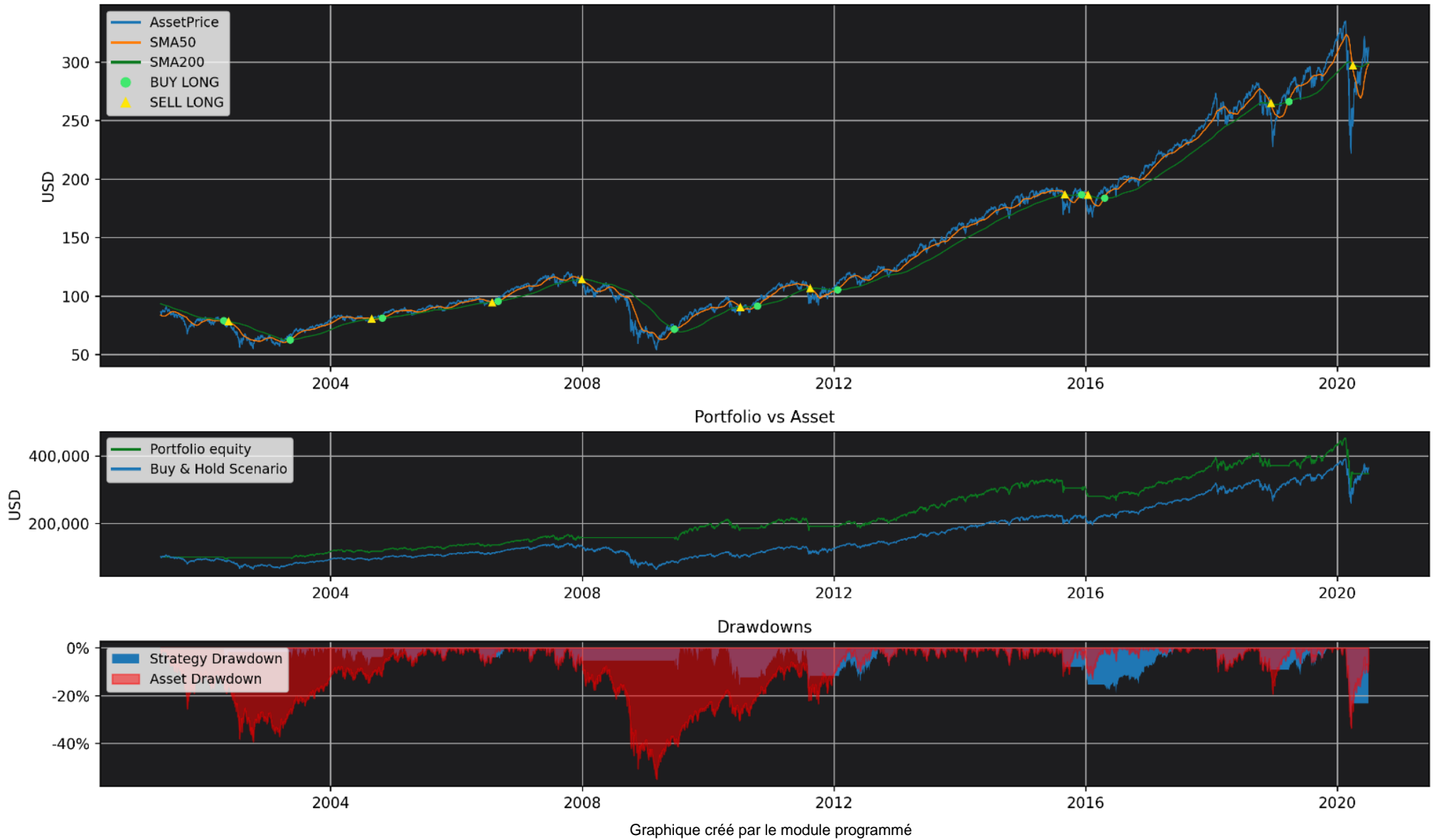
Le backtesting aurait pu être appliqué de façon individuelle à de nombreuses actions américaines. Cependant, le risque d'erreur dans les données se serait amplifié et l'optimisation aurait été coûteuse en puissance de calcul. De plus, pas toutes les actions américaines sont liquides. Les volumes considérables sur cet ETF permettent de renforcer la faisabilité de la stratégie. Aussi, il constitue une bonne représentation du comportement du marché actions américain (les actions US sont fortement corrélées avec ce dernier).

La stratégie est basée sur le croisement des moyennes mobiles simples de 50 et 200 jours. C'est le croisement le plus communément cité dans la pratique. De nombreux articles financiers parlent de « Death Cross » pour un signal baissier provenant de ces moyennes et « Golden Cross » pour un haussier ⁷.

La période analysée débute le 3 juillet 2000 et se termine le 3 juillet 2020. Prise de position long uniquement. Les frais de transactions pour les ETFs sont souvent inexistantes mais ils appliquent des frais annuels. Pour cette raison, des frais de transactions théoriques de 0.05 % seront appliqués. Le capital initial et investi à chaque signal est 100'000 USD. Le taux sans risque utilisé est le bon du Trésor américain de 13 semaines, au 3 juillet : 0.133 % (symbole Yahoo Finance : ^IRX)

⁷ Voir Annexes 1 et 2

Figure 6 : Stratégie SPY



3.1.1 Analyse de la stratégie

Tableau 1 : Stratégie SPY - Statistiques de rendement

Rendement total du SPY	Rendement annualisé SPY	Sharpe Ratio SPY	Rendement réalisé de la stratégie	Rendement annualisé de la stratégie	Sharpe Ratio de la stratégie
260.43 %	6.92 %	0.35	247.39 %	6.71 %	0.52

Tableau 2 : Stratégie SPY - Statistiques de risque

Volatilité annualisée du SPY	Max Drawdown actions	VaR 1 jour 99 % SPY *	Exposition de la stratégie au marché	Volatilité annualisée de la stratégie	Max Drawdown stratégies	VaR 1 jour 99 % stratégies *
19.62 %	- 55.19 %	2.90 %	71.46 %	13.24 %	-33.72 %	1.97 %

* VaR normale paramétrique

Tableau 3 : Stratégie SPY – Autres statistiques

Taux de réussite*	Nombre de jours moyen de détention	Frais totaux payés (USD)
70 %	345	971

* Taux de réussite = $\frac{\text{Nombre de trades gagnants}}{\text{Nombre de trades}}$

Tableau 4 : Stratégie SPY – Transactions effectuées

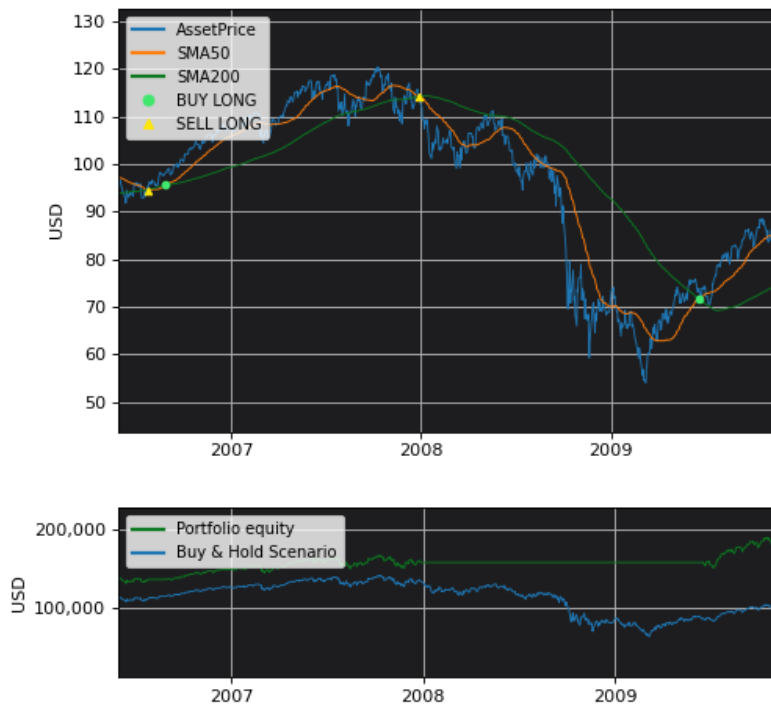
Date	Type	Prix	Nombre de part	Profit / Perte total
2002-04-19	Achat	78.83165	1268	
2002-05-17	Vente	77.44888	1268	-1 753.36
2003-05-12	Achat	67.38992	1457	
2004-08-25	Vente	80.44769	1457	19 025.18
2004-10-27	Achat	82.07681	1427	
2006-07-25	Vente	95.23717	1427	18 779.85
2006-08-29	Achat	98.18471	1384	
2007-12-28	Vente	113.9278	1384	21 788.50
2009-06-18	Achat	73.56634	2142	
2010-07-07	Vente	86.75575	2142	28 251.73
2010-10-13	Achat	96.92776	1916	
2011-08-17	Vente	99.80549	1916	5 513.72
2012-01-23	Achat	111.0311	1722	
2015-09-03	Vente	177.0383	1722	113 664.32
2015-12-09	Achat	186.868	1630	
2016-01-15	Vente	171.9322	1630	-24 345.39
2016-04-20	Achat	193.3297	1449	
2018-12-12	Vente	256.3718	1449	91 347.91
2019-03-26	Achat	274.284	1354	
2020-03-31	Vente	256.6207	1354	-23 916.02

Avec un rendement de 247.39 %, la stratégie aurait légèrement sous-performé son actif sous-jacent. Cependant, ajustée au risque, la performance aurait été meilleure en appliquant la stratégie. En effet, cette dernière présente un Sharpe Ratio de 0.52 contre 0.35 pour le SPY.

Comme il est possible de le déduire en observant les Sharpe Ratios, la stratégie aurait été nettement moins risquée qu'une position passive dans l'ETF. Le max Drawdown aurait notamment été bien plus faible (33.72 % contre 55.19 % pour le SPY). Cela peut s'expliquer par le fait que, lorsque le portefeuille est retiré du marché, il ne subit aucune variation. Sa volatilité est donc nulle. La différence sera d'autant plus grande s'il est retiré avant des périodes de forte volatilité.

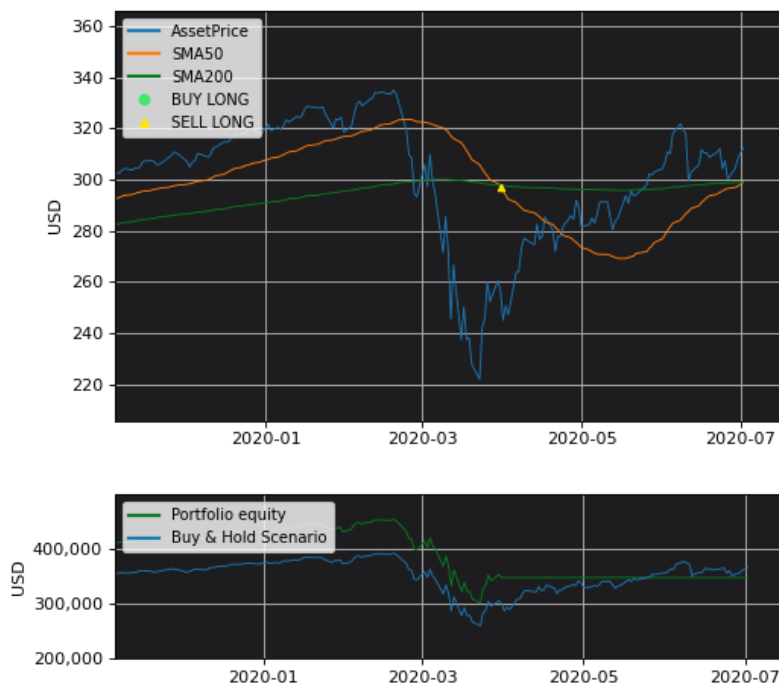
En observant l'évolution de la balance du portefeuille (Figure 6 : 2^{ème} graphique) la stratégie aurait surperformé un portefeuille passif durant de longues années. De nombreuses chutes ont pu être évitées dont notamment celle liée à la crise des subprimes en 2008 (Figure 7).

Figure 7 : Stratégie SPY – Le « Death Cross » a anticipé le crash boursier de 2008



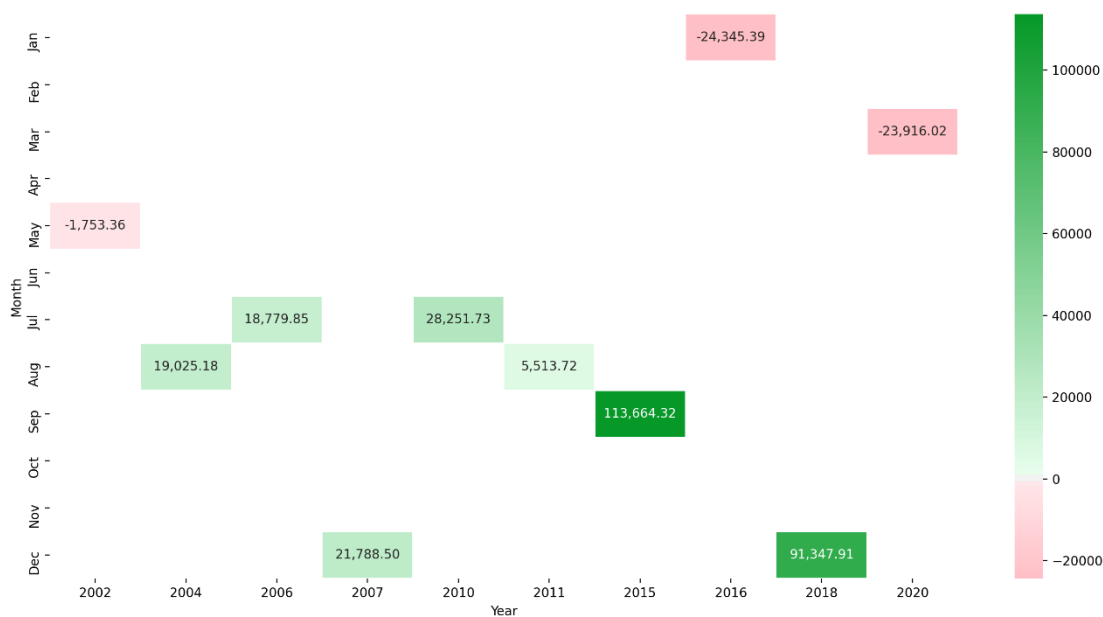
Cependant, ce qui a mené le portefeuille à sous-performer est le récent crash lié à la crise sanitaire provoquée par le Covid-19. En effet, la chute a été trop soudaine pour permettre aux moyennes mobiles de l'anticiper assez tôt. Le signal de vente s'est produit trop tardivement et le portefeuille a été retiré du marché en début de reprise (Figure 8).

Figure 8 : Stratégie SPY – Le crash lié au coronavirus trop soudain pour les moyennes mobiles



Concernant la saisonnalité des pertes et profits, les plus gros gains ont été effectués à fin 2015 et 2018 avec la liquidation de positions maintenues durant de longue période haussière. Les signaux ont démontré un taux de réussite de 70 % mais étant donné que le S&P500 a fortement augmenté sur la période analysée, difficile de déterminer si les signaux auraient été aussi efficaces en période baissière.

Figure 9 : Stratégie SPY – Saisonnalité des pertes et profits



Graphique réalisé avec la bibliothèque python « Seaborn »

3.1.1.1 Optimisation de la stratégie

Afin de vérifier que l'optimisation n'est pas simplement ajustée aux prix historiques, une analyse « Walk forward » va être réalisée. L'objectif est de déterminer si l'optimisation effectuée sur l'échantillon, aurait permis de battre la combinaison initiale (50 et 200 jours), hors-échantillon. Afin de simplifier et raccourcir l'analyse, l'optimisation sera effectuée sur la période du 3 juillet 2013 au 3 juillet 2017 et le backtesting sur les 3 années suivantes. L'indicateur de performance maximisé sera le Sharpe Ratio. L'optimisation a été réalisée grâce à la fonction implémentée dans le module. Les bornes testées pour trouver la combinaison optimale seront 40 et 60 jours pour la moyenne à court-terme et 140 et 160 jours pour celle à long-terme.



Sur la période échantillon, la combinaison initiale (50 et 200 jours) aurait produit un Sharpe Ratio de 0.50. À la suite de l'optimisation, la combinaison qui semble avoir le mieux performé durant cette période est 44 jours pour la moyenne mobile à court-terme et 190 pour celle à long-terme. Elle aurait produit un Sharpe Ratio de 0.71.

Concernant la période hors-échantillon, les paramètres originaux auraient produit une Sharpe Ratio de -0.19. Avec la combinaison optimale déterminée au préalable, le Sharpe Ratio aurait été -0.05.

Les paramètres optimaux auraient donc été préférables, même sur la période hors-échantillon.

3.1.2 Conclusion

Les moyennes mobiles semblent avoir été efficaces pendant de longues années. Cependant, l'écart de surperformance qu'elles avaient pu creuser a été défait par l'apparition d'un évènement exceptionnel qui ne leur a pas permis de réagir correctement (Figure 8).

En fait, la plupart des signaux erronés ont été dus à une réactivité trop faible et souvent une vente lorsque la reprise avait déjà été entamée. L'ajout d'un indicateur de Momentum par exemple, permettrait peut-être de confirmer un signal lorsqu'on suppose que la tendance va perdurer.

Les moyennes mobiles auraient cependant constitué un bon outil de réduction du risque. En effet, une hausse de la volatilité provoque souvent leur croisement ce qui permet au portefeuille de se retirer du marché lors de périodes volatiles.

3.2 Marché Forex : 22 devises cotées en USD ⁸

La période analysée ainsi que les paramètres de la stratégie sont les mêmes que celles appliquées au SPY :

- 3 juillet 2000 au 3 juillet 2020
- Moyennes mobiles simples de 50 et 200 jours
- Frais de transactions théoriques de 0.05 %
- Capital initial et investi à chaque achat : 100'000 USD
- Taux sans risque : bon du Trésor américain (13 semaines) au 3 juillet : 0.133 %

Les données proviennent de FRED qui est une base de données tenue à jour par la division de la recherche de la Banque fédérale de réserve de Saint-Louis, aux États-Unis. Elle existe depuis 1990 maintenant et la renommée de l'établissement qui l'administre permet de s'assurer de la qualité des données.

⁸ Liste complète en Annexe 3

3.2.1 Analyse de la stratégie

Tableau 5 : Stratégie Forex – Moyennes des statistiques ⁹

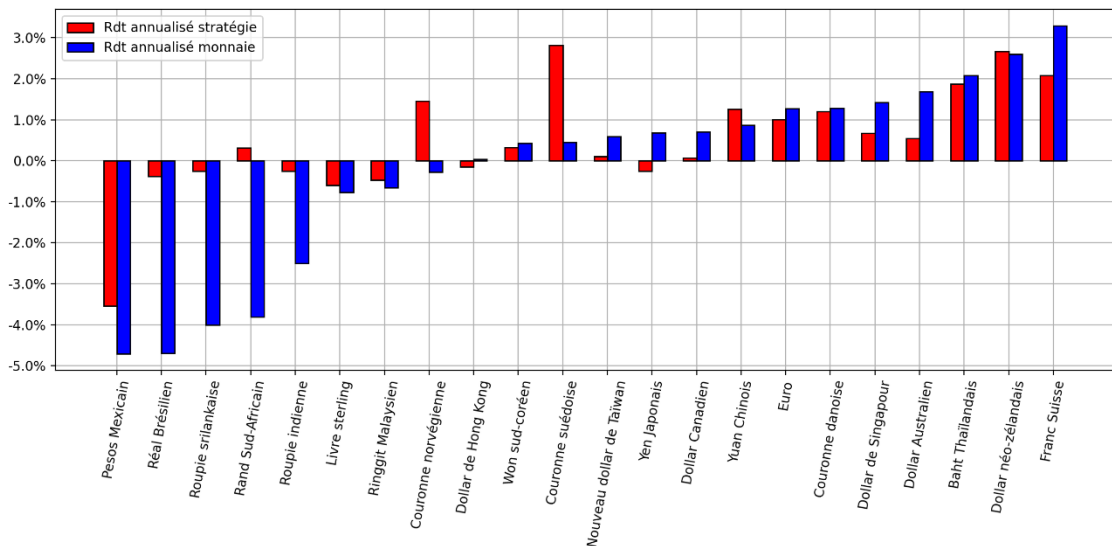
Statistique	Moyenne
Nombre de Trades	13.6
Trades gagnants	5.6
Trades perdants	7.9
Le plus grand gain en un trade	20'647.8
La plus grande perte en un trade	- 8'352.86
Taux de réussite	41.15 %
Espérance	0.0028
Rendement total réalisé	12'092
Rendement total (avec les positions ouvertes)	12'646
Rendement d'une stratégie « Buy & Hold » (passive)	4'107
Rendement monnaie en %	4.11 %
Rendement réalisé de la stratégie, en %	12.09 %
Surperformance, en %	7.98 %
Rendement annualisé monnaie, en %	- 0.18 %
Rendement annualisé stratégie, en %	0.48 %
Profit des positions ouvertes*	1'586
Volatilité annualisée monnaie	9.29 %
Volatilité annualisée stratégie	6.09 %
Sharpe Ratio monnaie	-0.035
Sharpe Ratio stratégie	0.0388
Max Drawdown monnaie	-39.74 %
Max Drawdown stratégie	-24.66 %
Exposition au marché (stratégie)	52.23 %
VaR journalière de la monnaie, à 99 %	1.33 %
VaR journalière de la stratégie, à 99 %	0.88 %
Jours de détention moyen	188
Capital initial	100'000
Capital final	112'646.6
Frais totaux payés	816

* actuellement dans le marché

⁹ Les tableaux complets contenant les statistiques et les transactions des stratégies sont disponibles sur le Jupyter Notebook [dans le dossier GitHub](#)

En moyenne, les stratégies auraient permis de produire quasiment trois fois plus de rendement que de simplement détenir les monnaies (12.09 % contre 4.11 %). Il semble qu'elles auraient présenté des caractéristiques défensives. En effet, pour les monnaies s'étant fortement dévalorisées face au USD, les moyennes mobiles auraient permis de drastiquement limiter les pertes.

Figure 10 : Stratégie Forex – Rendements annualisés



Graphique réalisé avec Matplotlib.

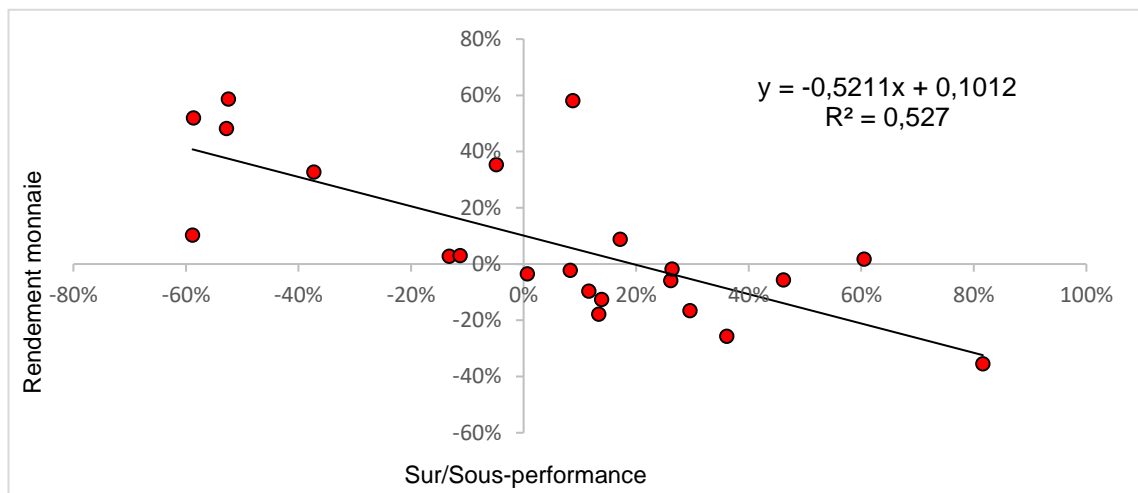
L'exemple d'efficacité le plus marquant est le Rand Sud-Africain. La stratégie aurait remarquablement profité des hausses tout en évitant les baisses. Elle aurait réussi à produire un rendement positif de 6.24 % alors que le Rand s'est déprécié de près de 52.47 % face au USD ces 20 dernières années.

Figure 11 : Stratégie Forex – Le Rand Sud-Africain



Cependant, pour les monnaies s'étant appréciées, les stratégies auraient eu plus de mal à produire du rendement. Par exemple, pour le franc suisse, qui s'est apprécié de près de 81.6 % face au USD, la stratégie aurait sous-performé avec un rendement de 46.11 %. Celle appliquée à la couronne suédoise fait exception avec une performance de 66.91 % tandis que son sous-jacent s'est appréciée de seulement 8.74 %.

Figure 12 : Stratégie Forex – Lien entre le rendement des sous-jacents et la surperformance des stratégies



Graphique réalisé avec Excel

On observe bien une corrélation négative entre le rendement des monnaies et la sur / sous-performance des stratégies. Ces dernières semblent avoir davantage tendance à surperformer leur sous-jacent lorsque celui-ci perd de la valeur. Cela confirme la caractéristique défensive de ce type de stratégie. Cependant, corrélation n'implique pas toujours causalité.

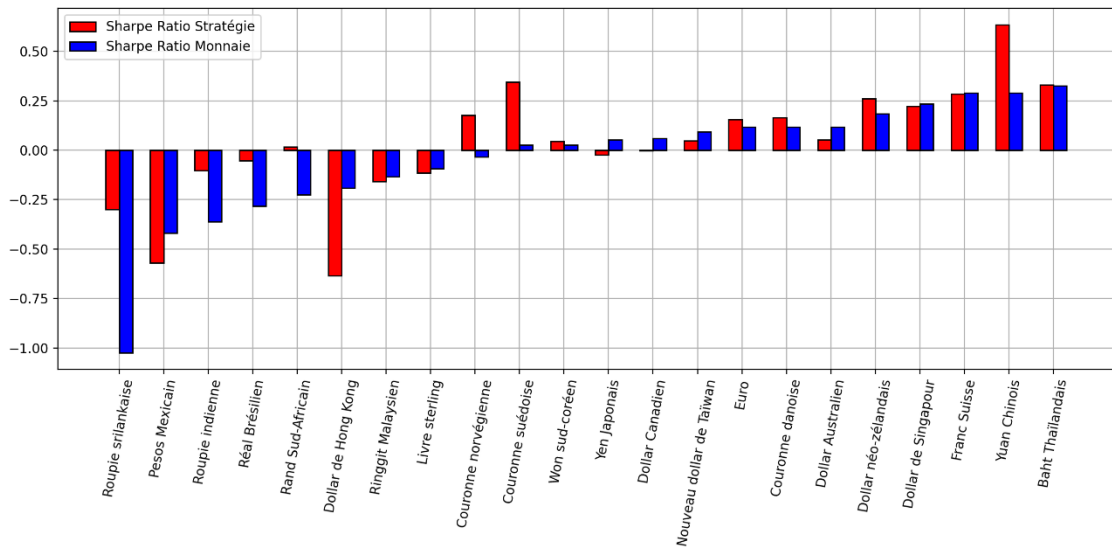
Tableau 6 : Stratégie Forex – Sharpe Ratios

	Sharpe Ratio Monnaie	Sharpe Ratio Stratégie
Yuan Chinois	0.294	0.641
Couronne suédoise	0.027	0.346
Baht Thaïlandais	0.328	0.333
Franc Suisse	0.290	0.288
Dollar néo-zélandais	0.185	0.262
Dollar de Singapour	0.237	0.225
Couronne norvégienne	-0.032	0.179
Couronne danoise	0.119	0.167
Euro	0.118	0.156
Dollar Australien	0.119	0.054
Nouveau dollar de Taïwan	0.096	0.052
Won sud-coréen	0.027	0.047
Rand Sud-Africain	-0.225	0.017
Dollar Canadien	0.062	-0.001
Yen Japonais	0.054	-0.022
Réal Brésilien	-0.283	-0.052
Roupie indienne	-0.359	-0.100
Livre sterling	-0.092	-0.114
Ringgit Malaysien	-0.132	-0.156
Roupie srilankaise	-1.022	-0.291
Pesos Mexicain	-0.417	-0.568
Dollar de Hong Kong	-0.174	-0.608
Moyenne	-0.035	0.039

Sur les 22 stratégies, 12 ont permis de produire un Sharpe Ratio supérieur à leur sous-jacent. C'est plus de la moitié mais difficile d'affirmer que c'est suffisamment significatif pour permettre de systématiquement battre le marché des devises.

La moyenne globale du Sharpe Ratio des stratégies reste néanmoins un peu plus de 2 fois supérieure à celle des monnaies, majorée par des performances exceptionnelles sur le Yuan Chinois et la Couronne Suédoise.

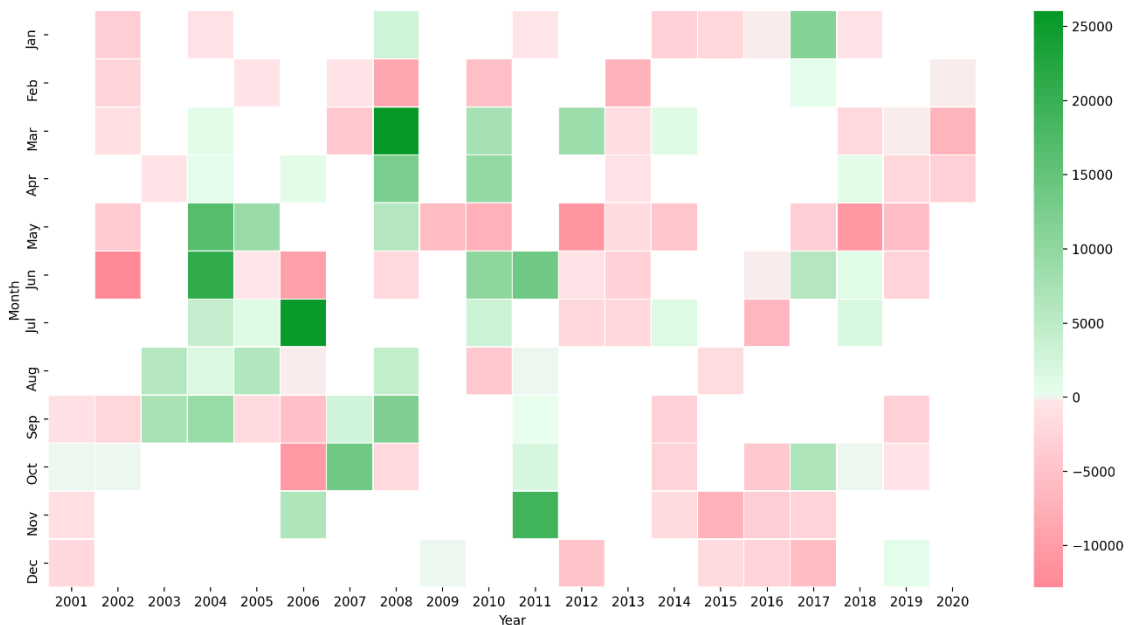
Figure 13 : Stratégie Forex – Sharpe Ratios



Graphique réalisé avec Matplotlib.

Le Dollar de Hong Kong ainsi que le Pesos mexicain auraient été les stratégies les plus décevantes. Elles se seraient exposées aux périodes les plus volatiles, sans réussir à produire un rendement suffisant.

Figure 14 : Stratégie Forex – Saisonnalité des pertes et profits



Graphique réalisé avec la bibliothèque python « Seaborn »

Les stratégies ne semblent pas avoir réussi à maintenir une régularité des gains. La majorité de ceux-ci auraient été réalisés entre 2003 et 2011. Période durant laquelle le

USD s'est fortement déprécié face aux monnaies étrangères. Les gains des stratégies semblent liés à la tendance globale dans laquelle évolue le marché. A l'exception du Rand Sud-Africain présentée auparavant, elles auraient eu du mal à produire du profit sur une monnaie qui se dévalorise. Néanmoins, elles auraient pu limiter les pertes.

Figure 15 : L'indice « US Dollar » entre 2003 et 2011



Source : <https://www.macrotrends.net/1329/us-dollar-index-historical-chart>

L'indice « US Dollar (DXY) » mesure la valeur du dollar américain face à un panier de devises étrangères. Il a chuté de près de 25 % entre 2003 et 2011 ce qui confirme la dépréciation du USD.

3.2.2 Conclusion

Appliquée à toutes les devises de façon individuelle, la stratégie aurait permis de battre le marché en produisant un Sharpe Ratio moyen supérieur au sien. Cependant, cette stratégie ne s'est pas montrée efficace avec toutes les devises. La moyenne a été poussée à la hausse par des performances exceptionnelles comme celle du Yuan Chinois. Si l'on souhaite obtenir les mêmes résultats, il faudrait appliquer la stratégie aux 22 devises simultanément.

L'utilisation de moyennes mobiles semble avoir été efficace pour les devises ayant montré une tendance baissière globale (à très long-terme). Ainsi, peut-être qu'en ajoutant une troisième moyenne mobile calculée sur une période plus longue, cela aiderait l'algorithme à identifier la grande tendance et mieux interpréter les signaux. C'est d'ailleurs une pratique qui revient souvent dans la documentation sur le Forex trading.

Figure 16 : Forex Trading - Exemple d'utilisation de trois moyennes mobiles



Source : <https://www.contracts-for-difference.com/course/moving-averages.html>

3.3 Marché des crypto-actifs : les 5 crypto-monnaies dominantes

Cette stratégie différera des deux précédentes. En raison de son type de sous-jacent mais aussi par ses caractéristiques. Cette fois-ci, des moyennes exponentielles de très courtes périodes seront utilisées. Il en résultera un plus grand nombre de transactions.

Les 5 plus grandes crypto-monnaies en termes de capitalisation ¹⁰ (excepté Tether qui est une « stablecoin ») ont été analysées :

1. Bitcoin (BTC-USD)
2. Ethereum (ETH-USD)
3. XRP (XRP-USD)
4. Bitcoin Cash (BCH-USD)
5. Cardano (ADA-USD)

Une durée de 8 jours sera utilisée pour le calcul de la moyenne à court-terme et 13 pour celle long-terme. La période analysée débute fin 2015 sauf pour Bitcoin Cash et Cardano, pour lesquelles les prix ne sont disponibles que depuis fin 2017 (sur Yahoo Finance). Elle se termine le 3 juillet 2020. Le capital initial et investi à chaque trade est de 5'000 USD.

Coinbase, une des plus grandes plateformes d'échange de cryptomonnaies propose, pour des montants entre 0 et 100'000 USD, des frais moyens de 0.35 % par transactions¹¹. Le paramètre de la stratégie s'alignera à cette offre.

Le taux sans risque reste le même que pour les deux précédentes stratégies : 0.133 % (bon du Trésor américain de 13 semaines, au 3 juillet 2020).

¹⁰ Selon coinmarketcap.com, le 3 juillet 2020

¹¹ <https://help.coinbase.com/en/pro/trading-and-funding/trading-rules-and-fees/fees>

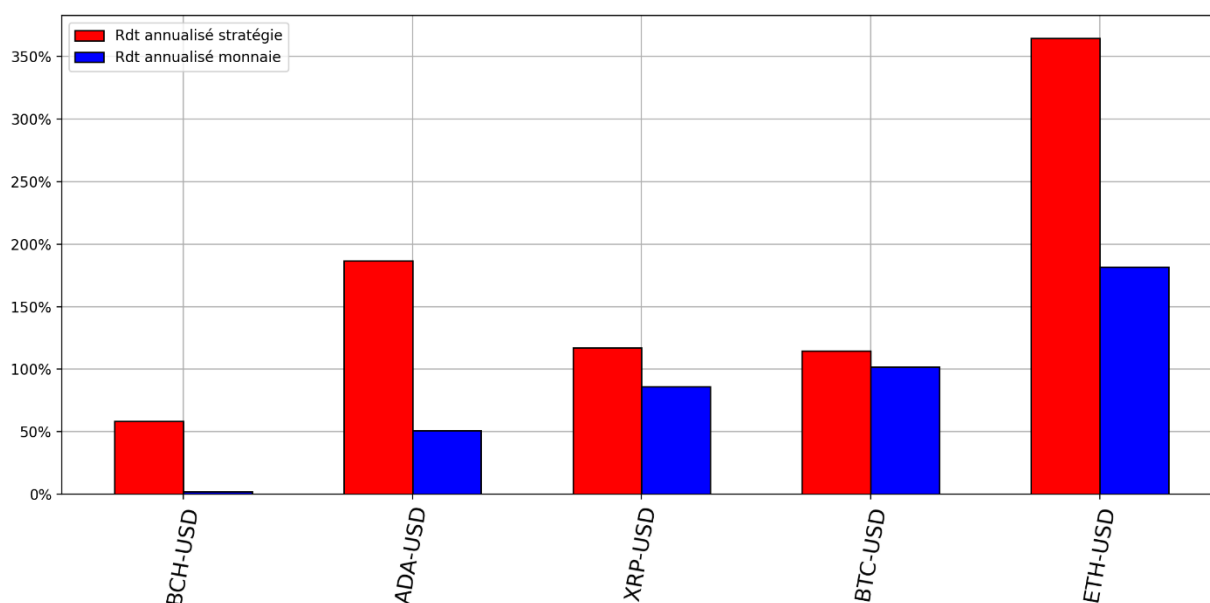
3.3.1 Analyse de la stratégie

Tableau 7 : Stratégie Crypto-monnaies – Moyennes des statistiques ¹²

Statistique	Moyenne
Nombre de Trades	33.8
Trades gagnants	12.6
Trades perdants	21.2
Le plus grand gain en un trade	1'113'340.7
La plus grande perte en un trade	-269'672.9
Taux de réussite	37 %
Espérance	81.97
Rendement total réalisé	1'908'032
Rendement total (avec les positions ouvertes)	1'945'015
Rendement d'une stratégie « Buy & Hold » (passive)	210'426
Rendement crypto-monnaie en %	42.09 %
Rendement réalisé de la stratégie, en %	381.61 %
Surperformance, en %	339.52 %
Rendement annualisé crypto-monnaie, en %	85 %
Rendement annualisé stratégie, en %	168 %
Profit des positions ouvertes	185'223
Volatilité annualisée crypto-monnaie	122 %
Volatilité annualisée stratégie	92 %
Sharpe Ratio crypto-monnaie	0.78
Sharpe Ratio stratégie	1.14
Max Drawdown crypto-monnaie	-94 %
Max Drawdown stratégie	-70 %
Exposition au marché (stratégie)	48 %
VaR journalière crypto-monnaie, à 99 %	15 %
VaR journalière de la stratégie, à 99 %	11 %
Jours de détention moyen	21
Capital initial	5'000
Capital final	1'950'015
Frais totaux payés	110'816

¹² Les tableaux complets contenant les statistiques et les transactions des stratégies sont disponibles sur le Jupyter Notebook [dans le dossier GitHub](#)

Figure 17 : Stratégie Crypto-monnaies – Rendements annualisés



En termes de rendement, les performances historiques sont impressionnantes. En effet, chacune des stratégies aurait largement surperformé son sous-jacent.

Tableau 8 : Stratégie Crypto-monnaies : Rendements totaux (non annualisés)

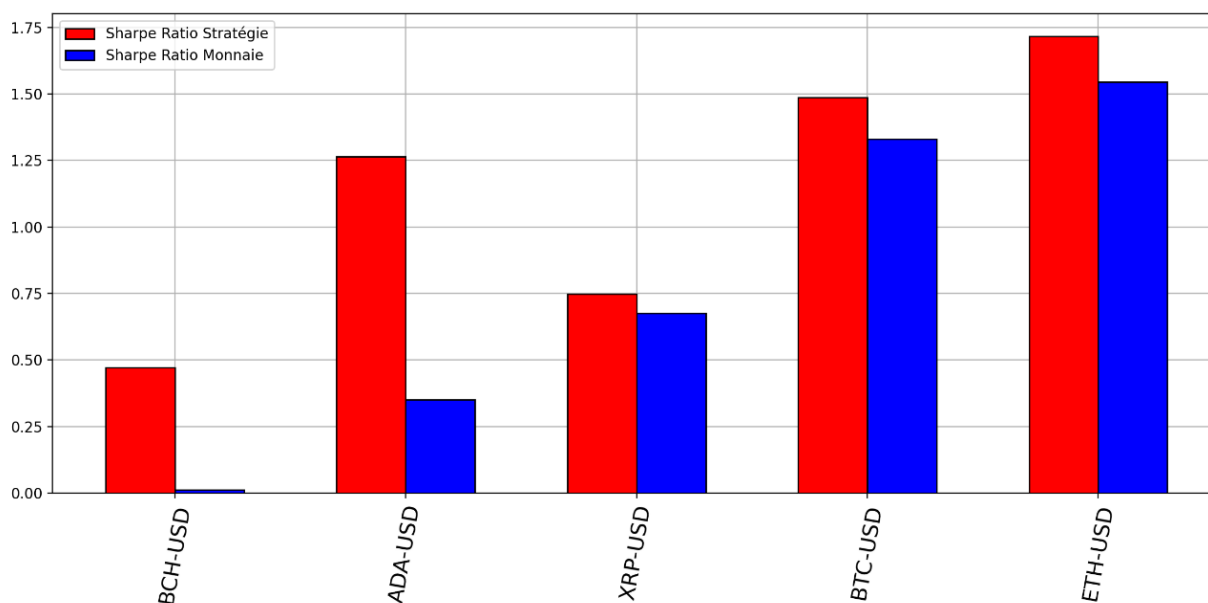
Ticker	Rendement total crypto-monnaie, en % *	Rendement total stratégie, en %
Bitcoin	3 184.02%	4 360.34%
Ethereum	15 537.31%	179 866.32%
XRP	2 107.72%	4 625.09%
Bitcoin Cash	5.71%	283.21%
Cardano	207.88%	1 668.25%

* Rendement calculé à partir du premier prix disponible sur Yahoo Finance

Le cas le plus impressionnant est le Bitcoin Cash. La stratégie aurait permis de multiplier le rendement par près de 50 (283.21 / 5.71).

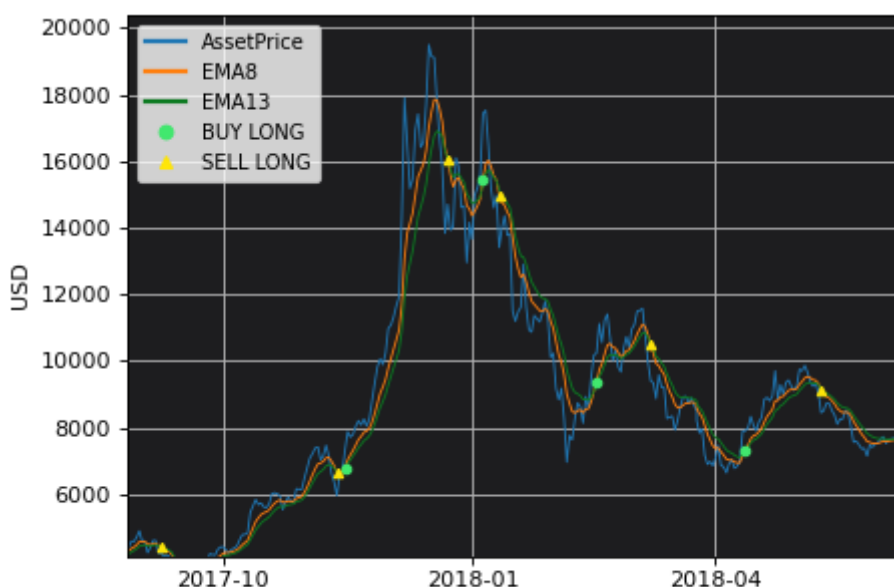
Avec une moyenne de 34 transactions et sur une période d'analyse plus courte que pour les deux précédentes stratégies, cette combinaison de moyennes mobiles amplifie bien les volumes transactionnelles (plus les moyennes court-terme et long-terme sont proches, plus elles vont se croiser). Le taux de réussite est faible (37 %). Cependant, cela n'a pas empêché les stratégies de réaliser du profit. En effet, le montant moyen des trades gagnants est de 308'390 USD contre -88'062 USD pour les perdants.

Figure 18 : Stratégie Crypto-monnaies – Sharpe Ratios



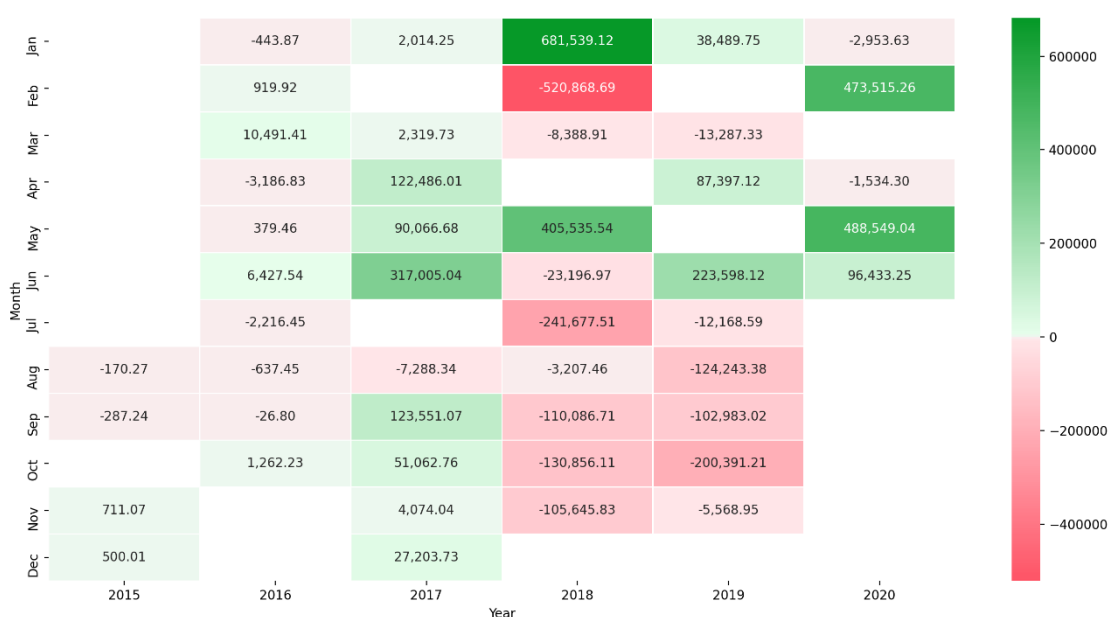
Les stratégies auraient pu considérablement réduire le risque pris. Effectivement, la volatilité annualisée moyenne des stratégies est de 92 % contre 122 % pour les crypto-monnaies. Il en va de même pour le max Drawdown, de 94 % en moyenne pour les cryptos contre 70 % pour les stratégies. Selon la Value-at-Risk, les stratégies auraient 1 chance sur 100 de perdre 11 % en un jour contre 15 % pour les crypto-monnaies.

Figure 19 : Stratégie Crypto-monnaies : La bulle spéculative gérée par les moyennes mobiles (Bitcoin)



Entre fin 2017 et milieu 2018, les crypto-monnaies ont connu une volatilité énorme qui a provoqué un mouvement des prix assimilable à celui d'une bulle spéculative. Durant cette période, les stratégies s'en seraient mieux sorties qu'une gestion passive. En effet, en dépit de quelques signaux erronés, elles auraient su vendre aux bons moments afin de confirmer d'importants gains (voir le Bitcoin sur Figure 19). Cependant, certaines ont pris de mauvaises positions durant l'explosion de la bulle et ont subi des pertes conséquentes (voir Figure 20, Février 2018).

Figure 20 : Stratégie Crypto-monnaies : Saisonnalité des pertes et profits



Graphique réalisé avec la bibliothèque python « Seaborn »

Les gains semblent relativement bien répartis dans le temps. La présence de profit et de perte durant chaque année démontre la forte volatilité de ce marché.

3.3.2 Conclusion

Les résultats semblent prometteurs car historiquement, les stratégies ont largement surperformé leur crypto-monnaie sous-jacente. Cependant, en raison de la faible maturité de ce marché et de l'incertitude concernant son avenir, difficile d'affirmer que dans le futur, ce type de stratégie performera de la même façon.

Conclusion

Les outils informatiques et les données historiques récoltées s'avèrent d'une aide considérable pour la finance empirique. En effet, le degré d'automatisation élevé qu'ils apportent ouvre de nouvelles possibilités d'analyse. Aujourd'hui, il est primordial pour n'importe quel analyste quantitatif de maîtriser un langage de programmation.

Les résultats des stratégies analysées sont contrastés. Sur les actifs analysés, le croisement de moyennes mobiles s'est avéré être un outil efficace de réduction du risque. Néanmoins, les taux de réussite des signaux sont faibles. Cela peut s'expliquer par le fait que les moyennes mobiles sont des indicateurs de tendance uniquement. En analyse technique, il existe une multitude d'indicateurs qui analysent différentes caractéristiques : momentum, volatilité, volume, etc. Afin de soutenir les moyennes mobiles, il aurait fallu les combiner à des indicateurs autres que ceux d'identification de tendance. En faisant cela, une synergie aurait été créée et une plus grande précision de signaux aurait peut-être été obtenue.

De plus, l'idéal aurait été de vérifier l'efficacité du croisement de moyennes mobiles dans tout type de conditions. Il aurait fallu effectuer des simulations de plus grande ampleur sur de nombreux produits financiers. En revanche, cela aurait nécessité des données de qualité et donc une source fiable. Aussi, mieux vaut maîtriser l'analyse de quelques produits plutôt que d'en analyser des milliers et ne plus être en mesure de détecter des anomalies.

Enfin, l'étude menée dans ce rapport était purement empirique. Des calculs de significativité statistique auraient pu être réalisés mais le but principal du rapport était de retracer des performances historiques, par le biais de moyens informatiques.

Bibliographie

Peterson, Brian G., Developing & Backtesting Systematic Trading Strategies [14 Juin 2017]. [en ligne]. [Consulté le 28 avril 2020]. Disponible à l'adresse : https://www.researchgate.net/publication/319298448_Developing_Backtesting_Systematic_Trading_Strategies

The Economist, 5 octobre 2019. The stockmarket is now run by computers, algorithms and passive managers [en ligne]. [Consulté le 6 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.economist.com/briefing/2019/10/05/the-stockmarket-is-now-run-by-computers-algorithms-and-passive-managers?mod=djemDailyShot> [accès par abonnement ou VPN Heg]

William A. Brock, Josef Lakonishok et Blake LeBaron, Janvier 1991. Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns [en ligne]. [Consulté le 6 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://sfi-edu.s3.amazonaws.com/sfi-edu/production/uploads/sfi-com/dev/uploads/file/17/91/1791d085-e000-427d-a5d2-94d20b072bcb/91-01-006.pdf>

Blake LeBaron, Novembre 1999. The Stability of Moving Average Technical Trading Rules on the Dow Jones Index [en ligne]. [Consulté le 9 mai 2020]. Disponible à l'adresse : https://www.researchgate.net/publication/228316669_The_Stability_of_Moving_Average_Technical_Trading_Rules_on_the_Dow_Jones_Index

Marcus C. Toms, Août 2011. The Technical Analysis Method of Moving Average Trading: Rules That Reduce the Number of Losing Trade [en ligne]. Université de Newcastle. Thèse de doctorat [Consulté le 9 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://pdfs.semanticscholar.org/b440/022c7891e825c02883fbc79693ad0f31c02b.pdf>

Justin Kuepper, Yahoo Finance, 16 août 2011. Backtesting : Interpreting The Past [en ligne]. [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://finance.yahoo.com/news/Backtesting-Interpreting-The-investopedia-574016416.html>

Olivier Sarfati, Citigroup, 5 mars 2015. Backtesting: A Practitioner's Guide to Assessing Strategies and Avoiding Pitfalls [en ligne]. [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.cboe.com/rmc/2015/olivier-pdf-Backtesting-Full.pdf>

Eugene F. Fama. Efficient Capital Markets : II [en ligne]. [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x>

CFA Institute, 2018. CFA Program Curriculum Level 3 : Volumes 1-6. ISBN 9781119396697 [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://books.google.ch/books?id=UEozDwAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=fr#v=onepage&q&f=false> (notamment pour l'explication du « Data mining Bias »)

David H. Bailey., Marcos López de Prado. How to spot backtest overfitting [en ligne]. [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : https://www.researchgate.net/publication/319298448_Developing_Backtesting_Systematic_Trading_Strategies

Crédit Suisse, Global Technical Research and Behavioral Finance. Technical Analysis - Explained [en ligne]. [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : https://www.credit-suisse.com/pwp/pb/pb_research/technical_tutorial_de.pdf

Charles D. Kirkpatrick, Julie R. Dahlquist, 2011. Technical Analysis: The Complete Resource for Financial Market Technicians. ISBN 9780137059447 [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://books.google.ch/books?id=l5SgX5q5sQEC&printsec=frontcover&hl=fr#v=onepage&q&f=false>

Investopedia, Golden Cross Definition. [en ligne]. [Consulté le 22 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.investopedia.com/terms/g/goldencross.asp>

David H. Bailey, Marcos López de Prado, Jonathan Borwein et Qiji Jim Zhu. The Probability of Backtest Overfitting [en ligne]. [Consulté le 22 mai 2020]. Disponible à l'adresse : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2326253

Gérard Sagnier, Christian Parisot. Analyse technique et Analyse fondamentale : liens et divergences. ISBN 9782297005326 [Consulté le 25 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://hesge.scholarvox.com/reader/docid/88813665/page/128?searchterm=Analyse%20technique>

Noel Arnaud, Août 2004. Les moyennes mobiles dans le cadre de règles de gestion simples : une analyse des déterminants de la performance [en ligne]. HEC Montréal. Mémoire de master [Consulté le 12 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <http://biblos.hec.ca/biblio/memoires/m2004no142.pdf>

Kenneth Reitz, 5 juillet 2001. PEP 8 -- Style Guide for Python Code [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.python.org/dev/peps/pep-0008/>

Stackoverflow. Forum d'entraide informatique [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://stackoverflow.com/>

Python. Site web officiel [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://www.python.org/>

Documentation Pandas. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://pandas.pydata.org/docs/>

Documentation Numpy. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://numpy.org/doc/>

Documentation Pandas-datareader. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : https://pandas-datareader.readthedocs.io/en/latest/remote_data.html

Documentation Matplotlib. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://matplotlib.org/3.1.1/contents.html>

Documentation Jupyter. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://jupyter.org/documentation>

Documentation Seaborn. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://seaborn.pydata.org/tutorial.html>

Documentation GitHub. [en ligne]. [Consulté le 18 mai 2020]. Disponible à l'adresse : <https://guides.github.com/>

Nombreux concepts ont été acquis en cours, à la Heg. Spécialement dans l'orientation « Banque & Finance » et l'option principale « Gestion du Risque ».

Annexes

Annexe 1 : Article Financial Times

[Euro-dollar bulls eye golden cross](#)

FT.com

October 10, 2012 Wednesday 5:07 PM GMT

Copyright 2012 The Financial Times Ltd. All Rights Reserved Please do not cut and paste FT articles and redistribute by email or post to the web.



FINANCIAL
TIMES

Length: 212 words

Byline: Jamie Chisholm

Body

Forex dealers are starting to eye a potentially significant technical issue for the euro relative to the dollar (EURUSD).

By mid-session on Tuesday, the euro was only about 50 pips above its 200-day moving average of \$1.2820.

The 200-DMA often carries great weight with traders. It is seen providing either crucial support or resistance and as such tends to have numerous automatic orders positioned nearby - thus sometimes sharply exacerbating any breach.

The recent rally for the single currency, delivered by the ECB's pledge to support the eurozone project, has faded. Concerns about Spain and Greece linger.

Euro bears warn that any overall market reduction in risk appetite is still likely to boost the dollar and may thus push the euro down through the 200-DMA.

However, Bank of America Merrill Lynch remains EURUSD bullish, considers the recent pullback to be "counter-trend" and is targeting the February highs if \$1.3070 is taken out.

If such a rally were to occur, it should bring another bullish technical issue into play: a golden cross.

The 50-day moving average is within 150 pips of meeting the 200-DMA.

jamie.chisholm@ft.com

Copyright The Financial Times Ltd. All rights reserved. Please do not cut and paste FT articles and redistribute by email or post to the web.

Source : Nexis Uni, base de données accessible via le VPN Heg

Annexe 2 : Article Financial Times

[S&P 500 closes above 200-day moving average](#)

FT.com

March 11, 2016 Friday 10:17 PM GMT

Copyright 2016 The Financial Times Ltd. All Rights Reserved Please do not cut and paste FT articles and redistribute by email or post to the web.



FINANCIAL
TIMES

Length: 107 words

Byline: Nicole Bullock

Body

Technical analysts rejoice!

In another reason to be cautiously optimistic about US stocks, the S&P 500 has closed above its 200-day moving average for the first time in 2016, writes Nicole Bullock in New York.

It is part of the stunning reversal of fortunes in US equities. After having fallen as much as 11 per cent as of February 11, the index closed the week just a percent short of positive territory for the year at 2,022.19.

Before getting too bullish however, consider this: the coveted "golden cross" achieved when the 50-day moving average passes the 200-day moving average, which is meant to portend a bull market, still looks far off.

Source : Nexis Uni, base de données accessible via le VPN Heg

Annexe 3 : Liste des monnaies analysées

Symbol	Monnaie
DEXUSAL	Dollar Australien
DEXBZUS	Réal Brésilien
DEXUSUK	Livre sterling
DEXCAUS	Dollar Canadien
DEXCHUS	Yuan Chinois
DEXDNUS	Couronne danoise
DEXUSEU	Euro
DEXHKUS	Dollar de Hong Kong
DEXINUS	Roupie indienne
DEXJPUS	Yen Japonais
DEXMAUS	Ringgit Malaysien
DEXMXUS	Pesos Mexicain
DEXTAUS	Nouveau dollar de Taïwan
DEXUSNZ	Dollar néo-zélandais
DEXNOUS	Couronne norvégienne
DEXSIUS	Dollar de Singapour
DEXSFUS	Rand Sud-Africain
DEXKOUS	Won sud-coréen
DEXSLUS	Roupie srilankaise
DEXSDUS	Couronne suédoise
DEXSZUS	Franc Suisse
DEXTHUS	Baht Thaïlandais