



LOUVAIN SCHOOL OF MANAGEMENT
MASTER 120 EN INGÉNIEUR DE GESTION

Gestion optimale de portefeuille grâce à
l'intégration d'options

Étudiant :

VANDEWIELE Sébastien | 30111800

Promoteur :

Prof. VRINS Frédéric

Année Académique
2023 - 2024

Declaration Regarding AI Tool Usage in Master's Thesis

We recognize that AI tools might be valuable aids during the master's thesis work, but they are not infallible. Remember that transparency fosters trust, and acknowledging AI's role enhances the credibility of your work.

Therefore, when deciding to use such a tool, you need to adhere to the following principles of responsible use of AI.

1. Critical Evaluation :

- We critically assessed the AI-generated output, ensuring its alignment with our research objectives.
- Any modifications or corrections were made based on our expertise and domain knowledge.

2. Transparency :

- We acknowledge the use of [NAME TOOL / SERVICE] transparently, emphasizing that it contributed to our work but did not replace human judgment.
- Our commitment to transparency ensures the integrity of this thesis.

3. Ethical Considerations :

- We actively monitored for biases or unintended consequences introduced by the AI tool.
- Our ethical responsibility guided our decisions throughout the research process.

Declaration (This declaration is mandatory and must appear on the first page (after the title page) of the document.

During the preparation of this master's thesis, the author(s) utilized ChatGPT for the following purpose:

1. I used ChatGPT to assist me in my RStudio and Python code, understanding scientific articles, and organizing my thesis. This AI support enhanced the quality and clarity of my work.

After using ChatGPT, the author(s) diligently reviewed and edited the content produced by the tool. We take full responsibility for the final content presented in this thesis.

By signing this declaration, we affirm that the content of this master's thesis reflects our original work, augmented by the responsible use of AI.

Feel free to customize the text by replacing "[NAME TOOL / SERVICE]" with the actual AI tool you used and providing a concise explanation of its purpose. Remember to sign and date the declaration appropriately.

Louvain School of Management

Gestion optimale de portefeuille grâce à l'intégration d'options

Auteur : Vandewiele Sébastien
Promoteur(s) : Vrins Frédéric
Année académique 2023-2024
Master 120 en ingénieur de gestion à spécialité Financial Engineering

Remerciements

Dans un premier temps, je souhaite remercier mon promoteur, Frédéric Vrins, pour son suivi et son expertise.

Je tiens, également, à remercier mes amis pour leurs encouragements tout au long de ce mémoire mais aussi tout au long de mon parcours universitaire. Merci à mes parents et à ma compagne pour leur soutien et ce malgré mes nombreuses périodes de stress. Je profite de ces quelques lignes pour remercier particulièrement, ma mère, Floriane Van Endert qui a relu et corrigé ce travail.

Ce mémoire est le fruit de tout le soutien que ces personnes m'ont donné.

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Objectifs du mémoire	1
2	Les options	3
3	Revue de Littérature	6
3.1	Introduction gestion de portefeuille	6
3.2	Maximisation des rendements	7
3.3	Minimisation des risques	10
3.4	Maximisation des rendements ajustés aux risques	12
3.5	Conclusion de la revue de littérature	15
4	Méthodologie	16
4.1	Portefeuille des Actions	16
4.2	Les options et leurs modélisations	17
4.3	Modèle d'optimisation	21
5	Résultats	26
5.1	Analyse descriptive individuelle	26
5.2	Analyse descriptive du portefeuille	27
5.3	Analyse des options	28
5.3.1	Prix d'exercice	28
5.3.2	Maturité	30
5.3.3	Maturité et Prix d'exercice	31
5.4	Résultat modèle d'optimisation	33
5.5	Comparaison des résultats avec le modèle moyenne variance	37
6	Discussion des résultats, limites et Conclusion	38
6.1	Discussion des Résultats	38
6.2	Limites	39
6.3	Conclusion	39
7	Annexes	40
7.1	Définition	40
7.2	Méthodologie	42
7.3	Résultats	43
7.4	Bibliographie	46
7.5	Code R et Python	49

7.5.1	Creation des bases de données	49
7.5.2	Analyse descriptive	59
7.5.3	Creation base de donnée pour l'optimisation	62
7.5.4	Modèle moyenne variance	68
7.5.5	Modèle d'optimisation avec les options	70

1 Introduction

La gestion de portefeuille est l'un des domaines de recherche les plus importants pour les investisseurs, car elle les pousse à réfléchir de manière stratégique sur la meilleure manière de placer leur capital. Harry Markowitz, lauréat du prix Nobel d'économie en 1990, est l'un des premiers à proposer une théorie de diversification en portefeuille dans les années 1950. Son modèle, appelé *théorie moderne du portefeuille* (Modern Portfolio Theory ou MPT), a pour but de minimiser le risque pour un niveau de rendement attendu en ayant des actifs diversifiés. En combinant des actifs avec une corrélation non parfaite, les investisseurs peuvent réduire la volatilité de leurs portefeuilles. Markowitz explique que le risque d'un portefeuille n'est pas seulement la somme des risques individuels des actifs mais qu'il dépend aussi des corrélations entre ces différents actifs. La notion de « frontière efficiente » est clé dans ce modèle, car elle regroupe l'ensemble des portefeuilles optimaux. Ces portefeuilles sont définis comme ceux dont le rendement attendu est maximum pour un niveau de risque donné où le risque est mesuré par la variance des rendements (Markowitz, 1952).

Néanmoins, ce modèle est souvent sous-performant en période de crise. Certaines recherches ont montré que les hypothèses sous-jacentes de la MPT ne tiennent pas dans des conditions de marché extrêmes. Par exemple, en 2008 lors de la crise financière, beaucoup de portefeuilles diversifiés ont subi des pertes importantes. Cette période de crise a permis de mettre en évidence les limites du modèle de Markowitz comme l'hypothèse de corrélation constante entre les différents actifs et l'hypothèse de normalité de la distribution des rendements.

Une des solutions possibles pour pallier ces limitations est l'utilisation de produits dérivés tels que les options, les futures, et les swaps. Ceux-ci permettent aux investisseurs de parier sur l'évolution des prix d'un actif et donc de se protéger contre les risques de baisses de prix.

1.1 Objectifs du mémoire

Sur la base de ces constats, l'objectif de ce travail est de créer un modèle intégré de gestion de portefeuille qui introduit des options pour améliorer les rendements et pour se protéger contre certains risques systémiques ([def.](#)). Ce modèle vise à montrer comment les options peuvent être utilisées pour optimiser les rendements mais aussi pour diminuer les risques associés aux fluctuations du marché.

La plupart des études se concentrent uniquement sur la gestion de portefeuille intégrant des actions alors qu'il est clair que les options ont le potentiel de venir améliorer les

rendements ajustés aux risques. Malheureusement, les options ont des caractéristiques différentes des actifs classiques utilisés dans le modèle de Markowitz. Nous ne pouvons donc pas considérer les options comme telles dans notre modèle et nous nous devons d'étendre le cadre de Markowitz pour intégrer les options.

Pour atteindre cet objectif, nous avons procédé en deux étapes principales. Dans un premier temps, nous avons créé un modèle de portefeuille en suivant la théorie de Markowitz (1952). Ce modèle nous a servi de référence pour comprendre les performances d'un portefeuille traditionnel composé uniquement d'actions. Les performances de ce portefeuille ont été analysées à travers des données historiques en terme de sharpe ratio pour établir une base comparative. Dans un second temps, nous avons créé un modèle optimisé de portefeuille capable de prendre la structure particulière des options en compte. Notre objectif est de maximiser les rendements ajustés aux risques en utilisant des simulations de marchés pour ajuster les risques en terme de perte moyenne maximale.

Afin de comparer la performance des modèles, nous avons effectué des analyses "out of sample", c'est-à-dire utilisé des données qui n'ont pas été employées pour tester la robustesse et l'efficacité du modèle. Notre étude se base sur l'intégration d'options OTM et montre qu'elles se permettent de profiter d'un effet levier important. Les résultats indiquent que les portefeuilles intégrant des options ont des résultats supérieurs au modèle de portefeuille suivant la théorie de Markowitz.

2 Les options

Depuis plusieurs décennies, les produits financiers innovants apportent un nouvel axe à la gestion de portefeuille. Les produits dérivés, tels que les options, les futures, et les swaps, sont des instruments financiers dont la valeur est dérivée de celle d'autres actifs sous-jacents. Ceux-ci permettent aux investisseurs de parier sur l'évolution des prix d'une action par exemple, ou encore d'un indice, ou bien d'une autre variable financière, tout en se protégeant des risques. Dans le cadre de ce mémoire nous avons décidé d'orienter notre recherche sur l'utilisation d'option dans la gestion de portefeuille.

Avant toutes choses, il est important de comprendre ce qu'est une option et comment celle-ci est définie : " Une option est un contrat financier dérivé qui donne à l'acheteur la possibilité mais non l'obligation de vendre (option put) ou d'acheter (option call) une quantité définie d'actif sous-jacent moyennant le versement d'une prime (premium qui est le prix de l'option) à un prix d'exercice convenu (Strike Price) et à une date d'échéance déterminée à la signature du contrat. "(Morvan, 2017, pp. 157-173). Les options sont donc des instruments financiers qui permettent à un investisseur d'acheter ou de vendre des actions à un prix inférieur ou supérieur au marché moyennant le paiement d'une prime. Ceci implique, qu'en théorie, les options sont susceptibles de venir améliorer les rendements ajustés aux risques d'un portefeuille.

En ce qui concerne le type d'option, deux choix s'offrent à un investisseur. Il peut soit investir dans une option de vente (Put) qui a pour but de se protéger dans le cas d'une forte baisse du marché. Soit, il peut investir dans une option d'achat (Call) qui va permettre de profiter dans la bonne santé du marché. Dans ce travail, le but étant d'améliorer les résultats ajustés aux risques de notre portefeuille, nous sommes évidemment intéressés par ces deux types d'options.

Il existe deux possibilités de faire un gain pour un investisseur qui souhaite garder son option jusqu'à maturité : la prime et le payoff. Premièrement, la prime correspond au revenu immédiat que reçoit un vendeur d'option et représente un revenu stable et régulier pour celui-ci. Néanmoins la vente d'une option expose le vendeur à des pertes potentielles importantes. Deuxièmement, nous avons le payoff qui se réfère au profit ou à la perte réalisée lorsque l'option atteint sa maturité. Par exemple, une personne qui achète un call aura un payoff positif si le prix du sous-jacent dépasse le prix d'exercice à maturité. Ces deux types de rendement permettent aux investisseurs de profiter d'une large gamme de choix et donc d'une grande flexibilité dans leurs choix de stratégies.

Les options se distinguent des actions traditionnelles par l'asymétrie de leur payoff. En effet, les options ont une fonction de payoff non linéaire et donc non proportionnelle aux

mouvements du prix du sous-jacent. Par exemple, une option d'achat (call) ne génère un payoff que si le prix de l'actif sous-jacent dépasse le prix d'exercice, tandis qu'une option de vente (put) génère un payoff si le prix de l'actif sous-jacent tombe en dessous du prix d'exercice. Cette asymétrie offre aux investisseurs une toute nouvelle manière de gérer les risques de leur portefeuille mais également de profiter de larges rendements. Cette particularité permet aux options de fournir des possibilités uniques de gestion des risques et de rendement.

Il existe trois types de stratégies pour les options Put et Call qui font référence à leur moneyness ([def.](#)) : ITM (In The Money), ATM (At The Money) et OTM (Out of The Money). Celles-ci peuvent être utilisées séparément ou ensemble. Les options ITM ont une valeur intrinsèque, ce qui les rend moins sensibles à la dépréciation temporelle, mais elles sont plus coûteuses en terme de prime. Les options ATM sont les plus sensibles aux mouvements de prix de l'actif sous-jacent, mais elles peuvent être plus coûteuses que les options OTM et moins que les options ITM. Les options OTM sont moins coûteuses et offrent un levier important pour la spéculation, mais elles ont une probabilité plus faible d'expiration avec valeur, ce qui les rend plus risquées. (Options In The Money / At The Money / Out Of The Money | Formation Zonebourse, s. d.).

Afin d'évaluer les prix des options, Black & Scholes (1973) ont développé un modèle qui permet de les tarifier. Ce modèle se base sur plusieurs hypothèses qui ont permis de créer une formule qui prend en compte des paramètres comme le prix actuel de l'actif sous-jacent, le prix d'exercice, la volatilité, la maturité et le taux d'intérêt sans risque. Grâce à ce modèle, les investisseurs sont en mesure d'évaluer les options de manière théorique et de faire des meilleures décisions d'investissement. (Black & Scholes, 1973).

Les options jouent un rôle important dans la gestion de portefeuille moderne. Elles permettent aux investisseurs de profiter des fluctuations des prix de l'actif sous-jacent, de profiter d'un effet de levier et d'accéder à de nouveaux marchés. Afin de bien comprendre les différentes opportunités qu'offrent ces options, nous allons développer chacune d'elles.

Dans un premier temps, les options offrent la possibilité aux investisseurs de profiter des fluctuations des prix de l'actif sous-jacent. En effet, un investisseur qui souhaiterait limiter les pertes maximales sur un actif particulier pourrait décider d'acheter des puts sur ce même actif et ainsi venir compenser une perte sur l'actif par un gain dans l'option en situation de marché défavorable. À l'inverse, un investisseur qui souhaiterait booster ses profits pourrait décider d'acheter des calls pour venir profiter de la hausse de l'actif sous-jacent.

Ensuite, il faut savoir que, dans la plupart des cas, investir dans une option coûte moins

cher qu'investir dans l'action elle-même. De part ceci, un investisseur peut profiter d'un effet de levier grâce à l'achat d'option. En effet, l'effet de levier permet d'acheter plusieurs options d'achat avec un budget équivalent à celui nécessaire pour acheter une seule action. Ceci permet donc à un investisseur de faire des gains bien plus élevés que s'il investit directement dans l'action. Néanmoins, ceci augmente aussi le risque, car si le prix de l'action reste en-dessous du prix d'exercice, l'investisseur perd la totalité de son investissement.

Finalement, les options sont aussi capables d'offrir aux investisseurs la possibilité d'investir dans des actifs difficiles d'accès ou coûteux. Un exemple typique serait l'achat d'options sur un indice boursier dans un marché étranger, au lieu d'acheter les actions directement. Cela permet de réduire les barrières à l'entrée, de réduire les coûts de transaction et de rendre la diversification du portefeuille plus efficace.

Nous sommes donc maintenant en mesure de comprendre comment les options fonctionnent ainsi que de comprendre les raisons qui pousseraient un investisseur à investir dans le marché des options. Dans la section suivante, nous analyserons plus en profondeur la manière dont les options peuvent être intégrées dans un portefeuille par le biais d'une revue de littérature.

3 Revue de Littérature

Dans cette section, nous aborderons les différents aspects théoriques de la gestion de portefeuille qui intègrent les options. Afin d'élaborer une revue littérature complète, nous avons décidé de structurer cette revue autour de plusieurs axes qui permettront de développer les différents apports théoriques pertinents pour notre travail.

3.1 Introduction gestion de portefeuille

Une revue de littérature sur la gestion de portefeuille ne peut être faite sans commencer avec la théorie moderne de portefeuille (MPT) développée par Markowitz en 1952. Cette théorie insiste sur le fait qu'un investisseur peut maximiser les rendements attendus de son portefeuille pour un niveau de risque donné en diversifiant de manière intelligente son portefeuille (Markowitz, 1952). Le modèle se base sur l'idée que le risque d'un portefeuille peut être mesuré par la variance de ses rendements. Dans ce contexte, le risque de portefeuille se décompose en une somme des variances et covariances des rendements des actifs, pondérées par les poids de ces actifs dans le portefeuille. Ces concepts permettent de comprendre comment les poids des actifs impactent la variance d'un portefeuille. Cette approche a permis au domaine de la finance de faire un grand pas en avant, et elle est aujourd'hui encore utilisée comme base dans le domaine de la gestion de portefeuille.

Bien que ce modèle ait révolutionné la manière optimale d'allouer son argent entre différents actifs, l'hypothèse sur laquelle celui-ci se repose est souvent remise en question. En effet, Markowitz se repose sur l'idée qu'un investisseur ne s'intéresse qu'à la moyenne et à la variance du portefeuille pour faire un choix or ceci n'est valable que si les rendements sont gaussiens (Guo, 2021). En réalité, ces hypothèses sont un peu restrictives car les rendements des actifs ne suivent pas une loi normale et sont souvent asymétriques avec une queue épaisse. Un investisseur rationnel aura donc tendance à préférer une queue épaisse vers les gains plutôt que vers les pertes ce qui remet en question la pertinence de la variance comme mesure de risque et le choix de la fonction d'utilité (Wang, 2022).

D'autre part, l'une des critiques proposées dit que le modèle n'est pas capable de prendre en compte correctement les variations des rendements et des risques dans le temps. Les nouvelles informations peuvent venir bouleverser rapidement les conditions du marché et rendre les positions optimales obsolètes très rapidement. C'est ce que démontrent les dynamiques du marché et l'impact des nouvelles informations sur les stratégies d'investissement (Zhang, 2023). De plus, supposer que les investisseurs sont rationnels n'est pas complètement correct. Un investisseur peut être influencé par plusieurs facteurs

comme l'aversion au risque ou des convictions personnelles qui viennent rendre ses choix irrationnels (Wang, 2022). Finalement, une dernière critique met en avant le fait que les marchés ne sont pas toujours efficaces et que cette inefficacité peut avoir un impact plus ou moins important sur les rendements d'un portefeuille (Guo, 2021).

Pour répondre à ces différentes critiques du modèle du Markowitz, de nombreux chercheurs ont proposé des améliorations qui ont pour but de prendre en compte ces différentes critiques. Nous pouvons retrouver plusieurs méthodes à ce jour comme l'introduction de contraintes et les méthodes de shrinkage qui visent à réduire la sensibilité des poids aux variations des matrices de rendements et de covariance. D'autres techniques visent à diversifier le portefeuille entre des actifs différents avec par exemple l'introduction de produits dérivés, tels que les options et les contrats à terme. Bien que l'introduction de produits dérivés rende la modélisation plus complexe, ceux-ci offrent la possibilité d'une augmentation de rendement et d'une couverture sélective (Guo, 2021).

Dans le cadre de ce travail, cette revue de littérature a pour but de s'intéresser à la méthodologie utilisée pour intégrer des options dans un portefeuille. Pour aborder ce sujet vaste, nous avons utilisé trois axes différents qui ont pour but de structurer les idées et d'opposer les contributions de chaque auteur. Dans un premier temps, nous nous intéresserons aux auteurs qui ont décidé d'intégrer les options de manière à maximiser les rendements du portefeuille. Ensuite, nous nous intéresserons à ceux qui ont décidé d'optimiser leur portefeuille de manière à minimiser les risques de leur portefeuille et nous terminerons par les auteurs qui ont décidé de maximiser les rendements ajustés aux risques. L'objectif de cette revue de littérature sera de comprendre comment les différents auteurs ont décidé d'optimiser leurs modèles afin de proposer un modèle qui correspond à nos objectifs particuliers.

3.2 Maximisation des rendements

Dans cette section, nous allons nous intéresser aux auteurs qui proposent des modèles pour intégrer les options de manière à maximiser les rendements du portefeuille. L'objectif principal de ces études est de réussir à intégrer les options en optimisant les rendements attendus sous des contraintes de risques. Nous aborderons les articles de Zhu et al. (2020), Pang et al. (2023), Linn (2013) et Isakov et Morard (2001) qui nous permettront de comprendre les différentes raisons qui poussent un investisseur à optimiser un portefeuille avec des options en maximisant les rendements attendus. Bien que leurs objectifs soient les mêmes, chaque auteur propose ses propres méthodes, c'est pourquoi nous commencerons par résumer leurs approches pour ensuite comprendre les avantages et inconvénients de maximiser les rendements dans un modèle qui intègre les options.

Dans un premier temps, nous avons Isakov et Morard (2001) qui montrent comment l'utilisation de call couvert peut améliorer les performances d'un portefeuille. Cette étude s'appuie sur une analyse du marché Suisse pour montrer que les options sont capables de surperformer les portefeuilles traditionnels. Isakov et Morard (2001) s'appuient sur des résultats empiriques qui fournissent des preuves concrètes de ce qu'ils avancent. Dans un premier temps, les auteurs ont décidé de choisir les options en fonction de leur moneyness, leur maturité et leur prime de volatilité implicite. La prime de volatilité implicite permet aux investisseurs de voir si une option est surévaluée ou sous-évaluée et donc de faire un choix entre acheter ou vendre une option. Afin de déterminer les poids des options, Isakov a utilisé des simulations de Monte Carlo pour estimer les rendements futurs du portefeuille. Son modèle consiste à maximiser les rendements attendus du portefeuille en minimisant la variance entre les différentes actions et options tout en respectant une contrainte de rendement minimum. Finalement, il utilise les données historiques pour évaluer et ajuster les risques du portefeuille. (Isakov et Morard, 2001)

Ensuite nous avons Zhu et al. (2020) qui s'intéressent à l'intégration des options pour réduire les risques de crash dans un portefeuille. Leur approche consiste à proposer une méthode d'approximation paramétrique ayant pour but de réduire les pertes en cas de marché baissier. Pour ce faire, ils utilisent 3 mesures différentes qu'ils intègrent ensuite dans les contraintes de leur modèle. La première mesure est la variance du portefeuille en situation de marché normale qu'ils utilisent pour maintenir la volatilité en-dessous d'un seuil défini. Ensuite, les auteurs utilisent la mesure CVaR en situation de marché normale pour mesurer la pire perte en dessous d'un certain quantile et la limiter à un niveau acceptable pour l'investisseur. Finalement, ils utilisent une dernière mesure qui a pour but d'évaluer la pire perte réalisable en condition de marché extrême pour à nouveau la limiter dans leur modèle. Tout comme les autres auteurs intégrant des options, Zhu et al. utilisent des simulations de scénario pour évaluer leur résultat dans différentes conditions de marchés et obtenir des résultats significatifs. Le modèle utilisé pour intégrer les options a pour but de maximiser les rendements attendus du portefeuille tout en contraignant le modèle avec les différentes mesures de risque mentionnées précédemment. Bien que Zhu et al. (2020) arrivent à réduire les risques en période de crise, cette méthode limite aussi les gains en période de hausse. De manière générale, l'article conclut que l'intégration de produits dérivés offre une flexibilité dans la gestion des risques et des performances.

Dans une approche semblable à celle de Zhu et al. (2020), Pang et al. (2023) analysent les risques systémiques en terme d'effet de contagion ([def.](#)) et de risques extrêmes. Ils montrent que l'introduction d'option peut réduire cet effet et les risques de pertes ex-

trêmes. Leur approche met en avant l'idée que les options ne sont pas uniquement des outils qui permettent une meilleure gestion de portefeuille mais qu'elles ont aussi la capacité de renforcer la stabilité du système financier global. Grâce à leur étude, nous constatons qu'il est possible de créer des portefeuilles qui seraient en mesure de ne pas trop être affectés par des crises financières. Les auteurs utilisent l'approche delta-gamma afin d'approximer la valeur d'un portefeuille contenant des options et utilisent des simulations de scénarios de marché pour estimer les rendements ajustés aux risques. Cette approche permet de mieux évaluer les risques et permet de faire une première sélection parmi les options. En utilisant cette approximation ils sont en mesure de réduire la sensibilité de leur portefeuille aux mouvements extrêmes du marché et limitent par la même occasion l'effet de contagion. Tout comme d'autres auteurs, ils utilisent des contraintes de risques mesurés par CVaR dans leur modèle afin de maximiser les rendements du portefeuille. Les poids des options sont déterminés par leur capacité à offrir une meilleure protection contre le risque ou une augmentation significative des rendements. (Pang et al., 2023)

Finalement, nous retrouvons Linn (2013) qui vient compléter la perspective de Pang et al. (2023) en soulignant à quel point la volatilité du marché est importante dans la gestion des risques systémiques. L'article met en évidence la relation qu'il peut y avoir entre les rendements des options et les risques systémiques. Afin de construire le portefeuille optimal, Linn décide de commencer par faire un filtrage sur les options disponibles. L'auteur décide ensuite de diviser les options en fonction de leurs primes de volatilité implicite (différence entre volatilité implicite et historique), de leur type (put et call) ou encore de leur moneyness. De cette façon, nous sommes en mesure de mieux comprendre les apports de chaque catégorie et de mieux gérer les risques associés à chaque type d'option. Ensuite, pour déterminer les poids des options dans le portefeuille, l'auteur utilise des simulations de scénario de marché et ajuste les rendements des options en prenant en compte l'effet de levier inhérent aux options et la capitalisation boursière de l'actif sous-jacent. Son modèle a pour but de maximiser les rendements attendus du portefeuille et utilise des contraintes pour limiter la variance et les risques de crash.

En conclusion, il existe différentes raisons pour lesquelles les auteurs ont choisi de maximiser les rendements plutôt que d'utiliser une autre approche. Premièrement, nous avons Isakov et Morard (2001) qui souhaitent montrer empiriquement que les stratégies de call couvert sont capables de surperformer des portefeuilles traditionnels ce qui les poussent à utiliser un modèle maximisant les rendements. Dans un second temps nous avons Zhu et al. (2020) qui souhaitent maximiser les rendements du portefeuille en mettant des contraintes strictes pour équilibrer la performance en période de mar-

ché baissier, ce qui explique leur choix. Ensuite nous avons Pang et al. (2023) qui souhaitent mettre en avant le fait que les options peuvent être utilisées pour stabiliser le système financier global et augmenter les rendements d'un portefeuille ce qui, à nouveau explique le choix de la maximisation des rendements. Finalement, nous avons Linn (2013) qui, quant à lui décide de maximiser les rendements dans son modèle car il souhaite profiter des opportunités que lui offre le marché. En somme les auteurs choisissent la maximisation des rendements car c'est celle qui correspond le mieux à leur objectif de recherche.

3.3 Minimisation des risques

Dans cette deuxième section, nous allons aborder la modélisation d'un portefeuille contenant des options avec un objectif de minimisation des risques. Il existe différentes façons de modéliser le risque d'un portefeuille et nous verrons que les auteurs n'utilisent pas tous les mesures pour minimiser les risques du portefeuille. Contrairement à l'approche de maximisation des rendements vue dans la section précédente, les auteurs abordés ont pour but de réduire les risques extrêmes de façon à faire en sorte que les rendements du portefeuille soit le plus stable possible. Nous analyserons les travaux de Maasar, Roman et Date (2020), Tuan & Dao (2021), Cui et al. (2013), et Dao (2014) pour comprendre leur méthodologie et la raison pour laquelle ils ont décidé de minimiser les risques. L'objectif de cette section est donc de comprendre comment la minimisation des risques peut améliorer la gestion de portefeuille dans sa globalité et pourquoi les auteurs ont-ils décidé de minimiser les risques plutôt qu'autre chose.

Tout d'abord, nous avons Maasar, Roman et Date (2020) qui s'intéressent à la manière dont les options sont capables de réduire les risques d'un portefeuille. Ils ont donc décidé d'analyser les impacts des options sur la réduction de la variance en proposant des mesures de pertes comme la Cumulative Value at Risk (CVaR) ([def.](#)). Ils développent une méthode qui a pour but de protéger le portefeuille contre des pertes extrêmes lorsque des événements inattendus impactent négativement le marché. Pour ce faire, ils définissent un seuil de rendement minimum en-dessous duquel les pertes sont inacceptables. Pour définir ce seuil, les auteurs utilisent des simulations afin de définir un seuil en accord avec leur objectif. Par exemple si 5% des simulations termine avec un résultat inférieur à 10%, le seuil pourrait être défini comme étant 10% pour une Value at Risk (VaR) ([def.](#)) de 5%. Afin de choisir les poids des options, les auteurs utilisent un modèle d'optimisation qui a pour but de minimiser le risque du portefeuille mesuré par la CVaR tout en contraignant le modèle à un niveau de rendement minimum.

D'autres auteurs, comme Tuan & Dao (2021) ont proposé des modèles alternatifs pour optimiser les choix d'un investisseur et lui permettre d'accroître ses rendements ajus-

tés aux risques. Tuan & Dao (2021) utilisent un modèle Mean-CVaR pour optimiser la gestion des risques. Dans cet article, l'auteur a décidé de couvrir une large gamme d'options en utilisant des options à différents niveaux de moneyness et de sélectionner les options en fonction de leurs primes de volatilité. Afin de choisir les options dans leur modèle, Tuan et Dao (2021) utilisent des simulations de Monte Carlo pour générer des scénarios de marché et estimer les rendements futurs et utilisent ensuite des copulas pour capturer les dépendances entre les différents actifs. Pour optimiser leur portefeuille, les auteurs ont décidé de minimiser la mesure de risque CVaR en objectif et de contraindre le modèle à avoir un niveau de rendement défini. Les résultats ont ensuite été testés de manière rétroactive et sur différents échantillons d'actions afin d'assurer la fiabilité de ceux-ci. (Tuan et Dao, 2021).

Ensuite, nous avons Cui et al. (2013) qui proposent des approximations paramétriques de la Value at Risk afin d'optimiser un portefeuille contenant des options. Ils proposent différentes approximations basées sur le delta, le gamma, le skewness et le kurtosis afin de comparer les différents résultats. Les options choisies dans le modèle comportent différentes maturités, prix d'exercice, types et niveaux de moneyness. Les poids des options sont choisis en minimisant la Value at Risk sous des contraintes de rendements, de budgets et de limites sur les quantités maximales et minimales d'options à détenir dans le portefeuille. Les auteurs concluent que les résultats montrent une réduction significative de la Value at Risk et des rendements de portefeuille beaucoup plus stables comparés aux méthodes traditionnelles. (Cui et al., 2013)

Finalement, nous retrouvons Dao (2014) qui cherche à optimiser un portefeuille composé de quatre actifs et de deux calls et deux puts. L'objectif est d'optimiser les rendements ajustés du portefeuille en diversifiant le portefeuille. Afin de définir les poids des options dans le portefeuille, Dao a décidé de se baser sur la Conditional Value at Risk. Des simulations de Monte-Carlo sont utilisées pour déterminer les poids optimaux car ces simulations permettent de prendre en compte différentes conditions de marchés. Le modèle a pour but de minimiser la CVaR et inclut des contraintes qui viennent limiter le nombre maximal et minimal d'options d'actions à intégrer dans le portefeuille. Les résultats de cette étude démontrent que l'intégration des options permet d'améliorer les rendements ajustés aux risques de manière significative et de mieux gérer les risques extrêmes. (Dao, 2014)

En conclusion, les auteurs analysés dans cette section ont choisi de minimiser les risques dans la fonction objective de leur modèle pour des raisons différentes. Premièrement, nous avons Maasar, Roman et Date (2020) qui ont décidé de minimiser les risques en utilisant la mesure CVaR car ils estiment que la protection contre les pertes extrêmes doit être maximisée lorsqu'on intègre des options pour obtenir un niveau de rende-

ment stable en toute circonstance. Deuxièmement, nous avons Tuan et Dao (2021) qui ont décidé d'opter pour la minimisation des risques pour aligner les investissements avec les objectifs à long terme d'un investisseur. Ensuite, nous avons Cui et al. (2013) qui eux aussi ont décidé de faire ce choix afin de faire en sorte que les rendements du portefeuille soient plus stables et prévisibles même dans des situations de marché défavorables. Finalement, nous avons Dao (2014) qui s'est focalisé sur la minimisation des risques car il souhaite gérer de manière prudente ses investissements et se protéger contre les chocs de marché imprévus. En somme, les auteurs ont fait ce choix car leur objectif est d'atteindre un portefeuille qui offre des rendements stables sur le long terme. Bien évidemment ce type de stratégie réduit aussi les gains extrêmes mais permet aux investisseurs de garantir une plus grande stabilité et résilience dans leurs portefeuilles.

3.4 Maximisation des rendements ajustés aux risques

Dans cette troisième et dernière section de la revue de la littérature, nous allons nous intéresser aux auteurs qui ont choisi d'intégrer les options dans leurs portefeuilles de manière à maximiser les rendements ajustés aux risques. Contrairement aux deux approches précédentes qui se concentraient uniquement sur la maximisation des rendements ou la minimisation des risques, cette approche a pour but de trouver un équilibre entre les rendements et les risques dans la fonction objective. Nous analyserons les articles de Jones (2013), Das et Statman (2013), Barro, Consigli et Varun (2022), ainsi que Liu et Pan (2002) de manière à comprendre comment chacun d'eux intègre les options et quels sont les raisons qui les ont poussés à utiliser la maximisation des rendements ajustés aux risques plutôt que les deux autres approches mentionnées précédemment.

Dans un premier temps, Jones (2013) développe que l'utilisation d'options dans un portefeuille permet à un investisseur de se protéger contre les risques de crise mais aussi d'étendre ses possibilités d'investissements. L'auteur explique que l'utilisation accrue de dérivés permet à un portefeuille d'être mieux diversifié et plus efficace. Afin de prouver ce qu'il avance, l'auteur utilise des méthodes quantitatives comme l'analyse en composante principale (def.) et l'absorption ratio (def.). Ces deux méthodes lui permettent de montrer que lors de période de crise, la diversification des portefeuilles d'actifs classique a fortement diminué et que si l'on ajoute des options, la diversification augmente. Pour sélectionner les options à intégrer dans son portefeuille, Jones a décidé d'utiliser l'absorption ratio et la volatilité implicite comme critère. Un absorption ratio plus faible indique une diversification plus élevée et une volatilité implicite plus élevée offre une meilleure couverture, c'est donc ce que Jones favorisera dans ces choix d'options. Afin

d'évaluer l'impact de ces choix, l'auteur utilise des simulations de scénario de marché basées sur des données historiques et optimise son modèle de manière à maximiser les rendements ajustés aux risques (Jones, 2013).

D'autres auteurs, tel que Das et Statman (2013) voient les options comme un moyen d'aider les investisseurs à atteindre des objectifs spécifiques. Chaque investisseur a une aversion pour le risque qui lui est propre et leur étude démontre que les options peuvent permettre d'ajuster ses positions de manière à bien la représenter. Ils développent une approche comportementale qui consiste à diviser son portefeuille en fonction de différents objectifs et attentes (compte mental), et viennent ensuite ajouter des options pour renforcer ces positions. Les poids des options sont choisis de manière à maximiser les rendements en satisfaisant des contraintes de risques. Les auteurs proposent d'utiliser différentes contraintes de risques pour différents comptes mentaux. Concrètement, ils utilisent une contrainte sur la probabilité que le rendement soit inférieur à un seuil H avec une probabilité maximale α . Le niveau du seuil est défini en fonction du compte mental et permet d'adapter ses choix en fonction de chacun d'eux. Ils utilisent un modèle d'optimisation interactif qui vient ajuster les poids en fonction des différents comptes mentaux. L'objectif de son modèle est de venir maximiser l'utilité espérée du portefeuille en fonction des différents comptes mentaux et de leurs risques associés. Ceci signifie que l'auteur vient ajuster sa fonction d'utilité pour chaque compte en fonction de son aversion aux risques pour ce même compte (Das et Statman, 2013).

Barro, Consigli et Varun (2022), quant à eux, développent un modèle de programmation stochastique qui a pour but de prendre en compte les incertitudes quant à la variation des prix des sous-jacents. Leur approche permet à un investisseur d'optimiser ses décisions de manière dynamique en prenant en compte la variabilité du marché pour maximiser les rendements et minimiser les risques. Leur approche consiste à adapter les stratégies d'options de manière continue afin de réagir rapidement aux évolutions du marché. Afin de prendre en compte tous les aspects de l'investissement en options, les auteurs ont décidé de maximiser la valeur finale du portefeuille en prenant en compte un actif sans risque, des actions et des options. Pour ce faire, ils ont décidé de modéliser la valeur du portefeuille comme étant une addition de chacun de ces termes multipliés par leurs poids respectifs. Leur modèle a pour but de maximiser les rendements ajustés aux risques en maximisant la valeur espérée du portefeuille et en prenant en compte les risques mesurés par CVaR. Ils utilisent des simulations de Monte Carlo pour estimer les rendements attendus de leur portefeuille. Finalement, les auteurs utilisent des méthodes de backtesting pour valider leurs résultats et démontrent que les options améliorent de manière significative la gestion des risques et les rendements ajustés aux risques (Barro, Consigli & Varun, 2022).

Finalement, nous avons Liu & Pan (2002) qui s'intéressent aux options comme moyen d'exploiter les risques de volatilité et les sauts de prix. Pour ce faire, les auteurs utilisent un modèle dynamique pour optimiser leurs stratégies d'investissement. Les auteurs utilisent des options à la monnaie pour profiter des risques de volatilité et des options hors de la monnaie pour se protéger contre les risques qu'une action perde de la valeur. Afin de déterminer le nombre d'options à choisir, ils utilisent les données de sensibilité et d'exposition mesurées par delta et gamma. Leur approche consiste à maximiser la couverture de manière équitable entre les risques de volatilité et les risques de sauts de prix. Afin d'optimiser le modèle, l'auteur a décidé de maximiser les rendements ajustés aux risques en ajoutant des contraintes de cash et de liquidité (Liu & Pan, 2002).

Les auteurs examinés dans cette section privilégient la maximisation des rendements ajustés aux risques pour diverses raisons spécifiques. Jones (2013) met en avant l'utilisation d'options pour se protéger contre les risques de crise et améliorer la diversification, en utilisant des méthodes quantitatives comme l'analyse en composante principale et l'absorption ratio pour sélectionner les options les plus efficaces. Das et Statman (2013) adoptent une approche comportementale, divisant les portefeuilles en comptes mentaux et ajustant les positions avec des options pour maximiser l'utilité espérée en fonction des risques spécifiques à chaque compte. Leur choix se base sur l'idée que cette méthode permet de mieux aligner les décisions d'investissement avec les objectifs individuels des investisseurs.

En conclusion, les articles analysés dans cette section utilisent tous la maximisation des rendements ajustés pour intégrer les options dans leur portefeuille de manière différente. Premièrement, nous avons Jones (2013) qui utilise les options dans son modèle pour mieux gérer les risques de son portefeuille mais aussi pour permettre à son portefeuille d'être mieux diversifié. Ensuite, nous avons Das & Statman (2013) qui ont décidé d'opter pour un modèle qui maximise les rendements ajustés aux risques de chaque compte mental différent. Barro, Consigli et Varun (2022), eux, ont choisi de maximiser la valeur finale de leur portefeuille tout en minimisant les risques. Finalement, nous avons Liu & Pan qui ont choisi d'utiliser un modèle qui maximise les rendements ajustés aux risques pour exploiter les risques de volatilité et les sauts de prix. En somme, les auteurs ont décidé d'opter pour la maximisation des rendements ajustés aux risques car ils souhaitent obtenir de meilleures performances globales. Cette approche offre aux investisseurs un moyen d'obtenir des rendements élevés mais aussi de s'offrir une certaine sécurité dans leur investissement.

3.5 Conclusion de la revue de littérature

Cette revue de littérature explore l'intégration des options dans un portefeuille de manière approfondie. L'objectif de cette revue est d'analyser les différentes méthodologies utilisées pour ajouter de manière optimale les options à un portefeuille. Nous avons commencé par aborder la théorie de Markowitz et avons mis en avant ses différentes limites. Ceci nous a permis d'introduire notre sujet et les raisons qui nous ont poussées à proposer un travail dessus.

Pour analyser les différents apports théoriques de manière pertinente, nous avons décidé de diviser notre revue en trois axes différents. Ces trois axes représentent les trois approches principales de modélisation des options dans la gestion de portefeuille. Dans un premier temps, nous avons analysé l'approche de maximisation des rendements, ensuite nous avons analysé l'approche de minimisation des risques pour terminer avec l'approche qui maximise les rendements ajustés aux risques. Nous sommes arrivés à la conclusion que ces trois approches comportent des avantages et des inconvénients. La maximisation des rendements permet à un investisseur de faire des gains significatifs en période de hausse, mais comporte aussi le risque de faire des pertes bien plus importantes que dans les autres approches proposées. La minimisation des risques a démontré qu'elle pouvait permettre à un investisseur de réduire considérablement les risques en cas de crise, mais elle a aussi montré que cela implique des rendements plus faibles. Finalement, la maximisation des rendements ajustés aux risques a montré qu'il est possible d'allier les deux mais à un niveau légèrement plus faible.

En conclusion de cette revue de littérature, nous avons décidé d'utiliser l'approche de maximisation des rendements ajustés aux risques. Ce choix s'explique par le fait que ces stratégies offrent le meilleur compromis entre risque et rendement et que c'est ce qui se rapproche le plus de notre propre vision de l'investissement. Dans notre modélisation, nous aborderons différents points abordés dans cette revue de littérature comme les mesures de risques CVaR et VaR, les simulations de prix et autres pour rester en cohérence avec les apports actuels. Notre objectif à nous sera toutefois quelque peu différent de ceux proposés dans ces recherches. Notre objectif sera d'analyser l'impact des options en comparant un portefeuille composé uniquement d'actions (portefeuille optimisé avec le mean variance) avec ce même portefeuille optimisé mais, cette fois-ci, en intégrant des options. Le modèle sera donc une première fois optimisé selon le mean variance, et les poids optimaux seront enregistrés. Ensuite, nous créerons un modèle pour nos options qui prendra en donnée les poids optimaux obtenus via le mean variance et viendra ajouter les options optimales par rapport à ces poids fixés. L'objectif est de voir comment les options impactent directement le portefeuille en gardant les autres données fixes.

4 Méthodologie

Dans cette section, nous discuterons de la méthodologie utilisée pour obtenir les résultats. Cette section vise à développer chaque hypothèse, les formules mathématiques et les codes utilisés pour obtenir un portefeuille intégrant des produits dérivés.

Tout au long de ce travail, nous utiliserons une base de données de dix actions extraites de l'indice EUROSTOXX. Celle-ci sera composée de dix grosses capitalisations boursières de l'indice et peut être visualisée en annexe dans la **Table 9**. Nous avons décidé de travailler sur ces actions-ci car la probabilité que des options soient disponibles est grande. En effet, bien que les options soient théoriquement disponibles pour chaque action, il est essentiel qu'il y ait une contrepartie prête à vendre ces options. Les grandes entreprises qui ont une forte capitalisation offrent une meilleure liquidité et plus de disponibilités dans les options. Le choix semble donc pertinent pour se rapprocher de la réalité.

Les données ont été extraites sur une base mensuelle des vingt dernières années. L'objectif étant de rebalancer le portefeuille tous les mois, l'utilisation des données mensuelles est d'ordre pratique.

4.1 Portefeuille des Actions

Pour commencer, nous avons construit un portefeuille en calculant les rendements des actions sélectionnées. L'objectif final étant de comparer la rentabilité d'un portefeuille d'actions avec un portefeuille intégrant des options, nous avons commencé par modéliser les rendements de dix actions. Ensuite, nous avons fait une analyse descriptive de chaque action et nous avons créé notre modèle de moyenne variance. Les résultats obtenus sont calculés en terme de Sharpe ratio, et c'est via ce ratio que nous comparerons nos deux modèles.

Pour la création de ce modèle, nous avons suivi le modèle de Markowitz (1952), qui est défini mathématiquement comme suit :

$$\text{Minimisation de la variance du portefeuille : } \min \sigma_p = \sqrt{w^\top \Sigma w}$$

Contraintes :

$$w^\top \mathbf{1} = 1 \quad \text{et} \quad w^\top \mu = R_p$$

Où :

- σ_p est l'écart type du portefeuille.
- w est le vecteur des poids des actions.
- Σ est la matrice de covariance des rendements des actions.
- μ est le vecteur des rendements attendus des actions.
- R_p est le rendement attendu du portefeuille.

Dans le but d'obtenir des résultats pertinents, les résultats ont été calculés de manière out-of-sample en utilisant une fenêtre de dix ans et en rebalançant le portefeuille tous les mois. Le code associé à cette modélisation se trouve en annexe **7.5.4 Modèle moyenne variance**

4.2 Les options et leurs modélisations

L'objectif de ce mémoire est de proposer une manière d'améliorer les résultats du portefeuille grâce aux options en se basant principalement sur la spéculation de l'évolution des prix des options. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser uniquement des options OTM. Celles-ci sont moins coûteuses que les autres et ont des caractéristiques plus optimales pour la spéculation, offrant un effet de levier élevé à moindre coût. En se concentrant sur les options OTM, nous pouvons donc exploiter les mouvements de prix plus importants pour maximiser les rendements, tout en minimisant l'investissement initial. Nous aurons donc des prix d'exercice pour nos Calls qui seront supérieurs au prix du sous-jacent et des prix d'exercice pour nos Puts qui seront inférieurs au prix du sous-jacent. Afin de développer une base de données relativement complète sur les possibilités, nous avons décidé pour chaque période et pour chaque type d'option, de proposer cinq stratégies de prix. De plus, pour chaque type d'option et pour chacune de ces stratégies, nous proposerons quatre maturités différentes. Ceci fait que pour chaque action, une base de données de quarante options a été créée.

Pour chaque action, les différents prix d'exercice ont été déterminés grâce à des intervalles de 5%, 10%, 15%, 20% et 25%. Pour les Calls, nous aurons donc des prix d'exercice supérieurs aux prix de l'actif sous-jacent correspondant aux intervalles. Tandis que pour les Puts, les prix d'exercice seront inférieurs au prix de l'actif sous-jacent de ces mêmes intervalles. Cette stratégie permet de couvrir une large gamme de prix d'exercice pour chaque action.

Afin d'analyser le potentiel de maturité dans les options, nous avons décidé de proposer différentes maturités pour chaque stratégie de prix. L'objectif est d'avoir une base de données qui contiendrait des objectifs potentiels à court, moyen et long terme. Dès lors, les 4 maturités choisies sont 1, 3, 6 et 12 mois. Cette stratégie permet de couvrir les

effets du temps sur les prix et les rendements des options. Ces différentes stratégies sont visualisables en annexe en **Table 10**.

Une fois les différentes stratégies de prix d'exercice et de maturité déterminées, nous sommes passés à l'étape suivante qui nous permet de connaître les primes théoriques de chaque option. En effet, chaque option aura un prix qui lui est propre et calculer ces prix nous permettra de mettre en perspective chaque possibilité que nous avons. Pour calculer les prix de chaque option, nous avons utilisé le modèle de Black-Scholes. Le modèle de Black-Scholes est une formule utilisée pour calculer le prix théorique des options européennes. Ce modèle repose sur plusieurs hypothèses, comme l'efficacité des marchés, une distribution brownienne avec une volatilité constante, ou encore l'absence de frais de transaction et d'impôts. (Black & Scholes, 1973)

Le modèle de Black-Scholes nécessite les données suivantes :

1. Le prix actuel du sous-jacent (S) : Le prix actuel de l'action sur laquelle porte l'option.
2. Le prix d'exercice (K) : Le prix auquel l'option peut être exercée.
3. Le temps à l'échéance (T) : La durée restante avant l'échéance de l'option, exprimée en années.
4. La volatilité (σ) : La mesure de la fluctuation des prix du sous-jacent, exprimée en pourcentage.
5. Le taux d'intérêt sans risque (r) : Le taux de rendement des investissements sans risque, comme les obligations d'État.

La formule de Black-Scholes pour une option Call est :

$$C = SN(d1) - Ke^{-rT}N(d2)$$

où :

$$d1 = \frac{[\ln(S/K) + (r + \sigma^2/2)T]}{\sigma\sqrt{T}}$$

$$d2 = d1 - \sigma\sqrt{T}$$

et $N(x)$ est la fonction de répartition cumulative de la loi normale.

Pour une option Put, la formule est :

$$P = Ke^{-rT}N(-d2) - SN(-d1)$$

Dans ce modèle de Black-Scholes, nous pouvons observer que nous avons déjà défini les données suivantes : S , K et T . Il nous manque maintenant la définition de la volatilité et celle des taux d'intérêt sans risque.

Pour définir la volatilité de chaque action, nous avons deux possibilités. La première option consiste à utiliser la volatilité historique, qui se calcule en prenant la moyenne de la volatilité de notre base de données. La volatilité historique connaît deux avantages : elle est facile à calculer à partir des données passées et elle reflète les fluctuations réelles des prix des actions sur une période donnée. Cependant, elle présente également des inconvénients : elle ne tient pas compte des changements futurs ou des événements de marché récents et elle peut être peu représentative en période de forte instabilité ou de changements soudains dans les conditions du marché. (Corvin, 2023)

La deuxième option consiste à utiliser la volatilité implicite. La volatilité implicite est une estimation de la volatilité future des prix des actions par rapport aux prix des options actuels. La volatilité implicite peut être comprise comme les attentes du marché sur l'évolution de la volatilité du sous-jacent. La volatilité implicite a également des avantages, elle intègre rapidement des informations qui peuvent être clés dans les stratégies des investisseurs. Toutefois, elle a aussi des inconvénients. En effet, elle peut être influencée par des facteurs temporaires ou des anomalies de marché et elle peut parfois être difficile à estimer avec précision. (Tanwar, 2024)

Dans l'objectif de nous rapprocher le plus possible des prix réels des options sur le marché, nous avons décidé d'utiliser la volatilité implicite pour calculer les prix des options. Les données pour les volatilités implicites ont été extraites depuis Bloomberg et correspondent aux volatilités de chaque stratégie d'option. Les volatilités implicites non disponibles ont été remplacées par les volatilités historiques.

En ce qui concerne les taux d'intérêt sans risque, nous avons décidé de prendre les rendements des obligations d'État allemandes à 10 ans. Les rendements des obligations d'État allemandes à 10 ans sont régulièrement utilisés pour refléter les conditions financières dans la zone Euro. Ces taux d'intérêt sans risque ont été extraits depuis FRED.

Maintenant que nous avons calculé les primes des options, nous sommes en mesure de calculer les payoffs pour chaque option. Nous avons décidé de restreindre notre analyse à l'achat d'option car nous pensons que celle-ci pourrait être moins risquée. En effet vendre une option peut mener à des pertes très importantes alors que l'achat d'option réduit le risque de perte au montant de la prime payée. Les payoffs pour l'achat d'options Put et Call sont définis de la manière suivante (Muasya, 2023) :

Pour une option Call :

$$\text{Payoff Call} = \max(0, S - K)$$

Pour une option Put :

$$\text{Payoff Put} = \max(0, K - S)$$

Ensuite, il est important de comprendre comment fonctionnent les payoffs des options. Le payoff des options est composé de deux termes bien distincts. Le premier correspond au budget nécessaire pour acquérir cette option et le second correspond à ce que l'option nous rapporte à maturité. Nous avons décidé de dissocier ces deux parties car celles-ci ne sont pas liées aux mêmes périodes. En effet, le premium doit être payé au temps T , alors que son payoff n'arrivera qu'au moment de l'expiration de l'option. Cette caractéristique spécifique du payoff des options devra être prise en compte dans notre modèle d'optimisation que nous développerons par la suite.

Afin d'intégrer cette temporalité dans notre base de données, deux bases de données ont été créées. La première correspond à l'investissement nécessaire pour obtenir l'option et la seconde au payoff réalisé à l'expiration. Ceci implique que la matrice de payoffs est égale à zéro pour les premières périodes (avant la maturité de la première option choisie) alors que la matrice des primes payées a déjà été affectée depuis la première période.

Finalement, et afin de rester cohérent dans notre objectif de maximisation des rendements ajustés aux risques d'un portefeuille comprenant des actions et des options, nous avons décidé de normaliser les payoffs et les primes des options par rapport aux prix du sous-jacent au temps T . Ceci permet d'avoir une meilleure consistance entre les payoffs des options et les rendements des actions dans notre portefeuille final. Cette méthode a été utilisée pour faire notre analyse descriptive et calculer la moyenne de nos payoffs pour notre optimisation. Néanmoins nous avons aussi utilisé les Payoffs réels pour calculer la valeur du portefeuille à chaque période dans notre optimisation.

Les différentes étapes expliquées précédemment nous permettent donc d'obtenir une base de données comprenant les différentes options et le code associé est repris en annexe **7.5.1 Création des bases de données**. Le nombre de possibilités d'options présentées dans ce travail implique qu'il va falloir faire un choix au préalable des options qui nous intéressent et de celles qui nous intéressent moins. Pour ce faire, une première analyse descriptive des différentes options et des maturités a été réalisée afin de comprendre comment elles réagissent et comment elles peuvent impacter les résultats d'un portefeuille d'actions. Le code associé à l'analyse descriptive se trouve en annexe **7.5.2**

Analyse descriptive. Après l'analyse, et dans le but de simplifier l'optimisation finale, nous avons décidé de faire un choix quant aux options qui seront utilisées.

4.3 Modèle d'optimisation

À la suite de cette analyse descriptive, nous avons sélectionné 24 options à ajouter dans notre base de données. (Veuillez vous référer à la partie résultats et analyse descriptive pour voir comment elles ont été sélectionnées). Comme mentionné dans notre introduction, nous avons décidé de restreindre le modèle d'optimisation finale en imposant à notre modèle que les poids des actions soient déjà définis. Ceci permet de simplifier la modélisation, d'analyser directement l'impact des options sur un même portefeuille mais aussi de créer des stratégies directement liées aux poids investis dans chaque action. Le modèle en version Python se trouve à l'annexe **7.5.5 Modèle d'optimisation avec les options**.

Dans le but d'être le plus clair possible, nous avons décidé de développer ce modèle en plusieurs sections qui permettront, nous en sommes certains, de comprendre son fonctionnement. Dans un premier temps, nous allons nous intéresser aux paramètres et variables utilisés dans ce modèle. Le code utilisé pour construire les différentes bases de données se trouvent en annexe **7.5.3 Creation base de donnée pour l'optimisation** et voici la liste de ces paramètres et variables :

Paramètres

- P_i : Matrice des prix mensuels des actions
- R_{ij} : Matrice des rendements des options
- $Prime_{ij}$: Matrice des primes des options
- $Weight_action$: Matrice des poids des actions
- $Mean_{ij}$: Matrice des rendements moyens sur un an des options (rendement + prime)
- $Strike_{ij}$: Matrice des prix d'exercice des options
- $index_action2$: Matrice des indices des actions liées à chaque option
- s_{dij} : Matrice des écarts-types de chaque action
- $vector_poids_action_option$: Vecteur des poids des actions vs options
- $vector_λ$: Vecteur des valeurs de $λ$ pour la maximisation de l'objectif

Variables

- $weights_t$: Vecteur des poids des options

La plupart des paramètres sont faciles à comprendre mais nous allons développer ceux qui le sont moins.

- **index_action2** : C'est une matrice qui contient des informations quant à l'action à laquelle est liée une option. En effet, chaque option est basée sur une action et cette matrice a pour but de permettre au modèle d'identifier facilement à quelle action l'option est liée.
- **vector_poids_action_option** : C'est une matrice utilisée pour tester différentes pondérations entre action et option. Cette matrice nous permettra d'évaluer les impacts d'un investissement plus ou moins important en options.
- **vector_λ** : Ce vecteur a pour but d'évaluer l'impact de notre mesure de risque sur notre modèle.

Maintenant que chaque paramètre est correctement compris, nous allons nous intéresser au modèle en lui-même et décortiquer chaque partie afin de bien comprendre ce qui a été fait. Le modèle est formulé de la manière suivante :

Objectif :

$$\text{Max} \left(\sum (\text{Mean}_{ij} \times \text{weights}_t) - \lambda \times \text{CVaR} \right) \quad (1)$$

Contraintes :

Simulation de Monte Carlo :

$$\text{price_paths}_t = \text{current_price} \times \exp((\mu - 0.5 \times \sigma^2) \times dt + \sigma \times \sqrt{dt} \times z) \quad (2)$$

Calcul des Payoffs des Options :

- Pour les options put :

$$\text{payoff_put} = \max(\text{strike_price} - \text{simulated_prices}, 0) \quad (3)$$

- Pour les options call :

$$\text{payoff_call} = \max(\text{simulated_prices} - \text{strike_price}, 0) \quad (4)$$

Valeurs du Portefeuille :

1. Coût des options :

$$\text{Cost}_t = \sum_{j=1}^{24} (w_j \cdot \text{Valeur portefeuille}_t) \quad (5)$$

2. Gain des options :

$$\text{Gain}_t = \sum_{j=1}^{24} \left(\text{Raction}_{t,j} \cdot \left(\frac{V_{\text{port}_t} \cdot w_{t-\text{mat}_j}}{\text{Prime}_{t-\text{mat}_j}} \right) \right) \quad (6)$$

3. Rendements des actions :

$$\text{Rend}_t = \sum_{j=1}^{10} \text{Weigh action}_{j,t} \cdot \text{Roption}_t \quad (7)$$

4. Valeur des actions :

$$V_{\text{act}_t} = V_{\text{act}_t} \cdot (1 + \text{Rend}_{t-1}) \quad (8)$$

5. Budget disponible pour les options :

$$\text{Budget}_{t+1} = \text{Budget}_t + \text{Gain}_{t+1} - \text{Perte}_{t+1} \quad (9)$$

6. Valeur totale du portefeuille :

$$V_{\text{port}_{t+1}} = V_{\text{port}_t} + (V_{\text{act}_{t+1}} - V_{\text{act}_t}) + \text{Gain}_{t+1} - \text{Perte}_{t+1} \quad (10)$$

7. Reinvestissement Conditionnel :

$$\text{if } \text{Budget}_t \geq \text{Budget}_0 : \quad (11)$$

$$\text{Reinvest} = \text{Budget}_t - \text{Budget}_0 \quad (12)$$

$$V_{\text{act}_t+} = \text{Reinvest} \quad (13)$$

$$\text{Budget}_t- = \text{Reinvest} \quad (14)$$

Nous allons commencer par définir la fonction objective et les termes qui la composent. La fonction objective a pour but de maximiser les rendements définis comme étant la somme d'une multiplication entre les poids des options et leurs rendements moyens sur un an tout en retirant un facteur de risque mesuré par CVaR et pondéré par lambda. La fonction de rendement a été modélisée en prenant les rendements historiques des

options pour deux raisons. La première est que prendre les rendements historiques des options permet de prendre en compte les options qui ont tendance à mieux performer dans le portefeuille. Et la deuxième est que les options OTM ont des rendements peu probables ce qui fait que généralement les investisseurs vont perdre leur prime et donc que simuler des scénarios de marché pour évaluer les rendements moyens peut venir impacter négativement les résultats finaux.

Pour ce qui est de la prise en compte du risque de notre portefeuille dans la fonction objective, nous avons décidé d'utiliser la mesure de risque CVaR. Afin de bien voir l'impact de cette mesure sur les rendements du portefeuille en terme de Sharpe ratio, nous avons décidé de multiplier cette mesure de risque par plusieurs facteurs λ différents pour représenter différents niveaux d'aversion pour le risque. La mesure CVaR a été appliquée sur un ensemble de simulations de Monte Carlo pour capturer le risque en fonction de différents scénarios de marché. Concrètement, nous avons simulé les prix des actions en fonction de leurs données historiques pour ensuite calculer les rendements des actions et des options. L'objectif est de voir quel serait le résultat de notre portefeuille dans un an si nous investissions dans telle ou telle option. En prenant les simulations au temps de la maturité de l'option, nous sommes en mesure de voir quel serait le rendement de l'option à maturité et donc de calculer les rendements totaux du portefeuille. Ceci nous permet de calculer la VaR de notre portefeuille en fonction des poids sélectionnés par notre modèle et d'ensuite calculer la CVaR que nous utiliserons dans notre fonction objective.

Un autre point à aborder sur notre modèle d'optimisation est la façon dont nous définissons les poids entre option et action. De notre point de vue, les poids associés aux options doivent être très petits et ce parce que nous utilisons des options OTM. En effet, ce type d'option ayant une probabilité de réussite faible, nous allons dans la majorité des cas perdre notre investissement et dans certains cas faire des bénéfices élevés. Il est donc important que les poids des options soient faibles, car ce poids représente une perte nette importante. Afin de prendre cet élément en compte, nous avons décidé d'utiliser un montant fixe à investir qui serait le même pour chaque période. Afin de définir ce montant fixe optimal, nous avons testé plusieurs valeurs grâce à notre vecteur : « `vector_poids_action_option` ». Afin de se rapprocher de la réalité, nous avons décidé de créer un compte de réserve qui constitue les fonds disponibles pour investir en option. Le montant initial de ce compte correspond aux fonds nécessaires pour investir pendant 2 ans en option sans aucune rente et évolue en fonction des gains et dépenses de chaque période. Lorsque ce compte dépasse le montant nécessaire pour investir pendant deux ans sans gains, nous avons décidé de réinvestir ce surplus dans les actions.

Finalement, vous trouverez une partie dans notre modèle qui permet de déterminer la

valeur du portefeuille au temps t . Les options ayant des fonctions de payoff particulières, nous avons divisé les résultats de notre portefeuille en deux parties : valeur du portefeuille en action et valeur du portefeuille en option. La partie action est calculée en multipliant la valeur du portefeuille au temps $t-1$ par les rendements au temps t . Pour les options, nous avons défini une partie qui correspond aux dépenses liées à l'achat d'option et une autre partie qui correspond aux payoffs des options. Le payoff des options correspond au rendement de l'option multiplié par le nombre d'options achetées avec le montant investi au temps t -la maturité.

5 Résultats

5.1 Analyse descriptive individuelle

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser à l'analyse descriptive des différentes actions afin de mieux comprendre comment les actions impactent de manière individuelle le portefeuille. Cette analyse a pour but de comprendre les distributions des différentes actions et d'avoir une première vision sur les risques associés à chaque action. Pour ce faire, nous avons décidé d'analyser ensemble les 10 actions de notre portefeuille pour comparer les rendements moyens, médians, l'écart type, la variance, le skewness, le kurtosis et la normalité des rendements. Une petite section est dédiée à chaque statistique et nous nous focaliserons uniquement sur les valeurs basses et hautes dans notre analyse. Veuillez vous référer à la **Table 1** pour visualiser le tableau complet des résultats et la **Figure 5** pour visualiser les rendements en Boxplot.

Stock	Mean	Median	Std Dev	Variance	Skewness	Kurtosis	Shapiro_W_p
ASML	0.01673747	0.01834209	0.0821204	0.00675185	-0.3740261	1.117173	3.009589e-02
L'OREAL	0.00967341	0.00753805	0.0579348	0.00270494	-0.4042628	1.124702	1.059474e-03
LVMH	0.01212537	0.01664250	0.0659864	0.00435304	-0.141168	0.5381962	1.185100e-01
SAP	0.00749763	0.00690813	0.0660403	0.00326624	-0.178548	2.678556	2.042784e-01
SIEMENS	0.0060608	0.00773609	0.0569702	0.00326732	-0.534475	2.718364	1.994268e-01
TOTAL	0.0068689	0.00755290	0.0570094	0.00323224	-0.394071	0.7124266	1.257639e-01
SANOFI	0.00531895	0.00656240	0.0607996	0.00369616	-0.5202447	0.7287042	2.906286e-01
AIR LIQUIDE	0.00832445	0.02051116	0.0785318	0.00618726	-2.141194	5.577397	2.36700e-10
ALLIANZ	0.01116079	0.01749116	0.0685812	0.00470332	-0.4779827	0.5613971	1.630253e-02
SCHNEIDER	0.01116079	0.01749116	0.0685812	0.00470332	-0.4779827	0.5613971	1.630253e-02

TABLE 1 – Analyse descriptive des actions

Nous avons décidé commencer par analyser les rendements mensuels moyens de chaque action pour voir les actions qui performant le mieux et celles qui performant le moins bien. Nous pouvons voir qu'ASML est l'action qui possède le rendement moyen le plus élevé avec 1,68% par mois et qu'elle est suivie de LVMH avec 1,21%. Ces deux actions sont donc celles qui ont rapporté en moyenne le meilleur rendement sur les 20 dernières années. D'un autre côté, nous pouvons voir que Sanofi est l'action qui performe le moins bien avec un rendement mensuel moyen de 0,53%. De manière générale, les médianes sont proches des moyennes, ce qui signifie que les distributions sont relativement symétriques. Néanmoins, si l'on regarde la p-valeur associée au test de Shapiro, nous pouvons voir que la grande majorité des actions rejette l'hypothèse nulle que leur distribution est normale.

Ensuite, nous avons décidé de regarder l'écart type et la variance afin d'analyser la volatilité des rendements de chaque action. Les actions les plus volatiles sont celles qui présentent le risque le plus élevé et celles qui le sont le moins sont les plus sûres. Celles qui montrent la plus grande volatilité sont les actions ASML et Allianz avec un écart

type de 8,22% et 7,82% et une variance de 0,00676 et 0,0061 respectivement. À l'opposé, nous pouvons voir que l'action l'Oréal est celle qui montre la plus petite volatilité avec un écart type de 5,17% et une variance de 0,00268.

Lorsque nous analysons le coefficient de skewness (asymétrie), nous remarquons que la plupart des distributions des rendements sont légèrement asymétriques. Nous pouvons aussi remarquer que la plupart des actions présentent un skewness négatif ce qui indique une asymétrie vers la gauche et donc indique que les rendements négatifs extrêmes sont plus fréquents. En terme de kurtosis (aplatissement), nous remarquons que Air liquide et Siemens sont les actions qui ont les valeurs les plus élevées ce qui indique que leurs rendements possèdent une queue plus lourde comparé au rendement distribué de manière normale.

En conclusion, nous pouvons voir que notre portefeuille contient des actions avec des distributions de rendement fort différentes. Nous pouvons voir que nous avons des actions qui présentent des rendements élevés et une grande volatilité mais aussi des actions qui ont des rendements moins élevés et une volatilité plus faible. Cette analyse descriptive nous sera utile pour faire des choix entre les différentes options à intégrer dans notre modèle d'optimisation finale.

5.2 Analyse descriptive du portefeuille

Dans un second temps, comme énoncé dans la méthodologie, nous avons utilisé le modèle de moyenne variance de Markowitz pour optimiser notre portefeuille d'action. Dans cette section nous analyserons le portefeuille dans sa globalité ainsi que les résultats obtenus par notre modèle en out of sample. Étant donné que l'optimisation de ce modèle servira de point de comparaison avec notre modèle composé d'options mais aussi de base pour construire celui-ci, il nous a semblé important d'analyser les résultats de manière approfondie.

Premièrement, nous avons analysé le portefeuille dans sa globalité afin d'analyser son comportement. Commencer par examiner la matrice de covariance du portefeuille nous a semblé être un bon point de départ. La matrice de covariance reprise dans les annexes en **Figure 6** montre des corrélations positives comprises entre 0,24 et 0,68 avec une grande majorité d'entre elles comprises entre 0,40 et 0,55. La matrice de corrélation révèle donc des relations variées entre les différentes actions, qu'il faut absolument prendre en compte pour diversifier de manière optimale le portefeuille. Les corrélations élevées entre certaines actions doivent être prises en compte car celles-ci ont tendance à augmenter le risque du portefeuille si elles ne sont pas prises en compte correctement. Les corrélations plus petites doivent elles aussi être prises en compte car à l'inverse

celles-ci permettent d'augmenter la diversification dans le portefeuille.

Ensuite nous avons analysé les résultats obtenus par notre modèle «moyenne variance» dans le but de pouvoir le comparer avec notre modèle comprenant les options. Pour analyser les résultats nous avons décidé d'analyser plusieurs métriques différentes qui nous permettront de voir les avantages et inconvénients de chaque modèle. Les métriques que nous avons décidé d'utiliser sont les rendements annualisés moyens, la volatilité annualisée et le Sharpe ratio annualisé. Les résultats obtenus peuvent être retrouvés en **Table 2** ci-dessous.

Moyenne	Écart type	Ratio de Sharpe
0.3147933	0.2133019	1.475811

TABLE 2 – Résultats des métriques pour le modèle de moyenne variance

5.3 Analyse des options

La première partie des résultats étant maintenant connue, il est grand temps de s'intéresser aux options et aux résultats de notre modèle composé d'actions et d'options. Dans un premier temps nous avons décidé de faire une analyse descriptive de nos options en fonction de différents axes. Etant donné que nous avons utilisé des caractéristiques différentes pour chaque option, il nous a semblé important de visualiser l'impact de ces stratégies sur les rendements historiques ainsi que les primes des options. Pour ce faire nous avons décidé d'analyser les options en fonction de leur prix d'exercice (indépendamment de l'action et de la maturité), en fonction de leur maturité (indépendamment de l'action et du prix d'exercice) et en fonction de leur prix d'exercice et de la maturité (indépendamment de l'action). Cette analyse nous permettra de voir les impacts de chaque critère choisi sur les rendements d'un portefeuille (payoff - prime) et sur les primes.

5.3.1 Prix d'exercice

L'analyse des options en fonction de leur stratégie de prix d'exercice montre plusieurs éléments intéressants qu'il est possible de visualiser en tableau dans les **Table 3** et **Table 4** et en boxplot dans les annexes en **Figure 7** et **Figure 8**. Comme présenté dans la méthodologie, nous avons étudié 10 stratégies de prix d'exercice spécifique basées sur le prix de l'actif sous-jacent (Veuillez vous référer à la **Table 9** en Annexe) et notre objectif dans cette section est d'identifier les tendances et performances de chacune d'elle.

Option.strategie	Mean	Median	Std_Dev	Variance
1.05	0.002974050	-0.011844295	0.07044526	0.0054827002
1.10	0.001498649	-0.006586128	0.02869857	0.0035947713
1.15	-0.000389955	-0.004504843	0.05282937	0.0027909807
1.20	-0.000628030	-0.002878235	0.04302922	0.0018866961
1.25	-0.001811702	-0.01697755	0.03621966	0.0013118346
0.95	-0.010841495	-0.02669447	0.06821355	0.004651307
0.90	-0.018831554	-0.01693276	0.05438753	0.0029908038
0.85	-0.008571251	-0.008644247	0.04286790	0.0018376655
0.80	-0.007469721	-0.005840643	0.03341510	0.0011117918
0.75	-0.004606928	-0.002450642	0.02557989	0.0006543306

TABLE 3 – Analyse descriptive des Payoffs des options par stratégie de prix d'exercice

Option.strategie	Mean	Median	Std_Dev	Variance
1.05	-0.04455522	-0.037179844	0.03304853	0.0010922052
1.10	-0.02967883	-0.021381561	0.02981287	0.00088832590
1.15	-0.02101908	-0.01141700	0.02532076	0.0006414111
1.20	-0.01430483	-0.001066773	0.01919158	0.0003694711
1.25	-0.0103079	-0.003909340	0.0167974	0.000281507
0.95	-0.03822791	-0.033322911	0.02681347	0.000718620
0.90	-0.02602558	-0.024045005	0.02291771	0.000522216
0.85	-0.01600282	-0.010218573	0.01800768	0.000324766
0.80	-0.01122335	-0.006691924	0.0152509	0.000232563
0.75	-0.00723931	-0.002746883	0.01132262	0.000128016

TABLE 4 – Analyse descriptive des Primes des options par stratégie de prix d'exercice

Premièrement, nous pouvons observer que les options d'achats ont tendance à montrer des rendements moyens décroissants au fur et à mesure que le prix d'exercice augmente et que les options avec les prix moyens les plus élevés sont celles qui ont la plus grande volatilité. Ceci signifie que les options d'achat avec un prix d'exercice plus proche du prix de l'actif sous-jacent sont celles qui ont une plus grande sensibilité aux fluctuations des prix de l'actif sous-jacent (delta plus élevé) et qui offrent donc un plus grand potentiel de gain au détriment d'une plus grande volatilité. En ce qui concerne l'impact des prix d'exercice sur les primes payées pour une option d'achat, nous pouvons observer que celles-ci ont tendance à diminuer à mesure que le prix d'exercice augmente. Ceci implique qu'une option plus proche du prix d'exercice coûtera plus cher, ce qui semble logique étant donné que celle-ci a une probabilité plus élevée d'être rentable.

Deuxièmement, nous pouvons observer que contrairement aux options d'achat, les options de ventes ont des rendements moyens majoritairement négatifs qui ont tendance à augmenter à mesure que le prix d'exercice s'éloigne du prix de l'actif sous-jacent. Cette tendance s'explique par le fait que les données historiques utilisées pour calculer les rendements des options reflètent un marché haussier ou les actifs sous-jacent augmentent à

mesure que le temps s'écoule. En revanche, lorsque nous regardons la volatilité des rendements des options de vente, nous observons une tendance similaire à celle des options d'achats qui est que la volatilité augmente au fur et à mesure que le prix d'exercice se rapproche du prix de l'actif sous-jacent. En ce qui concerne les primes payées, nous pouvons voir qu'elles sont plus grandes lorsque le prix d'exercice est proche de celui de l'actif sous-jacent.

Finalement, l'analyse des boxplots des rendements mensuels et des primes en fonction des prix d'exercices montre des différences significatives entre les options d'achats et les options de ventes. En terme de rendement, nous pouvons voir que les options d'achat présentent des rendements supérieurs à ceux des options de vente (généralement négatifs) pour un même niveau de prix d'exercice (5%,10%,...). Nous pouvons aussi voir que la volatilité des rendements pour les options de ventes avec des stratégies de prix d'exercice de 0.95 et 0.9 est plus grande que celle des options d'achats pour un niveau équivalent et que cette dynamique s'inverse pour les niveaux plus élevés. En terme de primes payées, nous pouvons observer que pour un même niveau de prix d'exercice, les options d'achats demandent un investissement plus élevé que les options de ventes. Bien que ce résultat soit prévisible vu les données historiques utilisées, ceci nous montre que les options d'achats sont particulièrement attractives pour les investisseurs cherchant à maximiser leurs gains et que les options de ventes servent principalement à la protection contre les baisses de marchés bien qu'elles renvoient majoritairement des rendements négatifs.

En conclusion, nous pouvons remarquer que certaines stratégies d'exercice sont plus intéressantes que d'autres dans le cadre de notre recherche qui vise à maximiser les rendements ajustés aux risques. D'après notre analyse nous avons décidé de garder pour les options de ventes les stratégies de prix d'exercice comprises entre 0.85 et 0.75 et pour les options d'achats les stratégies de prix d'exercice comprises entre 1.05 et 1.15. Ces choix nous permettent de réduire les possibilités tout en gardant de multiples possibilités de combinaisons d'options.

5.3.2 Maturité

L'analyse des options en fonction des différentes maturités montrent elles aussi des éléments intéressants. Étant donné que les stratégies de prix d'exercice impactent grandement les rendements des options, nous avons décidé d'utiliser cette analyse uniquement pour visualiser les impacts des maturités sur les primes à payer. Il est possible de visualiser les informations en **Table 5** et en boxplot dans les annexes en **Figure 8**. Comme mentionné dans la méthodologie, nous avons décidé de proposer quatre maturités différentes pour nos options qui sont 1 mois, 3 mois, 6 mois et 12 mois. D'après les résultats

obtenus, nous pouvons voir que plus la maturité des options est longue, plus le prix demandé pour cette option devient élevé. Ceci s'explique par le fait que le prix du sous-jacent est susceptible de ne plus évoluer sur une période plus longue. On remarque aussi que plus la maturité est élevée, plus le prix demandé pour les différentes options est volatil (la volatilité de l'action elle-même a plus d'impact sur la prime). Au final, cette analyse n'est pas suffisante pour faire un choix entre les différentes maturités mais nous permet déjà d'avoir un premier aperçu.

Maturity	Mean	Median	Std_Dev	Variance
1M	-0.00405247	-0.001035894	0.006976265	4.86627e-05
3M	-0.01250855	-0.007458395	0.014197026	2.015556e-04
6M	-0.02508796	-0.019550425	0.021499166	6.22141e-04
12M	-0.04666302	-0.041281917	0.030178385	9.107349e-04

TABLE 5 – Analyse descriptive des options par maturité

5.3.3 Maturité et Prix d'exercice

Afin d'approfondir les analyses des deux sections précédentes, nous avons décidé d'analyser les options en fonction de leur prix d'exercice et de leur maturité indépendamment de l'action à laquelle elles se rapportent. À nouveau, nous nous intéresserons à l'impact de ces stratégies sur les rendements moyens et les primes à payer. Les résultats obtenus se trouvent en annexe **Table 10**. Dans cette section, notre objectif sera de nous concentrer sur l'analyse des stratégies de prix d'exercice sélectionnés dans notre première analyse (prix d'exercice de 1.05, 1.10 et 1.15 pour les options d'achats, 0.75, 0.80 et 0.85 pour les options de vente) et d'observer l'impact direct des différentes maturités sur celles-ci.

Dans un premier temps, nous allons nous intéresser aux options d'achat. Nous pouvons voir que les trois stratégies retenues ont des tendances similaires en terme de moyenne et d'écart type. En effet, nous remarquons que les rendements ont tendance à augmenter à mesure que les maturités augmentent et cette même tendance est constatée pour l'écart type. Néanmoins, nous pouvons aussi voir que les médianes ont tendance à être plus petites à mesure que les maturités augmentent. Ceci signifie que malgré des moyennes plus élevées, une proportion élevée des rendements est plus négative que celles qui ont des rendements moyens plus faibles.

Dans un second temps, nous allons analyser les options de vente présélectionnées. Nous pouvons voir que les rendements moyens de ces options ont tendance à diminuer à mesure que la maturité augmente et ceci s'explique certainement par le fait que la prime augmente à mesure que les maturités augmentent. Tout comme les options d'achats,

nous pouvons voir que l'écart type a tendance à augmenter lorsque la maturité augmente et que dès lors les médianes deviennent de plus en plus négatives.

Ensuite, lorsqu'on compare les options d'achat aux options de vente, nous pouvons voir que les options d'achat coûtent plus cher que les options de vente pour une maturité équivalente. Sachant cela, nous comprenons maintenant qu'il est important de choisir les options de manière judicieuse en combinant les maturités et stratégies de prix d'exercice afin de proposer une stratégie qui ne soit pas trop coûteuse et qui apporte des rendements significatifs.

En conclusion, pour les options d'achats, nous avons vu que les rendements moyens augmentent avec la maturité mais que cette augmentation s'accompagne d'une volatilité plus élevée et d'une médiane plus négative. Nous avons aussi vu que les options d'achat avec des maturités plus élevées coûtent plus cher et que les options d'achat coûtent plus cher que les options de vente. Pour ce qui est des options de vente, nous remarquons que les rendements moyens diminuent avec la maturité, que la volatilité augmente avec la maturité et que la médiane devient de plus en plus négative lorsque les maturités augmentent. Toutes ces informations nous ont aidées à faire un choix en lien avec nos objectifs, et bien que celui-ci ne soit pas exhaustif, nous pensons qu'il soit en cohérence avec nos objectifs de rendements ajustés aux risques.

Notre choix final d'options à intégrer dans notre modèle est le suivant :

1. Pour les options d'achat, nous avons décidé de sélectionner les options avec les stratégies de prix d'exercice 1.05, 1.10 et 1.15 pour les maturités 6 mois et 12 mois. Bien que ces maturités et stratégies de prix d'exercice soient celles qui coûtent les plus chers et sont les plus volatiles, nous pensons que ce sont celles qui nous permettront d'atteindre les meilleurs niveaux de rendements.
2. Pour les options de vente, nous avons décidé de sélectionner les options avec les stratégies de prix d'exercice 0.75, 0.80 et 0.85 pour les maturités 1 mois et 3 mois. D'après les résultats que nous avons obtenus, nous pensons que ce sont les options qui nous permettront de protéger notre portefeuille de manière à ne pas devoir trop investir.
3. Grâce à notre analyse descriptive des actions nous avons décidé de nous concentrer sur les options liées aux actions ASML et ALLIANZ. Nous avons fait ce choix car ce sont les actions qui ont les volatilités les plus élevées et que ce sont donc celles qui ont le plus de chance de finir In the Money.

Type d'Option	Stratégie de Prix d'Exercice	Maturité	Remarques
Options d'achat	1.05, 1.10, 1.15	6 mois, 12 mois	Coût et volatilité élevés, rendements potentiels élevés
Options de vente	0.75, 0.80, 0.85	1 mois, 3 mois	Protection du portefeuille, faible investissement
Actions Ciblées			ASML, ALLIANZ (volatilités élevées, chances élevées de finir In the Money)

Ceci nous laisse donc avec une base de données composée de 10 actions, 12 options d'achats et 12 options de ventes.

5.4 Résultat modèle d'optimisation

Dans cette section nous discuterons des résultats obtenus par notre modèle contenant des options pour pouvoir les comparer dans la section suivante avec notre modèle initial de moyenne variance. Afin d'aborder les résultats de manière claire nous avons décidé de diviser cette partie en plusieurs sections. Dans un premier temps nous développerons la méthodologie utilisée pour déterminer les paramètres optimaux comme λ et le montant investi en option. Ensuite nous analyserons les résultats obtenus pour ces paramètres optimaux en terme de moyenne, d'écart type et de sharpe ratio et nous terminerons par une analyse des choix du modèle pour comprendre les impacts de ces choix pour investisseur.

Afin de faire un choix quant aux différents paramètres laissés libres, nous avons décidé de tester chacun d'entre eux pour voir les impacts qu'ils ont sur les performances de notre portefeuille. Pour ce qui est du vecteur qui détermine les montants optimaux à investir dans les options nous avons remarqué plusieurs aspects intéressants. Premièrement, investir dans les options peut s'avérer très coûteux et avoir un impact considérable sur les fonds d'un investisseur. Ensuite, nous avons remarqué qu'au plus le montant investi chaque mois est élevé, au plus les rendements en terme de Sharpe ratio diminuent. Après avoir testé plusieurs paramètres nous avons décidé d'investir 2% de notre capital initial à chaque période car c'est celui qui nous donne le meilleur résultat en terme de sharpe ratio. Nous avons ensuite décidé de tester différentes valeurs pour λ afin de voir l'impact que la CVaR a sur les rendements du portefeuille. Bien que nous remarquons que le sharpe ratio a tendance à diminuer à mesure que λ augmente, ceci n'est pas toujours vrai et c'est pourquoi nous avons décidé de garder trois valeurs de λ

pour analyser nos résultats de manière plus approfondie. Etant donné que le vecteur λ peut être vu comme l'aversion aux risques d'un investisseur nous pensons que ceci nous permettra d'analyser différents comportements. Les paramètres finaux de notre modèle d'optimisation sont visibles en **Table 6**

Paramètre	Valeur Optimale
Pourcentage d'investissement en options	2% du montant total investi
Facteurs d'aversion pour le risque (λ)	0, 0.5, 1

TABLE 6 – Paramètres optimaux choisis pour le modèle

Comme nous pouvons le voir en **Table 7**, les résultats montrent une grande variabilité en fonction du paramètre λ . Dans un premier temps, nous pouvons voir que $\lambda = 0$ donne les meilleurs résultats en terme de sharpe ratio avec 1.6818. Ensuite, nous pouvons voir qu'un λ moyen donne des résultats inférieurs en terme de moyenne et de sharpe ratio mais une volatilité légèrement plus faible. Finalement, lorsque nous analysons les résultats obtenus pour une prise en compte totale de la CVaR nous remarquons que le ratio de sharpe est encore plus faible. Lorsqu'on regarde plus en profondeur, nous pouvons voir que les rendements moyens ainsi que la volatilité augmentent légèrement par rapport à ceux d'un λ moyen. Ce résultat semble contre intuitif car nous aurions tendance à penser qu'une prise en compte totale de la CVaR viendrait diminuer la volatilité. Dans le paragraphe suivant nous analyserons plus en profondeur les résultats afin de voir si nous trouvons une explication à ce comportement. De manière générale, les résultats suggèrent que la prise en compte de la CVaR impacte négativement les rendements ajustés aux risques et que sa non prise en compte favorise plus les rendements élevés qu'elle n'impacte négativement le risque du portefeuille.

Paramètre	$\lambda = 0.0$	Lambda = 0.5	Lambda = 1.0
Ratio de Sharpe	1.6818	1.5574	1.4149
Volatilité	0.2377	0.2281	0.2578
Rendement Moyen	0.3998	0.3552	0.3648

TABLE 7 – Résultats des ratios de Sharpe, volatilités et rendements moyens pour les différentes valeurs de lambda

Nous allons maintenant passer à une analyse plus détaillée de nos résultats afin de comprendre les choix faits par le modèle. Pour ce faire, nous avons décidé de calculer la somme des poids attribués à chaque option sur toutes les périodes, puis de les ramener en pourcentage pour avoir une bonne visualisation. De cette façon nous sommes en mesure de comparer nos trois niveaux de λ . Toute cette partie se base sur les choix des options faites par notre modèle que vous retrouverez dans les annexes en **Table 10**.

Dans un premier temps, nous avons voulu voir si le facteur λ a un impact sur les choix des options en fonction de leur action. Pour rappel notre portefeuille comporte douze options liées à l'action ASML et douze options liées à l'action ALLIANZ. Nous pouvons voir dans la **Figure 1** que notre modèle choisit de moins en moins d'option ASML à mesure que le facteur λ augmente. Ceci s'explique par le fait que la volatilité de l'action ASML est légèrement plus élevée que celle d'ALLIANZ. En effet la CVaR est calculée à partir de simulations de Monte Carlo qui prennent en compte la volatilité des prix des actions. Une volatilité plus élevée aura pour impact d'augmenter la CVaR et notre modèle prend cela en compte en diminuant l'investissement dans les options liées à l'action la plus volatile.

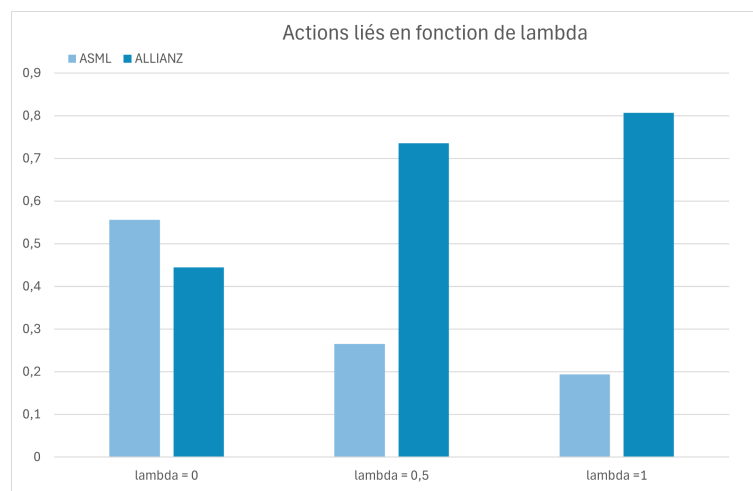


FIGURE 1 – Actions liés en fonction de lambda

Dans un second temps, nous avons décidé de nous intéresser à la manière dont notre modèle choisit entre option d'achat et option de vente en fonction du facteur λ . Comme nous pouvons le voir dans la **Figure 2** notre modèle avec le facteur $\lambda = 0$ ne choisit aucune option de vente. Ceci est assez logique vu notre échantillon de données qui a tendance à voir les prix de ses actions augmenter. Ensuite nous pouvons voir que lorsque λ augmente, la quantité d'options de vente augmente. Ceci traduit bien l'intuition qu'un investisseur ayant une aversion pour le risque plus élevé aura tendance à venir plus protéger son portefeuille avec des options de ventes.

Ensuite, nous avons décidé de nous intéresser à l'impact de notre facteur λ sur les choix des maturités des options. Comme nous pouvons le voir dans la **Figure 3** nous n'avons jamais sélectionné des options de vente avec des maturités 1 mois, ce qui s'explique par le fait que la probabilité que l'option termine dans la monnaie avec une maturité 1 mois est très faible. Pour ce qui est des options d'achat nous pouvons remarquer que les maturités douze mois sont de moins en moins choisies quand λ augmente. Ceci peut s'expliquer par le fait que les options à maturité plus grande sont plus chères et que la

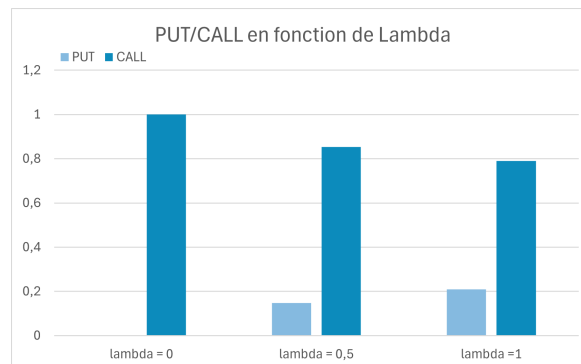


FIGURE 2 – PUT/CALL en fonction de Lambda

CVaR vient restreindre l'investissement dans certaines options long terme.

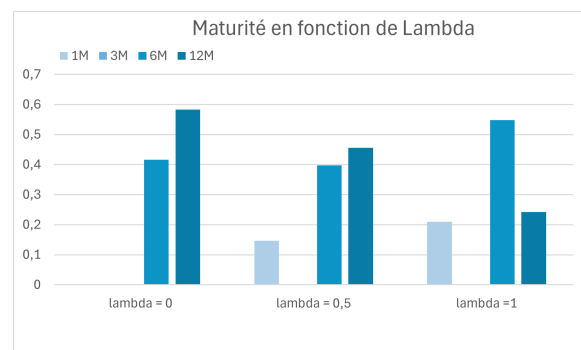


FIGURE 3 – Maturité en fonction de Lambda

Finalement nous avons décidé d'analyser les stratégies de prix d'exercice choisies par notre en fonction des différentes valeurs de λ . Comme nous pouvons le voir dans la **Figure 4**, seule la stratégie 0.75 a été choisie pour les options de ventes. Ceci s'explique par le fait que les options de vente ont pour but de protéger le portefeuille ce qui fait que le modèle va venir prendre les options de vente qui lui coûtent le moins cher. Ensuite nous pouvons voir que le modèle choisit majoritairement les options d'achat avec les stratégies les plus éloignées du prix de l'actif sous-jacent et que cette tendance s'accroît à mesure que λ augmente.

En conclusion, nous pouvons remarquer que notre modèle d'optimisation semble bien fonctionner et que ces résultats sont encourageants. En effet, les résultats obtenus montrent des sharpe ratio élevés qui diminuent à mesure que l'aversion pour le risque d'un investisseur augmente. Ceci suggère que l'utilisation de la CVaR dans la fonction objective puisse réduire les rendements ajustés aux risques mais aussi permettre de se protéger contre les risques extrêmes. Ainsi notre modèle d'optimisation propose une manière innovante d'intégrer des options "Out of the Money" dans un portefeuille tout en offrant la possibilité à un investisseur d'adapter le modèle en fonction de son aversion pour les risques.

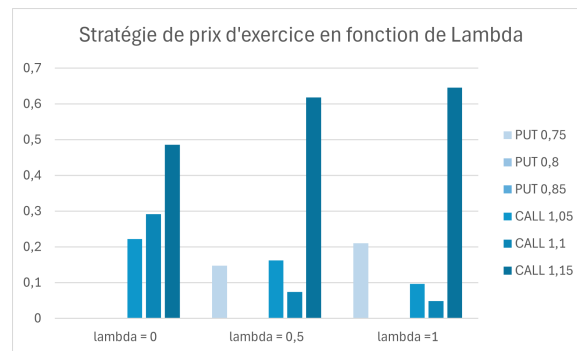


FIGURE 4 – Stratégie de prix d'exercice en fonction de Lambda

5.5 Comparaison des résultats avec le modèle moyenne variance

Maintenant que nous avons les résultats de notre portefeuille intégrant des options, nous sommes en mesure de comparer les résultats avec le modèle moyenne variance. Les résultats obtenus sont repris dans la **Table 8** :

Paramètre	$\lambda = 0.0$	$\lambda = 0.5$	$\lambda = 1.0$	Modèle de moyenne variance
Ratio de Sharpe	1.6818	1.5574	1.4149	1.4758
Volatilité	0.2377	0.2281	0.2578	0.2133
Rendement Moyen	0.3998	0.3552	0.3648	0.3148

TABLE 8 – Comparaison des résultats des ratios de Sharpe, volatilités et rendements moyens pour les différentes valeurs de lambda et le modèle de moyenne variance

Nous pouvons voir que le ratio de sharpe montre de meilleurs résultats pour deux de nos 3 modèles par rapport au modèle de moyenne variance. En effet les modèles utilisant les paramètres $\lambda = 0$ et $\lambda = 0.5$ ont un sharpe ratio 1.6818 et 1.5574 respectivement alors que le modèle moyenne variance n'atteint que 1.4758. Ces meilleurs ratios sont dus au fait que les rendements de ces deux portefeuilles d'options sont beaucoup plus élevés et que les risques ne sont pas beaucoup plus élevés. On voit par exemple que le rendement du portefeuille $\lambda = 0$ est de 0.3998 alors que celui du portefeuille moyenne variance n'est que de 0.3148 alors que leur volatilité ne diffère que de 0.02. Le seul modèle qui performe le moins bien est celui qui utilise $\lambda = 1$ et ceci s'explique par le fait que ce portefeuille a une volatilité bien plus élevée que les autres.

6 Discussion des résultats, limites et Conclusion

6.1 Discussion des Résultats

Les résultats de notre analyse montrent que l'intégration des options dans notre portefeuille mène à de meilleurs rendements ajustés aux risques. Bien que nous nous attendions à obtenir ce résultat grâce à la partie revue de littérature, nous sommes heureux de confirmer que ceci s'avère vrai aussi dans le cas de notre étude.

L'objectif principal de ce mémoire était de déterminer si le fait d'ajouter des options dans un portefeuille déjà optimisé pouvait mener à de meilleurs rendements ajustés aux risques. Afin d'évaluer l'impact des options de manière précise nous avons fixé les poids des actions dans notre portefeuille et avons utilisé notre modèle pour venir y ajouter des options. Cette approche nous a permis d'analyser précisément l'impact des options dans notre portefeuille sans que les poids de nos actions ne soient influencés par les options. A notre connaissance, aucun article scientifique ne propose ce type de méthodologie et c'est là l'intérêt de notre travail.

Comme énoncé dans la partie résultat, nous avons obtenu des meilleurs résultats en terme de sharpe ratio pour deux des trois modèles proposés. Ces résultats montrent que l'intégration de la CVaR dans la fonction objective vient impacter négativement le sharpe ratio de notre modèle. Deux raisons pertinentes nous viennent en tête pour expliquer ces résultats. Premièrement, nous pensons que l'utilisation exclusive de l'option OTM peut avoir mené à ce résultat. En effet les options OTM ont un aspect spéculatif important et une probabilité de gains faibles. Ceci fait qu'en fonction des données historiques utilisées pour tester le modèle, le résultat peut être différent. Ceci nous amène à la deuxième raison qui est que les prix des actions liées à notre investissement en option ont fortement augmenté. Cette augmentation implique que peu d'option de vente vont terminer à la monnaie mais qu'à l'inverse beaucoup d'option d'achat termineront dans la monnaie. Il est donc important de spécifier que nos résultats sont spécifiques à nos données et que si nous avions utilisé un échantillon d'action qui ont des tendances baissières, les résultats n'auraient pas été pareils.

L'objectif de ce mémoire n'étant pas de prédire les tendances des actions, nous aurions tendance à promouvoir le portefeuille avec un λ moyen qui nous protège contre les risques extrêmes sans pour autant donner des résultats en terme de sharpe ratio inférieurs à ceux du modèle classique de moyenne variance.

6.2 Limites

Nous avons déjà identifié plusieurs limites tout au long de ce travail et cette section a pour but de les recenser en un seul et même endroit.

La première limite du travail est bien évidemment la base de données. En effet celle-ci a une tendance haussière qui vient impacter les résultats finaux de notre portefeuille. Une deuxième limite est que ce mémoire ne s'intéresse qu'aux options OTM et ne donne donc pas un point de vue généralisé sur l'intégration d'options dans la gestion de portefeuille. Ensuite, une autre limite est que dans le contexte de ce mémoire, nous avons utilisé un investissement en option fixe. Ce montant fixe n'est pas actualisé par la suite et pourrait donc ne plus être optimal à mesure que le temps s'écoule. Penser à utiliser une stratégie plus dynamique pourrait sans doute conduire à de meilleurs résultats. Finalement, la dernière limite que nous avons identifié est notre stratégie de réinvestissement des gains. En effet, nous avons décidé de réinvestir les gains en action de manière à rééquilibrer les poids entre action et option. Ceci est une manière de faire, mais il pourrait être intéressant d'analyser d'autres méthodes et de voir les impacts.

6.3 Conclusion

En conclusion, notre mémoire intitulé LA GESTION OPTIMALE DE PORTEFEUILLE GRÂCE À L'INTÉGRATION D'OPTIONS offre une nouvelle manière de maximiser les rendements ajustés aux risques du portefeuille. Notre étude a permis de montrer que l'intégration d'option OTM dans un portefeuille classique de Markowitz peut significativement améliorer les rendements ajustés aux risques. Ce sujet étant très vaste, il reste encore beaucoup de place pour l'amélioration de notre optimisation mais il peut servir de base solide pour quiconque souhaiterait intégrer des options de manières optimales dans son portefeuille.

7 Annexes

7.1 Définition

Absorption Ratio

“A measure of systemic risk defined as the fraction of the total variance of a set of asset returns explained or absorbed by a fixed number of eigenvectors.” (Absorption Ratio - Frds, s. d.)

Analyse en Composante Principale (ACP)

“L’analyse en composantes principales est une analyse factorielle rattachée à la famille des statistiques multivariées. Elle présente une méthode de réduction de dimensionnalité qui permet de transformer des variables corrélées en variables décorréliées. Ces nouvelles variables de variance maximale sont baptisées composantes principales ou axes principaux. Ce sont des combinaisons linéaires des variables d’origine. L’analyse en composantes principales permet de réduire les observations d’un espace à n dimensions et n variables vers un espace à m dimensions où m est inférieur à n . Le but de l’ACP est d’obtenir une représentation plus simple des données sans pour autant perdre de l’information.” (Qu’est-ce Que L’analyse En Composantes Principales (ACP) ? , 2024)

Cumulative Value at Risk (CVaR)

“Conditional Value at Risk (CVaR), also known as the expected shortfall, is a risk assessment measure that quantifies the amount of tail risk an investment portfolio has. CVaR is derived by taking a weighted average of the “extreme” losses in the tail of the distribution of possible returns, beyond the value at risk (VaR) cutoff point.” (Chen, 2024)

Effet de Contagion

“Il y a contagion financière lorsqu’un événement négatif au sein d’une économie ou d’un marché entraîne la propagation d’événements similaires à d’autres économies ou marchés, parfois sans rapport, à l’échelle régionale, nationale ou mondiale.” (Forbes France, 2023)

Moneyness

“Moneyness is a description of a derivative relating its strike price to the price of its underlying asset. Moneyness describes the intrinsic value of an option in its current

state. The term moneyness is most commonly used with put and call options and is an indicator as to whether the option would make money if it were exercised immediately. Moneyness can be measured with respect to the underlying stock or other asset's current/spot price or its future price.” (Kenton, 2023)

Risques Systémiques

“Le risque systémique est défini comme le risque déclenché par un choc économique (tel que la défaillance d’une entreprise, d’un secteur, d’une industrie ou d’une institution financière) dans un secteur donné, et qui pourrait, par un effet de réaction en chaîne, se propager sur l’ensemble du système et entraîner l’effondrement d’une économie donnée.” (Tshilonda, 2021)

Value at Risk (VaR)

“La Value-At-Risk représente la perte potentielle maximale d’un investisseur sur la valeur d’un actif ou d’un portefeuille d’actifs financiers qui ne devrait être atteinte qu’avec une probabilité donnée sur un horizon donné. Elle est, en d’autres termes, la pire perte attendue sur un horizon de temps donné pour un certain niveau de confiance.” (Bourse, s. d.)

7.2 Méthodologie

Index	Action
1	ASML
2	L'OREAL
3	LVMH
4	SAP
5	SIEMENS
6	TOTAL
7	SANOFI
8	AIR LIQUIDE
9	ALLIANZ
10	SCHNEIDER

TABLE 9 – Liste des actions

TABLE 10 – Stratégies d'Options

Type d'Option	Prix d'Exercice	Maturité
Call OTM	5% au-dessus du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Call OTM	10% au-dessus du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Call OTM	15% au-dessus du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Call OTM	20% au-dessus du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Call OTM	25% au-dessus du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Put OTM	5% en-dessous du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Put OTM	10% en-dessous du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Put OTM	15% en-dessous du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Put OTM	20% en-dessous du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois
Put OTM	25% en-dessous du prix du sous-jacent	1 mois, 3 mois, 6 mois, 12 mois

7.3 Résultats

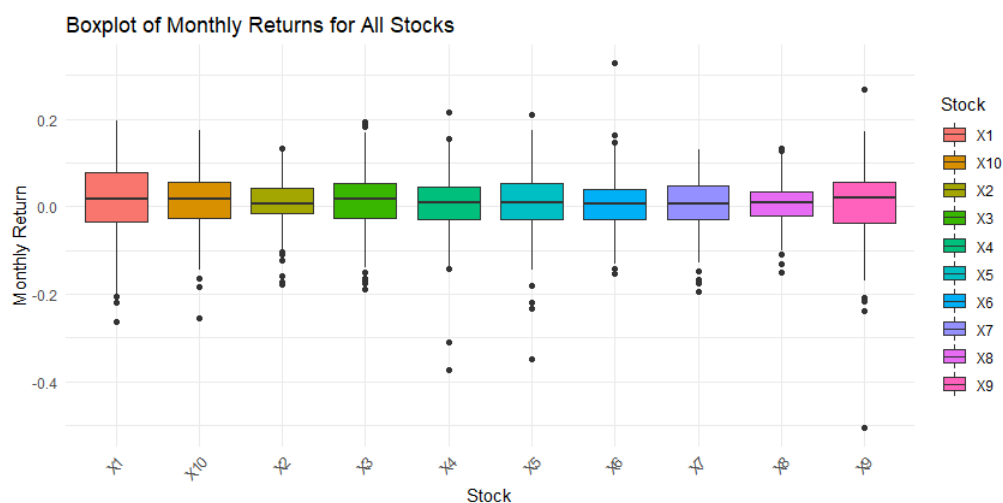


FIGURE 5 – Boxplot des rendements des actions

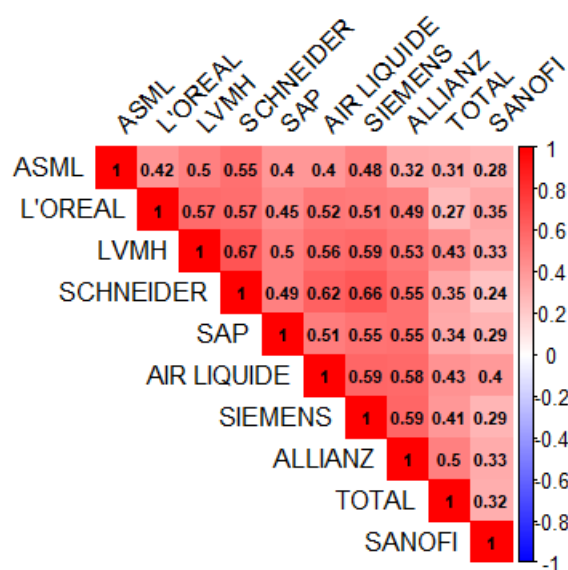


FIGURE 6 – Corrélation portefeuille d'action

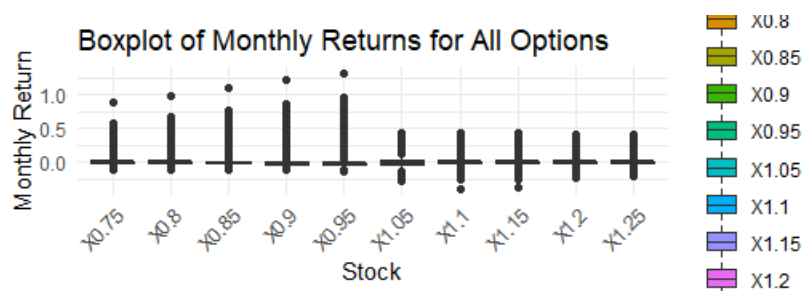


FIGURE 7 – Boxplot Payoff en fonction du prix d'exercice

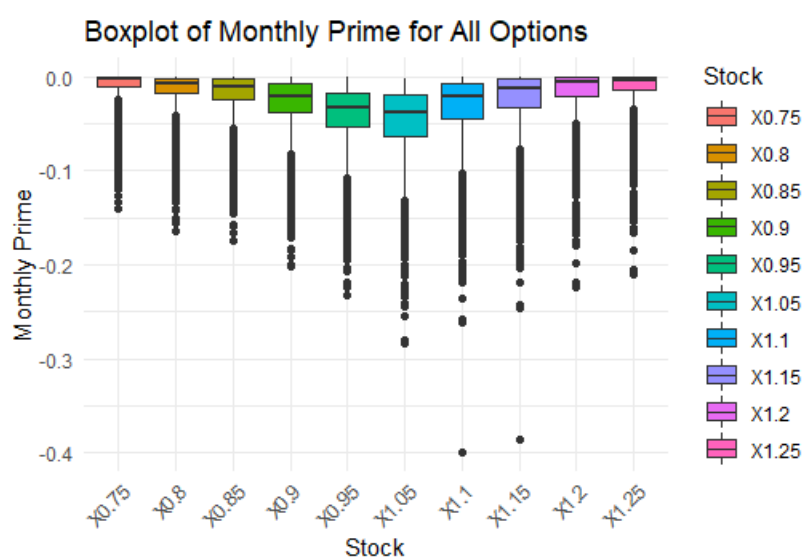


FIGURE 8 – Boxplot Prime en fonction du prix d'exercice

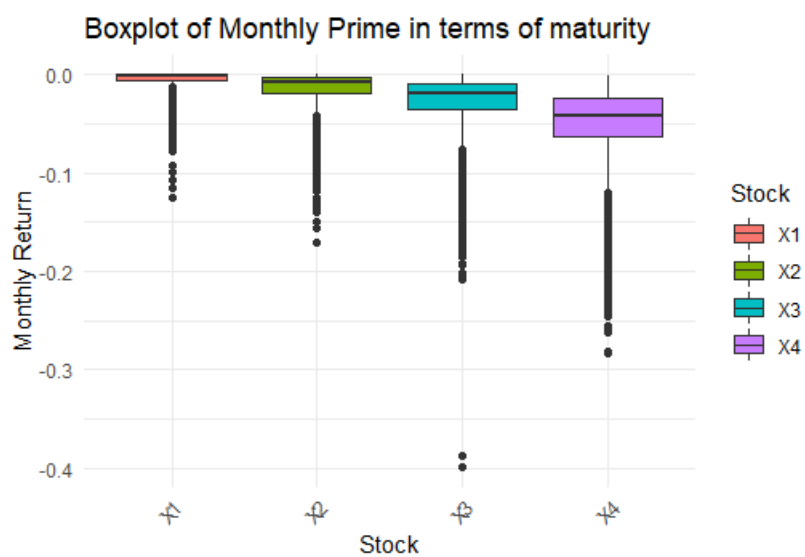


FIGURE 9 – Boxplot Prime en fonction de la maturité

Option.strategie	Mean	Median	Std Dev	Variance
1.05/1M	-0.0040576905	-0.0064953e-03	0.02221717	4.9304e-04
1.05/3M	-0.0040671926	-0.021831561	0.044791059	2.0073e-03
1.05/6M	0.0041011381	-0.02749882	0.070741613	5.3541e-03
1.05/12M	0.0137178291	-0.01911508	0.1117991	1.3239e-02
1.10/1M	-0.0022308780	-0.01051009	0.034420531	1.1847e-03
1.10/3M	0.0099246041	-0.0138192e-03	0.049517847	2.4506e-03
1.10/6M	0.007991066	-0.01002527	0.0652187	4.2514e-03
1.10/12M	0.0008645747	-0.0016481e-03	0.0422187	1.7842e-03
1.15/1M	-0.0008756764	-0.01546272	0.050936423	2.5924e-03
1.15/3M	-0.0040580138	-0.007585179	0.064621572	4.2369e-03
1.15/6M	0.0011321062	-0.008517564	0.049325242	2.5331e-03
1.15/12M	-0.0004216714	-0.014472981	0.07581687	5.6947e-03
1.20/1M	-0.002605358	-0.02404500	0.02291771	5.22216e-04
1.20/3M	0.006227207	-0.001105257	0.09761448	9.5388e-03
1.20/6M	-0.0006981514	-0.0141781e-03	0.01872789	3.5129e-04
1.20/12M	-0.00102856	-0.0212787e-02	0.066652147	4.4425e-03
1.25/1M	-0.010302393	-0.0028584e-03	0.06767947	4.5786e-03
1.25/3M	0.008467574	-0.0018472e-02	0.0377887	1.4284e-03
1.25/6M	-0.01102444	-0.001202385	0.038382456	1.4705e-03
1.25/12M	-0.000561443	-0.008455784	0.028188156	7.9481e-04
0.95/1M	-0.004482508	-0.008126415	0.028272131	7.9931e-04
0.95/3M	-0.01167774	-0.0176112e-02	0.050471396	2.5441e-03
0.95/6M	-0.020269679	-0.0337402e-02	0.060096399	3.6079e-03
0.95/12M	-0.036270672	-0.0573360e-02	0.09761448	9.5388e-03
0.90/1M	-0.008597577	-0.01250982	0.01872789	3.5129e-04
0.90/3M	-0.01543663	-0.01451974	0.05662582	2.2074e-03
0.90/6M	-0.02089325	-0.02405982	0.08707234	5.8189e-03
0.90/12M	-0.02093766	-0.03143762	0.07249896	5.2608e-03
0.85/1M	-0.0090241	-0.01124871	0.06584664	4.1401e-03
0.85/3M	-0.01215727	-0.005105917	0.07274834	5.2906e-03
0.85/6M	-0.0123422	-0.007658299	0.06647796	4.4201e-03
0.85/12M	-0.01325672	-0.007658922	0.07925043	6.2888e-03
0.80/1M	-0.0085673	-0.00906408	0.03277515	1.0742e-03
0.80/3M	-0.01113445	-0.02242261	0.07241602	5.2441e-03
0.80/6M	-0.0162287	-0.02405410	0.06092734	3.7184e-03
0.80/12M	-0.01103046	-0.0138302	0.04153667	1.7251e-03
0.75/1M	-0.00917126	-0.0157160	0.01379072	1.9084e-04
0.75/3M	-0.00176034	-0.0157161	0.04153667	1.7251e-03
0.75/6M	-0.00501326	-0.00485643	0.02432162	5.9154e-04
0.75/12M	-0.01160238	-0.0138302	0.04153667	1.7251e-03

TABLE 11 – Analyse descriptive des options par stratégie et maturité

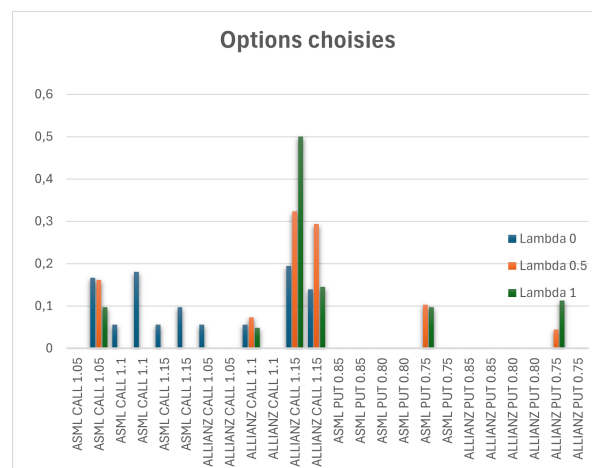


FIGURE 10 – Options choisie

Références

7.4 Bibliographie

- [1] *Absorption Ratio - frds.* (s. d.). https://frds.io/measures/absorption_ratio/
- [2] Anh, L. T., & Binh, D. T. T. (2021). Portfolio optimization under mean-CVaR simulation with copulas on the Vietnamese stock exchange. *Investment Management And Financial Innovations/Investment Management Financial Innovations*, 18(2), 273-286. [https://doi.org/10.21511/imfi.18\(2\).2021.22](https://doi.org/10.21511/imfi.18(2).2021.22)
- [3] Barro, D., Consigli, G., & Varun, V. (2022). A stochastic programming model for dynamic portfolio management with financial derivatives. *Journal Of Banking Finance*, 140, 106445. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106445>
- [4] Black, F., & Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *Journal Of Political Economy*, 81(3), 637-654. <https://doi.org/10.1086/260062>
- [5] Blomvall, J., & Lindberg, P. O. (2003). Back-testing the performance of an actively managed option portfolio at the Swedish Stock Market, 1990–1999. *Journal Of Economic Dynamics Control*, 27(6), 1099-1112. [https://doi.org/10.1016/s0165-1889\(02\)00056-8](https://doi.org/10.1016/s0165-1889(02)00056-8)
- [6] Bourse, A. (s. d.). LA Value at risk (VAR). ABC Bourse. https://www.abcbourse.com/apprendre/19_value_at_risk.html
- [7] Chen, J. (2024, 2 avril). Conditional Value at Risk (CVar) : Definition, Uses, Formula. Investopedia. https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp
- [8] Corvin, T. (2023, 28 décembre). Understanding Historical Volatility for Informed Investing (2024). The Trading Analyst. <https://thetradinganalyst.com/historical-volatility>
- [9] Cui, X., Zhu, S., Sun, X., & Li, D. (2013). Nonlinear portfolio selection using approximate parametric Value-at-Risk. *Journal Of Banking Finance*, 37(6), 2124-2139. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.01.036>
- [10] Dao, B. (2014). Optimal Portfolio with Options in a Framework of Mean-CVaR. Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2543722>

- [11] Das, S. R., & Statman, M. (2013). Options and structured products in behavioral portfolios. *Journal Of Economic Dynamics Control*, 37(1), 137-153. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2012.07.004>
- [12] Guo, Q. (2022). Review of Research on Markowitz Model in Portfolios. *Advances In Economics, Business And Management Research/Advances In Economics, Business And Management Research*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.220405.131>
- [13] Isakov, D., & Morard, B. (2001). Improving Portfolio Performance with Option Strategies : Evidence from Switzerland. *European Financial Management*, 7(1), 73-91. <https://doi.org/10.1111/1468-036x.00145>
- [14] Jones, M. W. (2013). Seeking diversification through efficient portfolio construction using cash-based and derivative instruments. *British Actuarial Journal*, 19(2), 468-498. <https://doi.org/10.1017/s1357321713000366>
- [15] Kenton, W. (2023, 5 juillet). Moneyness Definition and Intrinsic Value of Options. Investopedia. <https://www.investopedia.com/terms/m/moneyness.asp>
- [16] Linn, M. P. (2015). Risk and Return in Equity and Options Markets. https://www.isenberg.umass.edu/sites/default/files/Documents/Finance%20Research%20Seminar%20Papers/LinnJMP_0.pdf
- [17] Liu, J., & Pan, J. (2002). Dynamic Derivative Strategies. Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.296407>
- [18] Maasar, M. A., Roman, D., & Date, P. (2020). Risk minimisation using options and risky assets. *Operational Research*, 22(1), 485-506. <https://doi.org/10.1007/s12351-020-00559-5>
- [19] Markowitz, H. (1952). PORTFOLIO SELECTION*. *The Journal Of Finance*, 7(1), 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- [20] Morvan, J. (2017). Chapitre 7. Les instruments dérivés : les options. Dans : J. Morvan, *Marchés et instruments financiers : Définitions. Exemples concrets de calculs. Stratégies d'investissement* (pp. 157-173). Paris : Dunod.
- [21] Muasya, F. (2023, 27 mars). Options Payoffs and Profits (Calculations for CFA® and FRM® Exams) - AnalystPrep. AnalystPrep. <https://analystprep.com/blog/options-calculations-payoff-profit/>

- [22] *Options In The Money / At The Money / Out of The Money / Formation Zonebourse.* (s. d.). Zonebourse. https://www.zonebourse.com/formation/espace_pedagogique/options-in-the-money-at-the-money-out-of-the-money-239/
- [23] Pang, X., Zhu, S., Cui, X., & Ma, J. (2023). Systemic risk of optioned portfolio : Controllability and optimization. *Journal Of Economic Dynamics Control*, 153, 104701. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2023.104701>
- [24] *Qu'est-ce que l'analyse en composantes principales (ACP) ?* (2024, 20 juin). IA School. <https://www.intelligence-artificielle-school.com/ecole/technologies/analyse-composantes-principales/>
- [25] Tanwar, A. S. (2024, 31 janvier). What is Implied Volatility (IV) ? A Complete Guide. GTF A Stock Market Institute. <https://www.gettogetherfinance.com/blog/implied-volatility/>
- [26] Tshilonda, T. (2021, 13 septembre). Risque systémique vs systématique : quelles sont les différences ? IG. <https://www.ig.com/fr/strategies-de-trading/risque-systemique--vs-systematique---quelles-sont-les-difference-210913>
- [27] Wang, Z. (2023). Analysis of the Limitations of Portfolio Theory. *Highlights In Business, Economics And Management*, 5, 43-47. <https://doi.org/10.54097/hbem.v5i.4991>
- [28] Zhang, H. (2023). Effectiveness and Limitation of Markowitz Mean-variance Model : Evidence from Hang Seng Index. *Highlights In Business Economics And Management*, 8, 223-230. <https://doi.org/10.54097/hbem.v8i.7208>
- [29] Zhu, S., Zhu, W., Pei, X., & Cui, X. (2020). Hedging crash risk in optimal portfolio selection. *Journal Of Banking & Finance*, 119, 105905. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2020.105905>

7.5 Code R et Python

7.5.1 Creation des bases de données

```

1 library(dplyr)
2 library(lubridate)
3 library(moments)
4 library(FactoMineR)
5 library(factoextra)
6 library(xts)
7 library(tidyr)
8 library(e1071)
9 library(PerformanceAnalytics)
10 library(corrplot)
11 library(ggplot2)
12 library(pheatmap)
13 library(zoo)
14 library(openxlsx)
15
16
17 ##### Fonction utilis dans le code #####
18
19
20 ##### Black scholes #####
21
22 BlackScholesCall <- function(S, K, T, r, sigma) {
23   d1 <- (log(S / K) + (r + sigma^2 / 2) * T) / (sigma * sqrt(T))
24   d2 <- d1 - sigma * sqrt(T)
25
26   # Calcul du prix du Call
27   call_price <- S * pnorm(d1) - K * exp(-r * T) * pnorm(d2)
28
29   # Calcul des Greeks
30   delta <- pnorm(d1)
31   gamma <- dnorm(d1) / (S * sigma * sqrt(T))
32   vega <- S * dnorm(d1) * sqrt(T)
33   theta <- - (S * dnorm(d1) * sigma) / (2 * sqrt(T)) - r * K * exp(-r * T) * pnorm(d2)
34   rho <- K * T * exp(-r * T) * pnorm(d2)
35
36   list(price = call_price, delta = delta, gamma = gamma, vega = vega, theta = theta, rho
       = rho)
37 }
38
39 # Fonction de Black-Scholes pour les Put avec les Greeks
40 BlackScholesPut <- function(S, K, T, r, sigma) {
41   d1 <- (log(S / K) + (r + sigma^2 / 2) * T) / (sigma * sqrt(T))
42   d2 <- d1 - sigma * sqrt(T)
43
44   # Calcul du prix du Put
45   put_price <- K * exp(-r * T) * pnorm(-d2) - S * pnorm(-d1)
46
47   # Calcul des Greeks
48   delta <- pnorm(d1) - 1
49   gamma <- dnorm(d1) / (S * sigma * sqrt(T))
50   vega <- S * dnorm(d1) * sqrt(T)
51   theta <- - (S * dnorm(d1) * sigma) / (2 * sqrt(T)) + r * K * exp(-r * T) * pnorm(-d2)
52   rho <- - K * T * exp(-r * T) * pnorm(-d2)
53
54   list(price = put_price, delta = delta, gamma = gamma, vega = vega, theta = theta, rho =
       rho)
55 }
56
57
58 # Fonction de simulation de Monte Carlo pour des donn es mensuelles
59 monte_carlo_simulation <- function(current_price, mu, sigma, T, simulations = 10000) {
60   dt <- 1 / 12 # tapes mensuelles
61   price_paths <- matrix(0, nrow = simulations, ncol = T * 12 + 1)
62   price_paths[, 1] <- current_price
63
64   for (t in 2:(T * 12 + 1)) {
65     z <- rnorm(simulations)
66     price_paths[, t] <- price_paths[, t - 1] * exp((mu - 0.5 * sigma^2) * dt + sigma *
        sqrt(dt) * z)
67   }
68
69   return(price_paths)
70 }

```

```

71
72 # Function to replace NA with zeros
73 replace_NA_with_zero <- function(matrix) {
74   matrix[is.na(matrix)] <- 0
75   return(matrix)
76 }
77
78 calculate_stats2 <- function(returns) {
79   stats <- data.frame(
80     Mean = mean(returns),
81     Median = median(returns),
82     Std_Dev = sd(returns),
83     Variance = var(returns),
84     Skewness = skewness(returns),
85     Kurtosis = kurtosis(returns)
86   )
87 }
88
89 ##### Cr ation Base de donn es options
90 ##### Preparation Dataset #####
91
92
93 ##### Matrice Prix des actions
94 ASML <- read.csv("ASML.csv", sep = ",")
95 LOREAL <- read.csv("LOREAL.csv", sep = ",")
96 LVMH <- read.csv("LVMH.csv", sep = ",")
97 SAP <- read.csv("SAP.csv", sep = ",")
98 SIEMENS <- read.csv("SIEMENS.csv", sep = ",")
99 TOTAL <- read.csv("TOTAL.csv", sep = ",")
100 SANOFI <- read.csv("SANOFI.csv", sep = ",")
101 LINDE <- read.csv("AIR.csv", sep = ",")
102 ALLIANZ <- read.csv("ALLIANZ.csv", sep = ",")
103 SCHNEIDER <- read.csv("SCHNEIDER.csv", sep = ",")
104
105 Price.Monthly.10 <- cbind(ASML$Adj.Close, LOREAL$Adj.Close, LVMH$Adj.Close, SAP$Adj.Close,
106   SIEMENS$Adj.Close, TOTAL$Adj.Close, SANOFI$Adj.Close, LINDE$Adj.Close, ALLIANZ$
107   Adj.Close, SCHNEIDER$Adj.Close)
108
109 ##### Matrice Rendements des action
110
111 action <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "AIR LIQUIDE",
112   "ALLIANZ", "SCHNEIDER")
113
114 Return.Monthly.10 <- matrix(nrow = 239, ncol = 10)
115 colnames(Return.Monthly.10) <- action
116 #Return
117
118 Return.Monthly.10[,1] <- diff(log(Price.Monthly.10[,1]))
119 Return.Monthly.10[,2] <- diff(log(Price.Monthly.10[,2]))
120 Return.Monthly.10[,3] <- diff(log(Price.Monthly.10[,3]))
121 Return.Monthly.10[,4] <- diff(log(Price.Monthly.10[,4]))
122 Return.Monthly.10[,5] <- diff(log(Price.Monthly.10[,5]))
123 Return.Monthly.10[,6] <- diff(log(Price.Monthly.10[,6]))
124 Return.Monthly.10[,7] <- diff(log(Price.Monthly.10[,7]))
125 Return.Monthly.10[,8] <- diff(log(Price.Monthly.10[,8]))
126 Return.Monthly.10[,9] <- diff(log(Price.Monthly.10[,9]))
127 Return.Monthly.10[,10] <- diff(log(Price.Monthly.10[,10]))
128
129 ##### Matrice de volatilit historique des actions
130
131 sigma <- vector()
132 for (i in 1:10) {
133   sigma[i] <- sd(Return.Monthly.10[,i])*sqrt(12)
134 }
135
136 ##### Matrice de volatilit implicite
137
138 sigma_vol <- read.csv("IVOL final.csv", sep = ";", row.names = 1)
139 sigma_vol <- sigma_vol/100
140
141 ##### Matrice de taux d'int ret sans risque
142
143 r <- read.csv("r.csv")
144 german <- r$IRLTLT01DEM156N/100
145
146 ##### Matrice des option #####
147

```

```

145 ##### Initialisation
146
147 date <- c(ASML$Date,"2024-06-01", "2024-07-01", "2024-08-01", "2024-09-01", "2024-10-01",
148 "2024-11-01", "2024-12-01",
149 "2025-01-01", "2025-02-01", "2025-03-01", "2025-04-01", "2025-05-01", "
150 "2025-06-01", "2025-07-01",
151 "2025-08-01", "2025-09-01", "2025-10-01", "2025-11-01", "2025-12-01", "
152 "2026-01-01", "2026-02-01",
153 "2026-03-01", "2026-04-01", "2026-05-01", "2026-06-01", "2026-07-01", "
154 "2026-08-01", "2026-09-01",
155 "2026-10-01", "2026-11-01", "2026-12-01")
156 Maturity <- c(1/12, 1/4, 1/2, 1)
157 action <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "AIR LIQUIDE"
158 , "ALLIANZ", "SCHNEIDER")
159 pourc <- as.numeric(c(1.05, 1.10, 1.15, 1.20, 1.25, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75))
160 Matrice.prix.option <- matrix(nrow = 24000, ncol = 53)
161 index.maturity <- c(100, 300, 600, 1200)
162 index.mean <- c(1,3,6,12)
163 colnames(Matrice.prix.option) <- c("Month", "Action", "Interval", "S0", "Strike Price",
164 "Call/Put Premium 1M", "Call/Put Premium 3M", "Call/
165 Put Premium 6M", "Call/Put Premium 12M",
166 "Action Price at Maturity 1M", "Action Price at
167 Maturity 3M", "Action Price at Maturity 6M",
168 "Action Price at Maturity 12M", "Payoff 1 month", "
169 Payoff 3 month", "Payoff 6 month", "Payoff 12
170 month",
171 "Prime/action 1 month", "Prime/action 3 month", "Prime
172 /action 6 month", "Prime/action 12 month",
173 "Delta_1M", "Delta_3M", "Delta_6M", "Delta_12M",
174 "Gamma_1M", "Gamma_3M", "Gamma_6M", "Gamma_12M",
175 "Vega_1M", "Vega_3M", "Vega_6M", "Vega_12M",
176 "Theta_1M", "Theta_3M", "Theta_6M", "Theta_12M",
177 "Rho_1M", "Rho_3M", "Rho_6M", "Rho_12M",
178 "Prime/prime 1 month", "Prime/prim 3 month", "Prime/
179 prim 6 month", "Prime/prim 12 month",
180 "Payoff/action 1 month", "Payoff/action 3 month", "
181 Payoff/action 6 month", "Payoff/action 12 month",
182 "Payoff/prime 1 month", "Payoff/prime 3 month", "
183 Payoff/prime 6 month", "Payoff/prime 12 month")
184
185 ##### Information necessaire pour calculer les primes et les payoffs
186
187 Maturity <- c(1/12, 1/4, 1/2, 1)
188 for (i in 0:240) {
189   for (j in 0:9) {
190     for (k in 0:9) {
191       for (l in 1:4) {
192         if ((i + 1) <= 240) {
193           Matrice.prix.option[(i * 100 + 1):((i + 1) * 100), 1] <- i + 1 # month
194           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10)):((i * 100) + (j + 1) * 10), 2]
195             <- action[j + 1] # action
196           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 3] <- pourc[k + 1] #
197             interval
198           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10)):((i * 100) + (j + 1) * 10), 4]
199             <- Price.Monthly.10[(i + 1), (j + 1)] # S0
200           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 5] <- as.numeric(Matrice.
201             prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 3]) * as.numeric(Matrice.prix.
202             option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 4]) # Strike price
203           if (i > 0) { # prix de l'action lorsque l'option atteint sa maturit pour t
204             =1 mois
205             Matrice.prix.option[((i * 100 - 99) + (j * 10)):((i * 100 - 100) + (j + 1) *
206               10), 10] <- Price.Monthly.10[(i + 1), (j + 1)]
207           }
208           if (i > 2) { # prix de l'action lorsque l'option atteint sa maturit pour t
209             =3 mois
210             Matrice.prix.option[((i * 100 - 299) + (j * 10)):((i * 100 - 300) + (j + 1) *
211               10), 11] <- Price.Monthly.10[(i + 1), (j + 1)]
212           }
213           if (i > 5) { # prix de l'action lorsque l'option atteint sa maturit pour t
214             =6 mois
215             Matrice.prix.option[((i * 100 - 599) + (j * 10)):((i * 100 - 600) + (j + 1) *
216               10), 12] <- Price.Monthly.10[(i + 1), (j + 1)]
217           }
218           if (i > 11) { # prix de l'action lorsque l'option atteint sa maturit pour t
219             =1 an
220             Matrice.prix.option[((i * 100 - 1199) + (j * 10)):((i * 100 - 1200) + (j + 1)
221               * 10), 13] <- Price.Monthly.10[(i + 1), (j + 1)]
222           }
223         }
224       }
225     }
226   }
227 }

```

```

197     }
198   }
199 }
200 }
201 }
202
203 ##### Calcul des primes (+greeks)
204
205 for (i in 0:240) {
206   for (j in 0:9) {
207     for (k in 0:9) {
208       for (l in 1:4) {
209         if ((i + 1) <= 240) {
210           S <- as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 4])
211           K <- as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 5])
212           T <- as.numeric(Maturity[l])
213           sigma_value <- sigma_vol[i+1,(j*40)+(k*4)+1]
214           #sigma_value <- as.numeric(sigma_vol[i +1,j + 2])/100
215           r_bs <- german[i+1]
216
217           if (k < 5) { # Payoff pour les call et premium
218             bs_result <- BlackScholesCall(S, K, T, r_bs, sigma_value)
219           } else { # Payoff pour les Put
220             bs_result <- BlackScholesPut(S, K, T, r_bs, sigma_value)
221           }
222
223           # Remplir les colonnes existantes avec les prix des options
224           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)] <- bs_result$price
225
226           # Ajouter les Greeks aux nouvelles colonnes
227           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 21 + 1] <- bs_result$delta
228           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 25 + 1] <- bs_result$gamma
229           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 29 + 1] <- bs_result$vega
230           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 33 + 1] <- bs_result$theta
231           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), 37 + 1] <- bs_result$rho
232         }
233       }
234     }
235   }
236 }
237
238 ##### calcul des payoff et primes par rapport au prix de l'action
239 for (i in 0:240) {
240   for (j in 0:9) {
241     for (k in 0:9) {
242       for (l in 1:4) {
243         if (i+1 <= 240){
244           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (17 + 1)] <- -(as.numeric(
245             Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)])) / (as.
246             numeric(Matrice.prix.option[((i*100+1)+(j*10)+k),4])) # prime paye en
247             fonction de l'action
248           Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (41 + 1)] <- -(as.numeric(
249             Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)])) / (as.
250             numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)])) #
251             prime paye en fonction d elle meme
252         }
253         if (i + 1<= 240) {
254           if ((i+1 ) > (Maturity[l] * 12)) {
255             maturities <- Maturity[l]
256
257             if (k < 5) { # Payoff pour les call et premium
258               Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (13 + 1)] <- (pmax(as.
259                 numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
260                 maturity[l], (9 + 1)])) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1)
261                 + (j * 10) + k)- index.maturity[l], 5]), 0)) # payoff reel
262               Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (45 + 1)] <- (pmax(as.
263                 numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
264                 maturity[l], (9 + 1)])) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1)
265                 + (j * 10) + k)- index.maturity[l], 5]), 0)) / (as.numeric(Matrice.prix
266                 .option[((i*100+1)+(j*10)+k),4])) # payoff en fonction de l'action
267               Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (49 + 1)] <- (pmax(as.
268                 numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
269                 maturity[l], (9 + 1)])) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1)
270                 + (j * 10) + k)- index.maturity[l], 5]), 0)) / (as.numeric(Matrice.prix
271                 .option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)])) # # payoff en
272                 fonction de la prime pay
273             } else { # Payoff pour les Put

```

```

257     Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (13 + 1)] <- (pmax(as.
        numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
        maturity[l], 5]) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j *
        10) + k)- index.maturity[l], (9 + 1)]), 0))
258     Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (45 + 1)] <- (pmax(as.
        numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
        maturity[l], 5]) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j *
        10) + k)- index.maturity[l], (9 + 1)]), 0)) / (as.numeric(Matrice.prix
        .option[((i*100+1)+(j*10)+k),4]))
259     Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (49 + 1)] <- (pmax(as.
        numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k)- index.
        maturity[l], 5]) - as.numeric(Matrice.prix.option[((i * 100 + 1) + (j *
        10) + k)- index.maturity[l], (9 + 1)]), 0)) / (as.numeric(Matrice.prix
        .option[((i * 100 + 1) + (j * 10) + k), (5 + 1)]))
260     }
261   }
262 }
263 }
264 }
265 }
266 }
267
268 ##### Manipulation de la matrice pour savoir l'utiliser
    #####
269
270 ##### Creation de matrice individuelle pour chaque option
271
272 ##### Greeks
273
274 # Define Greek names and actions
275 greek_names <- c("Delta", "Gamma", "Vega", "Theta", "Rho")
276 actions <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "LINDE", "
    ALLIANZ", "SCHNEIDER")
277
278 # Initialize Greek matrices
279 greek_matrices <- setNames(vector("list", length(actions) * length(greek_names)),
    expand.grid(greek_names, actions) %>%
    apply(1, function(x) paste(x, collapse = ".")))
280
281
282
283 for (name in names(greek_matrices)) {
284   greek_matrices[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
285 }
286
287 ##### Returns
288
289 # Initialize the returns matrices (existing)
290 returns_matrices <- setNames(vector("list", length(actions)),
    paste("Return", actions, sep = "."))
291
292
293 for (name in names(returns_matrices)) {
294   returns_matrices[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
295 }
296
297 # Initialize the returns matrices (existing)
298 returns_matrices_action <- setNames(vector("list", length(actions)),
    paste("Return", actions, sep = "."))
299
300
301 for (name in names(returns_matrices_action)) {
302   returns_matrices_action[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
303 }
304
305 # Initialize the returns matrices (existing)
306 returns_matrices_prime <- setNames(vector("list", length(actions)),
    paste("Return", actions, sep = "."))
307
308
309 for (name in names(returns_matrices_prime)) {
310   returns_matrices_prime[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
311 }
312
313 ##### Investment
314 # Initialize the investment matrices (new)
315 investment_matrices <- setNames(vector("list", length(actions)),
    paste("Investment", actions, sep = "."))
316
317
318 for (name in names(investment_matrices)) {
319   investment_matrices[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
320 }
321

```

```

322 # Initialize the investment matrices (new)
323 investment_matrices_action <- setNames(vector("list", length(actions)),
324     paste("Investment", actions, sep = "."))
325
326 for (name in names(investment_matrices_action)) {
327   investment_matrices_action[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
328 }
329 # Initialize the investment matrices (new)
330 investment_matrices_prime <- setNames(vector("list", length(actions)),
331     paste("Investment", actions, sep = "."))
332
333 for (name in names(investment_matrices_prime)) {
334   investment_matrices_prime[[name]] <- matrix(NA, nrow = 240, ncol = 40)
335 }
336
337 # Populate the matrices for returns, prices, Greeks, and investments
338 for (i in 1:240) {
339   for (j in 1:10) {
340     for (k in 1:10) {
341       for (l in 1:4) {
342         row_index <- (i - 1) * 100 + (j - 1) * 10 + k
343         month <- as.numeric(Matrice.prix.option[row_index, 1])
344         if (i == month) {
345           action_name <- paste("Return.", actions[j], sep = "")
346           investment_name <- paste("Investment.", actions[j], sep = "")
347           col_index <- (k - 1) * 4 + 1
348
349           # Fill returns matrices
350           returns_matrices[[action_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.option[row_index,
351               13 + 1]
352           returns_matrices_action[[action_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.option[row_
353               _index, 45 + 1]
354           returns_matrices_prime[[action_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.option[row_
355               index, 49 + 1]
356
357           # Fill investment matrices
358           investment_matrices[[investment_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.option[row
359               _index, 5 + 1]
360           investment_matrices_action[[investment_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.
361               option[row_index, 17 + 1]
362           investment_matrices_prime[[investment_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.
363               option[row_index, 41 + 1]
364
365           # Fill Greek matrices
366           greek_columns <- c(21, 25, 29, 33, 37) # Columns of Greeks in Matrice.prix.
367               option
368           for (g in 1:length(greek_names)) {
369             greek <- greek_names[g]
370             greek_col <- greek_columns[g]
371             greek_matrix_name <- paste(greek, actions[j], sep = ".")
372             col_greek_index <- (l - 1) * 4 + (k %% 4)
373             greek_matrices[[greek_matrix_name]][i, col_index] <- Matrice.prix.option[row_
374                 index, greek_col + 1]
375           }
376         }
377       }
378     }
379   }
380 }
381
382 final_returns_matrices <- lapply(returns_matrices, replace_NA_with_zero)
383 final_returns_matrices_action <- lapply(returns_matrices_action, replace_NA_with_zero)
384 final_returns_matrices_prime <- lapply(returns_matrices_prime, replace_NA_with_zero)
385 final_investment_matrices <- lapply(investment_matrices, replace_NA_with_zero)
386 final_investment_matrices_action <- lapply(investment_matrices_action, replace_NA_with_
387     zero)
388 final_investment_matrices_prime <- lapply(investment_matrices_prime, replace_NA_with_zero
389     )
390 final_greek_matrices <- lapply(greek_matrices, replace_NA_with_zero)
391
392 ##### Creation d'une matrice reprenant tous les m me types d'option en une colonne
393
394 ### matrice individuelle Return
395 final_matrix <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
396 final_matrix_action <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
397 final_matrix_prime <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
398

```

```

390 # Combine matrices into the final matrix
391 for (j in 1:length(actions)) {
392   action_name <- paste("Return.", actions[j], sep = "")
393   matrix_to_combine <- final_returns_matrices[[action_name]]
394   matrix_to_combine_action <- final_returns_matrices_action[[action_name]]
395   matrix_to_combine_prime <- final_returns_matrices_prime[[action_name]]
396
397   if (!is.null(matrix_to_combine)) {
398     for (col in 1:4) {
399       start_row <- (j - 1) * 240 + 1
400       end_row <- j * 240
401       final_matrix[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <- matrix_to_combine[, (
402         col - 1) * 10 + (1:10)]
403       final_matrix_action[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <- matrix_to_
404         combine_action[, (col - 1) * 10 + (1:10)]
405       final_matrix_prime[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <- matrix_to_combine
406         prime[, (col - 1) * 10 + (1:10)]
407     }
408   }
409 }
410
411 # Replace NA values with zeros in the final matrix
412 final_matrix[is.na(final_matrix)] <- 0
413 final_matrix_action[is.na(final_matrix)] <- 0
414 final_matrix_prime[is.na(final_matrix)] <- 0
415
416 # Display the final matrix
417 print(final_matrix)
418 print(final_matrix_action)
419 print(final_matrix_prime)
420
421 # Example to access the matrices of returns, investment premiums, and Greeks for ASML
422 print(final_returns_matrices[["Return.SCHNEIDER"]])
423 print(final_investment_matrices[["Investment.ASML"]])
424 print(final_greek_matrices[["Delta.ASML"]])
425 print(final_greek_matrices[["Gamma.ASML"]])
426 print(final_greek_matrices[["Vega.ASML"]])
427 print(final_greek_matrices[["Theta.ASML"]])
428 print(final_greek_matrices[["Rho.ASML"]])
429
430 ### Matrice de couts pour toutes les options
431 # Initialiser la matrice finale de 760 lignes et 40 colonnes pour les investissements
432   dans les primes
433 final_matrix_investments <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
434 final_matrix_investments_action <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
435 final_matrix_investments_prime <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
436
437 # Remplir la matrice finale pour les investissements dans les primes
438 for (j in 1:length(actions)) {
439   investment_name <- paste("Investment.", actions[j], sep = "")
440   matrix_to_combine <- final_investment_matrices[[investment_name]]
441   matrix_to_combine_action <- final_investment_matrices_action[[investment_name]]
442   matrix_to_combine_prime <- final_investment_matrices_prime[[investment_name]]
443
444   if (!is.null(matrix_to_combine)) {
445     for (col in 1:4) {
446       start_row <- (j - 1) * 240 + 1
447       end_row <- j * 240
448       final_matrix_investments[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <- matrix_to_
449         combine[, (col - 1) * 10 + (1:10)]
450       final_matrix_investments_action[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <-
451         matrix_to_combine_action[, (col - 1) * 10 + (1:10)]
452       final_matrix_investments_prime[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <-
453         matrix_to_combine_prime[, (col - 1) * 10 + (1:10)]
454     }
455   }
456 }
457
458 ### Matrice Greeks
459 # Initialiser la matrice finale de 760 lignes et 40 colonnes pour chaque greeks
460 final_matrix_Delta. <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
461 final_matrix_Gamma. <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
462 final_matrix_Vega. <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
463 final_matrix_Theta. <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
464 final_matrix_Rho. <- matrix(nrow = 2400, ncol = 40)
465 index.greeks <- c("Delta.", "Gamma.", "Vega.", "Theta.", "Rho.")

```

```

461
462 # Remplir la matrice finale pour les greeks
463 for (i in 1:length(index.greeks)) {
464   for (j in 1:10) {
465     investment_name <- paste(index.greeks[i], actions[j], sep = "")
466     matrix_to_combine <- final_greek_matrices[[investment_name]]
467
468     # Vérifier si la matrice existe dans la liste
469     if (!is.null(matrix_to_combine)) {
470       for (col in 1:4) {
471         start_row <- (j - 1) * 240 + 1
472         end_row <- j * 240
473         ref_name <- paste("final_matrix_", index.greeks[i], sep = "")
474         ref_matrix <- get(ref_name)
475         ref_matrix[start_row:end_row, (col - 1) * 10 + (1:10)] <- matrix_to_combine[, (
476           col - 1) * 10 + (1:10)]
477         assign(ref_name, ref_matrix)
478       }
479     }
480 }
481
482
483
484 # Convertir toute la matrice en numérique, attention aux conversions forcées qui
485 # peuvent générer des NAs
486 final_matrix <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix)), nrow = nrow(final_matrix))
487 final_matrix_action <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix_action)), nrow = nrow(
488   final_matrix_action))
489 final_matrix_prime <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix_prime)), nrow = nrow(final
490   _matrix_prime))
491 final_matrix_investments <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix_investments)), nrow
492   = nrow(final_matrix_investments))
493 final_matrix_investments_action <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix_investments_
494   action)), nrow = nrow(final_matrix_investments_action))
495 final_matrix_investments_prime <- matrix(as.numeric(as.matrix(final_matrix_investments_
496   prime)), nrow = nrow(final_matrix_investments_prime))
497
498 ##### Creation de la base de données finale pour le modèle
499 #####
500
501 ##### return
502
503 # Initialisation de la matrice
504 Portefeuille.action.option.return <- matrix(nrow = 240, ncol = 400)
505 zero_row <- matrix(0, nrow = 1, ncol = ncol(Return.Monthly.10))
506
507 # Ajout de la ligne de zéros au début de la matrice Return.Daily.10
508 Return.Monthly.10 <- rbind(zero_row, Return.Monthly.10)
509
510 # Vérification de la dimension de la matrice
511 print(dim(Return.Monthly.10)) # Devrait maintenant être (76, nombre de colonnes)
512
513 # Boucle pour remplir la matrice
514 for (i in 1:10) {
515   start_row <- (i - 1) * 240 + 1
516   end_row <- i * 240
517   start_col <- (i-1)*40 + 1
518   end_col <- start_col + 39
519   if (end_col <= 410) { # Vérifier les limites des colonnes
520     Portefeuille.action.option.return[1:240, start_col:end_col] <- final_matrix_action[
521       start_row:end_row, 1:40]
522   }
523 }
524
525 # Définir les noms des actions
526 actions <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "LINDE", "
527   ALLIANZ", "SCHNEIDER")
528
529 # Définir les strikes et les maturités
530 strikes <- 1:5
531 maturities <- c("1M", "3M", "6M", "12M")
532
533 # Générer les noms des colonnes
534 col_names <- c()
535 for (action in actions) {
536   for (strike in 1:5) { # 5 calls

```

```

529     for (maturity in maturities) {
530         col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Call", strike, ".", maturity), sep
                    = "."))
531     }
532 }
533 for (strike in 1:5) { # 5 puts
534     for (maturity in maturities) {
535         col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Put", strike, ".", maturity), sep =
                    "."))
536     }
537 }
538 }
539
540 # V rifier que la longueur des noms des colonnes est correcte
541 if (length(col_names) != ncol(Portefeuille.action.option.return)) {
542     stop("La longueur des noms des colonnes ne correspond pas au nombre de colonnes dans la
        matrice")
543 }
544
545 # Assigner les noms aux colonnes de la matrice
546 colnames(Portefeuille.action.option.return) <- col_names
547
548 ##### prime
549
550 # Initialisation de la matrice pour les investissements dans les primes
551 Portefeuille.action.option.investment <- matrix(nrow = 240, ncol = 400)
552 zero_row <- matrix(0, nrow = 240, ncol = ncol(Return.Monthly.10))
553
554 # Ajout de la ligne de z ros au d but de la matrice Return.Daily.10
555 Return.Monthly.10 <- rbind(zero_row, Return.Monthly.10)
556
557 # V rification de la dimension de la matrice
558 print(dim(Return.Monthly.10)) # Devrait maintenant tre (76, nombre de colonnes)
559
560 # Boucle pour remplir la matrice pour les investissements dans les primes
561 for (i in 1:10) {
562     start_row <- (i - 1) * 240 + 1
563     end_row <- i * 240
564     start_col <- (i-1)*40 + 1
565     end_col <- start_col + 39
566     if (end_col <= 410) { # V rifier les limites des colonnes
567         Portefeuille.action.option.investment[1:240, start_col:end_col] <- final_matrix_
            investments[start_row:end_row, 1:40]
568     }
569 }
570 }
571
572 # D finir les noms des actions
573 actions <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "LINDE", "
    ALLIANZ", "SCHNEIDER")
574
575 # D finir les strikes et les maturit s
576 strikes <- 1:5
577 maturities <- c("1M", "3M", "6M", "12M")
578
579 # G n rer les noms des colonnes
580 col_names <- c()
581 for (action in actions) {
582     for (strike in 1:5) { # 5 calls
583         for (maturity in maturities) {
584             col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Call", strike, ".", maturity), sep
                    = "."))
585         }
586     }
587     for (strike in 1:5) { # 5 puts
588         for (maturity in maturities) {
589             col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Put", strike, ".", maturity), sep =
                    "."))
590         }
591     }
592 }
593
594 # V rifier que la longueur des noms des colonnes est correcte
595 if (length(col_names) != ncol(Portefeuille.action.option.investment)) {
596     stop("La longueur des noms des colonnes ne correspond pas au nombre de colonnes dans la
        matrice")
597 }
598

```

```

599 # Assigner les noms aux colonnes de la matrice
600 colnames(Porteffeuille.action.option.investment) <- col_names
601
602 # Afficher la matrice des investissements dans les primes
603 print(Porteffeuille.action.option.investment)
604
605 ##### Greeks
606
607 # Initialisation de la matrice pour les investissements dans les primes
608 Porteffeuille.action.option.Delta. <- matrix(nrow = 240, ncol = 410)
609 Porteffeuille.action.option.Gamma. <- matrix(nrow = 240, ncol = 410)
610 Porteffeuille.action.option.Vega. <- matrix(nrow = 240, ncol = 410)
611 Porteffeuille.action.option.Theta. <- matrix(nrow = 240, ncol = 410)
612 Porteffeuille.action.option.Rho. <- matrix(nrow = 240, ncol = 410)
613 zero_row <- matrix(0, nrow = 240, ncol = ncol(Return.Daily.10))
614
615 index.greeks <- c("Delta.", "Gamma.", "Vega.", "Theta.", "Rho.")
616
617 # Boucle pour remplir la matrice pour les investissements dans les primes
618 for (v in 1:length(index.greeks)) {
619   for (i in 1:10) {
620     ref2 <- paste("Porteffeuille.action.option.", index.greeks[v], sep = "")
621     ref3 <- paste("final_matrix_", index.greeks[v], sep = "")
622     ref_matrix2 <- get(ref2)
623     ref_matrix3 <- get(ref3)
624
625     ref_matrix2[, (i-1) * 41 + 1] <- zero_row[, i]
626     start_row <- (i - 1) * 240 + 1
627     end_row <- i * 240
628     start_col <- (i-1) * 40 + 1 + i
629     end_col <- start_col + 39
630
631     if (end_col <= 410) { # V rifier les limites des colonnes
632       ref_matrix2[1:240, start_col:end_col] <- ref_matrix3[start_row:end_row, 1:40]
633     }
634
635     assign(ref2, ref_matrix2) # Mettre jour la matrice dans l'environnement global
636   }
637 }
638 # D finir les noms des actions
639 actions <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "LINDE", "
  ALLIANZ", "SCHNEIDER")
640
641 # D finir les strikes et les maturit s
642 strikes <- 1:5
643 maturities <- c("1M", "3M", "6M", "12M")
644
645 # G n rer les noms des colonnes
646 col_names <- c()
647 for (action in actions) {
648   col_names <- c(col_names, action)
649   for (strike in 1:5) { # 5 calls
650     for (maturity in maturities) {
651       col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Call", strike, ".", maturity), sep
        = "."))
652     }
653   }
654   for (strike in 1:5) { # 5 puts
655     for (maturity in maturities) {
656       col_names <- c(col_names, paste(action, paste0("Put", strike, ".", maturity), sep =
        "."))
657     }
658   }
659 }
660
661 # V rifier que la longueur des noms des colonnes est correcte
662 if (length(col_names) != ncol(Porteffeuille.action.option.investment)) {
663   stop("La longueur des noms des colonnes ne correspond pas au nombre de colonnes dans la
    matrice")
664 }
665
666 # Assigner les noms aux colonnes de la matrice
667 colnames(Porteffeuille.action.option.Delta.) <- col_names
668 colnames(Porteffeuille.action.option.Gamma.) <- col_names
669 colnames(Porteffeuille.action.option.Vega.) <- col_names
670 colnames(Porteffeuille.action.option.Theta.) <- col_names
671 colnames(Porteffeuille.action.option.Rho.) <- col_names
672

```

```
673
674 # Afficher la matrice des investissements dans les primes
675 print(Portefeuille.action.option.Rho.)
```

7.5.2 Analyse descriptive

```
1 ##### ANALYSE DESCRIPTIVE
  #####
2
3
4 # Convertir toute la matrice en numérique, attention aux conversions forcées qui
  peuvent générer des NAs
5
6 final_matrix3 <- final_matrix + final_matrix_investments
7 final_matrix2 <- final_matrix_action + final_matrix_investments_action
8 final_matrix4 <- final_matrix_prime + final_matrix_investments_prime
9
10 ##### Analyse colonne par interval strike price
   #####
11
12 ##### Payoff
13
14 Matrice.SP <- matrix(nrow = 2390*4, ncol = 10)
15
16 for (i in 1:10){
17   # Retrieve columns from final_matrix, corrected index calculation
18   col_indices <- ((i - 1) * 4 + 1):(i * 4)
19   col <- unlist(final_matrix2[, col_indices])
20
21   # Ensure this is done for each value of j
22   for (j in 1:(2390*4)) {
23     Matrice.SP[j, i] <- col[j]
24   }
25 }
26 colnames(Matrice.SP) <- c(1.05, 1.10, 1.15, 1.20, 1.25, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75)
27
28
29 results2 <- data.frame(
30   "Option strategie" = c(1.05, 1.10, 1.15, 1.20, 1.25, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75),
31   Mean = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
32   Median = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
33   Std_Dev = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
34   Variance = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
35   Skewness = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
36   Kurtosis = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10)))
37 )
38
39 # Calculer les statistiques pour chaque action et les stocker dans la DataFrame
40 for (i in 1:ncol(Matrice.SP)) {
41   stats2 <- calculate_stats2(Matrice.SP[, i])
42   results2[i, 2:7] <- unlist(stats2)
43 }
44
45 # Afficher les résultats
46 print(results2)
47
48 returns_df <- data.frame(date = index(Matrice.SP), coredata(Matrice.SP))
49 returns_long <- gather(returns_df, key = "Stock", value = "Return", -date)
50
51 # Boxplots des rendements mensuels
52 ggplot(returns_long, aes(x = Stock, y = Return, fill = Stock)) +
53   geom_boxplot() +
54   labs(title = "Boxplot of Monthly Returns for All Options",
55        x = "Stock",
56        y = "Monthly Return") +
57   theme_minimal() +
58   theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
59
60 ##### Prime
61 Matrice.SP.prime <- matrix(nrow = 2390*4, ncol = 10)
62
63 # Ensure proper scoping and indexing
64 for (i in 1:10){
65   # Retrieve columns from final_matrix, corrected index calculation
66   col_indices <- ((i - 1) * 4 + 1):(i * 4)
67   col <- unlist(final_matrix_investments_action[, col_indices])
```

```

68
69 # Ensure this is done for each value of j
70 for (j in 1:(2390*4)) {
71   Matrice.SP.prime[j, i] <- col[j]
72 }
73 }
74 colnames(Matrice.SP.prime) <- c(1.05, 1.10, 1.15, 1.20, 1.25, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80,
75   0.75)
76
77 results3 <- data.frame(
78   "Option strategie" = c(1.05, 1.10, 1.15, 1.20, 1.25, 0.95, 0.90, 0.85, 0.80, 0.75),
79   Mean = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
80   Median = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
81   Std_Dev = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
82   Variance = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
83   Skewness = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
84   Kurtosis = numeric( length(colnames(Return.Monthly.10)))
85 )
86
87 # Calculer les statistiques pour chaque action et les stocker dans la DataFrame
88 for (i in 1:ncol(Matrice.SP.prime)) {
89   stats3 <- calculate_stats2(Matrice.SP.prime[, i])
90   results3[i, 2:7] <- unlist(stats3)
91 }
92
93 # Afficher les r sultats
94 print(results3)
95
96 returns_df <- data.frame(date = index(Matrice.SP.prime), coredata(Matrice.SP.prime))
97 returns_long <- gather(returns_df, key = "Stock", value = "Return", -date)
98
99 # Boxplots des rendements mensuels
100 ggplot(returns_long, aes(x = Stock, y = Return, fill = Stock)) +
101   geom_boxplot() +
102   labs(title = "Boxplot of Monthly Prime for All Options",
103     x = "Stock",
104     y = "Monthly Prime") +
105   theme_minimal() +
106   theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
107
108 ##### Analyse colonne par maturit #####
109
110 ##### Payoff
111
112 Matrice.maturite <- matrix(nrow = 2390*5, ncol = 8)
113 for (i in 1:10){
114   for (j in 1:4) {
115     col_indices <- (j+ (i-1)*4)
116     col <- unlist(final_matrix2[, col_indices])
117     if (col_indices <= 20){
118       for (k in 1:2390) {
119         Matrice.maturite[k+(i-1)*2390,j] <- col[k]
120       }
121     }
122     else{
123       for (k in 1:2390) {
124         Matrice.maturite[k+(i-6)*2390,j+4] <- col[k]
125       }
126     }
127   }
128 }
129
130 results4 <- data.frame(
131   "Maturity" = c("CALL1M","CALL3M","CALL6M","CALL12M","PUT1M","PUT3M","PUT6M","PUT12M"),
132   Mean = numeric(8),
133   Median = numeric(8),
134   Std_Dev = numeric(8),
135   Variance = numeric(8),
136   Skewness = numeric(8),
137   Kurtosis = numeric(8)
138 )
139
140
141 # Calculer les statistiques pour chaque action et les stocker dans la DataFrame
142 for (i in 1:ncol(Matrice.maturite)) {
143   stats4 <- calculate_stats2(Matrice.maturite[, i])
144   results4[i, 2:7] <- unlist(stats4)

```

```

145 }
146
147 # Afficher les r sultats
148 print(results4)
149
150 returns_df <- data.frame(date = index(Matrice.maturite), coredata(Matrice.maturite))
151 returns_long <- gather(returns_df, key = "Stock", value = "Return", -date)
152
153 # Boxplots des rendements mensuels
154 ggplot(returns_long, aes(x = Stock, y = Return, fill = Stock)) +
155   geom_boxplot() +
156   labs(title = "Boxplot of Monthly Returns In terms of Maturity",
157        x = "Stock",
158        y = "Monthly Return") +
159   theme_minimal() +
160   theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
161
162 ##### Primes
163
164
165 Matrice.maturite.prime <- matrix(nrow = 2390*10, ncol = 4)
166 for (i in 1:10){
167   for (j in 1:4) {
168     col_indices <- (j+ (i-1)*4)
169     col <- unlist(final_matrix_investments_action[, col_indices])
170     if (col_indices <= 20){
171       for (k in 1:2390) {
172         Matrice.maturite.prime[k+(i-1)*2390,j] <- col[k]
173       }
174     }
175     else{
176       for (k in 1:2390) {
177         Matrice.maturite.prime[k+(i-1)*2390,j] <- col[k]
178       }
179     }
180   }
181 }
182
183 results5 <- data.frame(
184   "Maturity" = c("1M","3M","6M","12M"),
185   Mean = numeric(4),
186   Median = numeric(4),
187   Std_Dev = numeric(4),
188   Variance = numeric(4),
189   Skewness = numeric(4),
190   Kurtosis = numeric(4)
191 )
192
193 # Calculer les statistiques pour chaque action et les stocker dans la DataFrame
194 for (i in 1:ncol(Matrice.maturite.prime)) {
195   stats5 <- calculate_stats2(Matrice.maturite.prime[, i])
196   results5[i, 2:7] <- unlist(stats5)
197 }
198
199
200
201 # Afficher les r sultats
202 print(results5)
203
204 returns_df <- data.frame(date = index(Matrice.maturite.prime), coredata(Matrice.maturite.
  prime))
205 returns_long <- gather(returns_df, key = "Stock", value = "Return", -date)
206
207 # Boxplots des rendements mensuels
208 ggplot(returns_long, aes(x = Stock, y = Return, fill = Stock)) +
209   geom_boxplot() +
210   labs(title = "Boxplot of Monthly Prime in terms of maturity",
211        x = "Stock",
212        y = "Monthly Return") +
213   theme_minimal() +
214   theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
215
216
217 ##### Analyse colonne par SP et maturit #####
218
219
220
221 ##### Payoff

```

```

222
223 Matrice.SP <- final_matrix2
224
225 colnames(Matrice.SP) <- c(
226   "1.05/1M", "1.05/3M", "1.05/6M", "1.05/12M",
227   "1.10/1M", "1.10/3M", "1.10/6M", "1.10/12M",
228   "1.15/1M", "1.15/3M", "1.15/6M", "1.15/12M",
229   "1.20/1M", "1.20/3M", "1.20/6M", "1.20/12M",
230   "1.25/1M", "1.25/3M", "1.25/6M", "1.25/12M",
231   "0.95/1M", "0.95/3M", "0.95/6M", "0.95/12M",
232   "0.90/1M", "0.90/3M", "0.90/6M", "0.90/12M",
233   "0.85/1M", "0.85/3M", "0.85/6M", "0.85/12M",
234   "0.80/1M", "0.80/3M", "0.80/6M", "0.80/12M",
235   "0.75/1M", "0.75/3M", "0.75/6M", "0.75/12M"
236 )
237
238
239 results2 <- data.frame(
240   "Option strategie" = c(
241     "1.05/1M", "1.05/3M", "1.05/6M", "1.05/12M",
242     "1.10/1M", "1.10/3M", "1.10/6M", "1.10/12M",
243     "1.15/1M", "1.15/3M", "1.15/6M", "1.15/12M",
244     "1.20/1M", "1.20/3M", "1.20/6M", "1.20/12M",
245     "1.25/1M", "1.25/3M", "1.25/6M", "1.25/12M",
246     "0.95/1M", "0.95/3M", "0.95/6M", "0.95/12M",
247     "0.90/1M", "0.90/3M", "0.90/6M", "0.90/12M",
248     "0.85/1M", "0.85/3M", "0.85/6M", "0.85/12M",
249     "0.80/1M", "0.80/3M", "0.80/6M", "0.80/12M",
250     "0.75/1M", "0.75/3M", "0.75/6M", "0.75/12M"
251   ),
252   Mean = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
253   Median = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
254   Std_Dev = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
255   Variance = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
256   Skewness = numeric(length(colnames(Return.Monthly.10))),
257   Kurtosis = numeric( length(colnames(Return.Monthly.10)))
258 )
259
260 # Calculer les statistiques pour chaque action et les stocker dans la DataFrame
261 for (i in 1:ncol(Matrice.SP)) {
262   stats2 <- calculate_stats2(Matrice.SP[, i])
263   results2[i, 2:7] <- unlist(stats2)
264 }
265
266 # Afficher les r sultats
267 print(results2)
268
269 ##### Analyse du portefeuille #####
270
271 cor_matrix <- cor(Return.Monthly.10)
272 corrplot(cor_matrix, method = "color", type = "upper", order = "hclust",
273   tl.col = "black", tl.srt = 45,
274   addCoef.col = "black", number.cex = 0.7,
275   col = colorRampPalette(c("blue", "white", "red"))(200))
276
277 # Boxplots des rendements mensuels
278 ggplot(returns_long, aes(x = Stock, y = Return, fill = Stock)) +
279   geom_boxplot() +
280   labs(title = "Boxplot of Monthly Returns for All Stocks",
281     x = "Stock",
282     y = "Monthly Return") +
283   theme_minimal() +
284   theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))

```

7.5.3 Creation base de donnée pour l'optimisation

```

1 ##### CREATION DE LA BASE DE DONNEE POUR L'OPTIMISATION
  #####
2
3 ##### Fonction de filtrage #####
4
5 filter_options_long <- function(final) {
6   # Select options with 6 or 12 months maturity
7   selected_columns <- c()
8   for (i in seq(1, 400, by = 4)) {

```

```

9     selected_columns <- c(selected_columns, i+2, i+3) # Columns for 6 and 12 months
10     maturity puts
11     return(final[, selected_columns])
12 }
13
14 filter_options_short <- function(final) {
15     # Select calls and puts with 1, 3, and 6 months maturity
16     selected_columns <- c()
17     for (i in seq(1, 400, by = 4)) {
18         selected_columns <- c(selected_columns, i, i+1)
19     }
20     return(final[, selected_columns])
21 }
22
23 # Ceci ke pourrais l'utiliser pour prot ger les postions dans lesquels j'investis
24 # beaucoup avec Markowitz
25 filter_strategy_long_put <- function(final) {
26     # PUT 6 AND 12
27     selected_columns <- c()
28     for (i in seq(1, 200, by = 20)) {
29         selected_columns <- c(selected_columns, i+10, i+11, i+12, i+13, i+14, i+ 15, i+16, i
30             +17, i+18, i+19) # Columns for 6 and 12 months maturity puts
31     }
32     return(final[, selected_columns])
33 }
34
35 # Ceci je pourrais l'utiliser pour essayer de profiter de la croissance a long terme d'
36 # actif mais je pense le prix risque d'etre plus lv . Prendre ceux avec le
37 # rendement le plus lv ?
38 filter_strategy_long_call <- function(final) {
39     # PUT 6 AND 12
40     selected_columns <- c()
41     for (i in seq(1, 200, by = 20)) {
42         selected_columns <- c(selected_columns, i, i+1, i+2, i+3, i+4, i+ 5, i+6, i+7, i+8, i
43             +9) # Columns for 6 and 12 months maturity puts
44     }
45     return(final[, selected_columns])
46 }
47
48 # Venir profiter de variation a court terme positive
49 filter_strategy_short_call <- function(final) {
50     # PUT 6 AND 12
51     selected_columns <- c()
52     for (i in seq(1, 200, by = 20)) {
53         selected_columns <- c(selected_columns, i, i+1, i+2, i+3, i+4, i+ 5, i+6, i+7, i+8, i
54             +9) # Columns for 6 and 12 months maturity puts
55     }
56     return(final[, selected_columns])
57 }
58
59 # Venir profiter de variation a court terme negative et se prot ger un peu
60 filter_strategy_short_put <- function(final) {
61     # PUT 6 AND 12
62     selected_columns <- c()
63     for (i in seq(1, 200, by = 20)) {
64         selected_columns <- c(selected_columns, i+10, i+11, i+12, i+13, i+14, i+ 15, i+16, i
65             +17, i+18, i+19) # Columns for 6 and 12 months maturity puts
66     }
67     return(final[, selected_columns])
68 }
69
70 ##### Filtrage #####
71
72 ##### Return
73 return_options_long <- filter_options_long(Portefeuille.action.option.return)
74 return_options_short <- filter_options_short(Portefeuille.action.option.return)
75
76 return_strategy_long_call <- filter_strategy_long_call(return_options_long)
77 return_strategy_short_call <- filter_strategy_short_call(return_options_short)
78
79 return_strategy_long_put <- filter_strategy_long_put(return_options_long)
80 return_strategy_short_put <- filter_strategy_short_put(return_options_short)
81
82 ##### Prime
83 prime_options_long <- filter_options_long(Portefeuille.action.option.investment)
84 prime_options_short <- filter_options_short(Portefeuille.action.option.investment)
85

```

```

79 prime_strategy_long_call <- filter_strategy_long_call(prime_options_long)
80 prime_strategy_short_call <- filter_strategy_short_call(prime_options_short)
81
82 prime_strategy_long_put <- filter_strategy_long_put(prime_options_long)
83 prime_strategy_short_put <- filter_strategy_short_put(prime_options_short)
84
85 ##### Action dans les quels investir
86
87 mvweight2 <- matrix(nrow = 119, ncol = 2)
88
89 mvweight2[, 1] <- 1
90 mvweight2[, 2] <- 9
91
92 ##### Cr ation de la base de donn e CALL #####
93 final_return_strategy_long_call <- matrix(0, nrow = 119, ncol = 20)
94 final_prime_strategy_long_call <- matrix(nrow = 119, ncol = 20)
95 final_mean_strategy_long_call <- matrix(nrow = 119, ncol = 20)
96 best_column_matrix_return_long_call <- matrix(0, nrow = 119, ncol = 1)
97 best_column_matrix_prime_long_call <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
98 best_column_matrix_mean_long_call <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
99 max_mean_index_long_call <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
100
101 # Assign column names based on the first row selections
102 colnames(final_return_strategy_long_call) <- c(
103   colnames(return_strategy_long_call)[((mvweight2[1,1]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,1]*10)],
104   colnames(return_strategy_long_call)[((mvweight2[1,2]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,2]*10)]
105 )
106 colnames(final_prime_strategy_long_call) <- c(
107   colnames(prime_strategy_long_call)[((mvweight2[1,1]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,1]*10)],
108   colnames(prime_strategy_long_call)[((mvweight2[1,2]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,2]*10)]
109 )
110
111 #mon probleme ici est de bien prendre en compte la temporalit , ici je dois pre
112 for (i in 1:119){
113   for (j in 1:2){
114     # Correct calculation of indices with parentheses
115     left_indices <- ((j-1)*10 + 1):(j*10)
116     right_indices <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + 1):(mvweight2[i,j]*10)
117     final_prime_strategy_long_call[i, left_indices] <- as.vector(as.matrix(prime_strategy_
118       long_call[i+120, right_indices]))
119     final_mean_strategy_long_call[i, left_indices] <- colMeans(as.matrix(return_strategy_
120       long_call[i:(i + 120), right_indices]) + as.matrix(prime_strategy_long_call[i:(i
121       + 120), right_indices]))
122     max_mean_index_long_call[i] <- which.max(final_mean_strategy_long_call[i, ])
123     best_column_matrix_mean_long_call[i] <- final_mean_strategy_long_call[i, max_mean_
124       index_long_call[i]]
125     for (k in 1:10){
126       if (k %% 2 == 0) {
127         indice <- 12
128         if (i + indice <= 119){
129           left_indices2 <- ((j-1)*10) + k
130           right_indices2 <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + k)
131           final_return_strategy_long_call[i + indice, left_indices2] <- final_return_
132             strategy_long_call[i + indice, left_indices2] + as.matrix(return_strategy_
133               long_call[i + 120 + indice, right_indices2])
134           if (j == 2){
135             best_column_matrix_return_long_call[i + indice] <- final_return_strategy_long
136               _call[i + indice, max_mean_index_long_call[i]]
137           }
138         }
139       } else {
140         indice <- 6
141         if (i + indice <= 119){
142           left_indices2 <- ((j-1)*10) + k
143           right_indices2 <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + k)
144           final_return_strategy_long_call[i + indice, left_indices2] <- final_return_
145             strategy_long_call[i + indice, left_indices2] + as.matrix(return_strategy_
146               long_call[i + 120 + indice, right_indices2])
147           if (j == 2){
148             best_column_matrix_return_long_call[i + indice] <- final_return_strategy_long
149               _call[i + indice, max_mean_index_long_call[i]]
150           }
151         }
152       }
153     }
154     best_column_matrix_prime_long_call[i] <- final_prime_strategy_long_call[i, max_
155       mean_index_long_call[i]]
156   }
157 }

```

```

145     }
146   }
147 }
148
149 colMeans(best_column_matrix_return_long_call + best_column_matrix_prime_long_call)
150
151
152 ##### Cr ation de la base de donn e PUT #####
153
154 final_return_strategy_short_put <- matrix(0, nrow = 119, ncol = 20)
155 final_prime_strategy_short_put <- matrix(nrow = 119, ncol = 20)
156 final_mean_strategy_short_put <- matrix(nrow = 119, ncol = 20)
157 best_column_matrix_return_short_put <- matrix(0, nrow = 119, ncol = 1)
158 best_column_matrix_prime_short_put <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
159 best_column_matrix_mean_short_put <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
160 max_mean_index_short_put <- matrix(nrow = 119, ncol = 1)
161
162 # Assign column names based on the first row selections
163 colnames(final_return_strategy_short_put) <- c(
164   colnames(return_strategy_short_put)[((mvweight2[1,1]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,1]*10)],
165   colnames(return_strategy_short_put)[((mvweight2[1,2]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,2]*10)]
166 )
167 colnames(final_prime_strategy_short_put) <- c(
168   colnames(prime_strategy_short_put)[((mvweight2[1,1]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,1]*10)],
169   colnames(prime_strategy_short_put)[((mvweight2[1,2]-1)*10 + 1):(mvweight2[1,2]*10)]
170 )
171
172 #mon probleme ici est de bien prendre en compte la temporalit , ici je dois pre
173 for (i in 1:119){
174   for (j in 1:2){
175     # Correct calculation of indices with parentheses
176     left_indices <- ((j-1)*10 + 1):(j*10)
177     right_indices <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + 1):(mvweight2[i,j]*10)
178     final_prime_strategy_short_put[i, left_indices] <- as.vector(as.matrix(prime_strategy_
179       _short_put[i+120, right_indices]))
180     final_mean_strategy_short_put[i, left_indices] <- colMeans(as.matrix(return_strategy_
181       _short_put[i:(i + 120), right_indices]) + as.matrix(prime_strategy_short_put[i:(i
182         + 120), right_indices]))
183     max_mean_index_short_put[i] <- which.max(final_mean_strategy_short_put[i, ])
184     best_column_matrix_mean_short_put[i] <- final_mean_strategy_short_put[i,max_mean_
185       index_short_put[i] ]
186     for (k in 1:10){
187       if (k %% 2 == 0) {
188         indice <- 12
189         if (i + indice <= 119){
190           left_indices2 <- ((j-1)*10) + k
191           right_indices2 <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + k)
192           final_return_strategy_short_put[i + indice, left_indices2] <- final_return_
193             strategy_short_put[i + indice, left_indices2] + as.matrix(return_strategy_
194               _short_put[i + 120 + indice, right_indices2])
195           if (j == 2){
196             best_column_matrix_return_short_put[i + indice] <- final_return_strategy_
197               _short_put[i + indice, max_mean_index_short_put[i]]
198           }
199         }
200       }
201       best_column_matrix_prime_short_put[i] <- final_prime_strategy_short_put[i, max_
202         mean_index_short_put[i]]
203     } else {
204       indice <- 6
205       if (i + indice <= 119){
206         left_indices2 <- ((j-1)*10) + k
207         right_indices2 <- ((mvweight2[i,j]-1)*10 + k)
208         final_return_strategy_short_put[i + indice, left_indices2] <- final_return_
209           strategy_short_put[i + indice, left_indices2] + as.matrix(return_strategy_
210             _short_put[i + 120 + indice, right_indices2])
211         if (j == 2){
212           best_column_matrix_return_short_put[i + indice] <- final_return_strategy_
213             _short_put[i + indice, max_mean_index_short_put[i]]
214         }
215       }
216     }
217     best_column_matrix_prime_short_put[i] <- final_prime_strategy_short_put[i, max_
218       mean_index_short_put[i]]
219   }
220 }
221 }
222 }
223 }
224 }
225 }
226 }
227 }
228 }
229 }
230 colMeans(best_column_matrix_return_short_put + best_column_matrix_prime_short_put)

```

[illegible]

```

282 action <- c("ASML", "L'OREAL", "LVMH", "SAP", "SIEMENS", "TOTAL", "SANOFI", "AIR LIQUIDE"
, "ALLIANZ", "SCHNEIDER")
283 new_strat_mean_option <- matrix(nrow = 119, ncol = 24)
284 for (j in 1:119){
285   new_strat_mean_option[j,1] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,1]], sep = "")]][(j+107):(j+119),3])) +
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,1]], sep = "")]][(j+101):(j+113),3]))))
286   new_strat_mean_option[j,2] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,2]], sep = "")]][(j+107):(j+119),4])) +
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,2]], sep = "")]][(j+95):(j+107),4]))))
287   new_strat_mean_option[j,3] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,3]], sep = "")]][(j+107):(j+119),7])) +
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,3]], sep = "")]][(j+101):(j+113),7]))))
288   new_strat_mean_option[j,4] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,4]], sep = "")]][(j+107):(j+119),8)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,4]], sep = "")]][(j+95):(j+107),8)))))
289   new_strat_mean_option[j,5] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,5]], sep = "")]][(j+107):(j+119),11)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,5]], sep = "")]][(j+101):(j+113),11)))))
290   new_strat_mean_option[j,6] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,6]], sep = "")]][(j+107):(j+119),12)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,6]], sep = "")]][(j+95):(j+107),12)))))
291   new_strat_mean_option[j,7] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,7]], sep = "")]][(j+107):(j+119),3)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,7]], sep = "")]][(j+101):(j+113),3)))))
292   new_strat_mean_option[j,8] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,8]], sep = "")]][(j+107):(j+119),4)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,8]], sep = "")]][(j+95):(j+107),4)))))
293   new_strat_mean_option[j,9] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,9]], sep = "")]][(j+107):(j+119),7)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,9]], sep = "")]][(j+101):(j+113),7)))))
294   new_strat_mean_option[j,10] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,10]], sep = "")]][(j+107):(j+119),8)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,10]], sep = "")]][(j+95):(j+107),8)))))
295   new_strat_mean_option[j,11] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,11]], sep = "")]][(j+107):(j+119),11)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,11]], sep = "")]][(j+101):(j+113),11)))))
296   new_strat_mean_option[j,12] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,12]], sep = "")]][(j+107):(j+119),12)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,12]], sep = "")]][(j+95):(j+107),12)))))
297   new_strat_mean_option[j,13] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,13]], sep = "")]][(j+107):(j+119),29)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,13]], sep = "")]][(j+106):(j+118),29)))))
298   new_strat_mean_option[j,14] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,14]], sep = "")]][(j+107):(j+119),30)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,14]], sep = "")]][(j+104):(j+116),30)))))
299   new_strat_mean_option[j,15] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,15]], sep = "")]][(j+107):(j+119),33)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,15]], sep = "")]][(j+106):(j+118),33)))))
300   new_strat_mean_option[j,16] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,16]], sep = "")]][(j+107):(j+119),34)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,16]], sep = "")]][(j+104):(j+116),34)))))
301   new_strat_mean_option[j,17] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,17]], sep = "")]][(j+107):(j+119),37)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,17]], sep = "")]][(j+106):(j+118),37)))))
302   new_strat_mean_option[j,18] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,18]], sep = "")]][(j+107):(j+119),38)))+
mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
strat_index_action[j,18]], sep = "")]][(j+104):(j+116),38)))))
303   new_strat_mean_option[j,19] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
Return.", action[new_strat_index_action[j,19]], sep = "")]][(j+107):(j+119),29)))+

```

```

    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,19]], sep = "")]][(j+106):(j+118),29]]))
304 new_strat_mean_option[j,20] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
      Return.", action[new_strat_index_action[j,20]], sep = "")]][(j+107):(j+119),30]]))+
    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,20]], sep = "")]][(j+104):(j+116),30]]))
305 new_strat_mean_option[j,21] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
      Return.", action[new_strat_index_action[j,21]], sep = "")]][(j+107):(j+119),33]]))+
    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,21]], sep = "")]][(j+106):(j+118),33]]))
306 new_strat_mean_option[j,22] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
      Return.", action[new_strat_index_action[j,22]], sep = "")]][(j+107):(j+119),34]]))+
    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,22]], sep = "")]][(j+104):(j+116),34]]))
307 new_strat_mean_option[j,23] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
      Return.", action[new_strat_index_action[j,23]], sep = "")]][(j+107):(j+119),37]]))+
    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,23]], sep = "")]][(j+106):(j+118),37]]))
308 new_strat_mean_option[j,24] <- (mean(as.numeric(final_returns_matrices_action[[paste("
      Return.", action[new_strat_index_action[j,24]], sep = "")]][(j+107):(j+119),38]]))+
    mean(as.numeric(final_investment_matrices_action[[paste("Investment.", action[new_
      strat_index_action[j,24]], sep = "")]][(j+104):(j+116),38]]))
309 }
310 new_strat_mean <- cbind(new_strat_mean_action,new_strat_mean_option)
311
312
313 matrix_for_sd <- matrix(nrow = 119, ncol = 10)
314 for (i in 1:119){
315   for (j in 1:10){
316     matrix_for_sd[i,j] <- sd(Return.Monthly.10[(i):(i+119),j])
317   }
318 }

```

7.5.4 Modèle moyenne variance

```

1 ##### MODELE MOYENNE VARIANCE
  #####
2
3 ##### IN SAMPLE #####
4
5 ##### Model #####
6
7 # Mean and cov
8 mean_mv_Monthly.10 = colMeans(Return.Monthly.10)
9
10 cov_mv_Monthly.10 = cov(Return.Monthly.10)
11
12 #calculate mean variance
13
14 weight_mv_Monthly.10 = as.numeric(solve(rep(1,10)%%solve(cov_mv_Monthly.10)%%mean_mv_
    Monthly.10))*(solve(cov_mv_Monthly.10) %%% mean_mv_Monthly.10)
15
16
17 #put the values in a matrix
18 weight_mv_Monthly.10 = matrix(rep(weight_mv_Monthly.10,239), nrow = 239, ncol = 10, byrow
    = TRUE)
19
20 # Return vector
21 mv_return_Monthly.10 <- vector(mode = "numeric", length = 239)
22
23 #Return*weight
24
25 mv_return_weigth_Monthly.10 = Return.Monthly.10 *weight_mv_Monthly.10
26
27
28 for(i in 1:239)
29 {
30   mv_return_Monthly.10[i] <- sum(mv_return_weigth_Monthly.10[i,])
31 }
32
33 0.34*0.15
34
35 ##### Performance #####
36 ### anualized ###
37
38 #mean

```

```
39 ann_mean_mv_return_Monthly.10 <- mean(mv_return_Monthly.10)*12
40
41 #Standard deviation
42 ann_sd_mv_return_Monthly.10 <- sd(mv_return_Monthly.10)*sqrt(12)
43
44 #Sharpe Ratio
45 ann_sharpe_mv_return_Monthly.10 <- ann_mean_mv_return_Monthly.10/ann_sd_mv_return_Monthly
  .10
46
47 ##### OUT OF SAMPLE #####
48
49 ##### Model #####
50
51 # matrix for weighth without training set
52 weight_mvWindow_Monthly.10 = matrix(nrow = 119, ncol = 10)
53
54 # Monthly dataset
55 for(i in 0:118)# 1 month loop, calculate the 10 years cov, mean and weighth
56 {
57   mean_mvWindow_Monthly.10 = colMeans(Return.Monthly.10[(i+1):(i+120),])
58   cov_mvWindow_Monthly.10 = cov(Return.Monthly.10[(i+1):(i+120),])
59   weight1_mvWindow_Monthly.10 = as.numeric(solve(rep(1,10)%%solve(cov_mvWindow_Monthly
    .10)%%mean_mvWindow_Monthly.10))*(solve(cov_mvWindow_Monthly.10) %% mean_mvWindow
    _Monthly.10)
60   for (j in (i):(i+1))
61   {
62     weight_mvWindow_Monthly.10[j,] = weight1_mvWindow_Monthly.10
63   }
64 }
65
66
67 # Returns
68 mvWindow_return_Monthly.10 <- vector(mode = "numeric", length = 119)
69
70 # Return*weight
71 mvWindow_return_weigth_Monthly.10 = weight_mvWindow_Monthly.10*Return.Monthly
  .10[121:239,]
72
73 for(i in 1:119)
74 {
75   mvWindow_return_Monthly.10[i] = sum(mvWindow_return_weigth_Monthly.10[i,])
76 }
77
78 ##### Performance #####
79
80 ### Not Anualized ###
81
82 # mean
83 mean_mvWindow_return_Monthly.10 <- mean(mvWindow_return_Monthly.10)
84
85 # Standard deviation
86 sd_mvWindow_return_Monthly.10 <- sd(mvWindow_return_Monthly.10)
87
88 #Sharpe Ratio
89 sharpe_mvWindow_return_Monthly.10 <- mean_mvWindow_return_Monthly.10/sd(mvWindow_return_
  Monthly.10)
90
91 ### Annualized ###
92
93 #mean
94 ann_mean_mvWindow_return_Monthly.10 <- mean(round(mvWindow_return_Monthly.10,8))*12
95
96 #Standard deviation
97 ann_sd_mvWindow_return_Monthly.10 <- sd(round(mvWindow_return_Monthly.10,8))*sqrt(12)
98
99 #Sharpe Ratio
100 ann_sharpe_mvWindow_return_Monthly.10 <- ann_mean_mvWindow_return_Monthly.10/ann_sd_
  mvWindow_return_Monthly.10
101
102
103 data <- data.frame(
104   "mean" = ann_mean_mvWindow_return_Monthly.10,
105   "Sd" = ann_sd_mvWindow_return_Monthly.10,
106   "Sharpe" = ann_sharpe_mvWindow_return_Monthly.10,
107 )
108
109 # Afficher le tableau
110 print(data)
```

7.5.5 Modèle d'optimisation avec les options

```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import cvxpy as cp
4 from math import sqrt
5 import matplotlib.pyplot as plt
6
7 # Charger les données partir des fichiers Excel
8 file_path1 = 'D:\\Price.Monthly.10.xlsx'
9 file_path2 = 'D:\\new_strat_return.xlsx'
10 file_path3 = 'D:\\new_strat_prime.xlsx'
11 file_path4 = 'D:\\weight_mvWindow.Monthly.10.xlsx'
12 file_path5 = 'D:\\new_strat_mean.xlsx'
13 file_path8 = 'D:\\new_strat_SP.xlsx'
14 file_path10 = 'D:\\new_strat_index_action.xlsx'
15 file_path11 = 'D:\\matrix_for_sd.xlsx'
16
17
18 Pi = pd.read_excel(file_path1, sheet_name='Price.Monthly.10').iloc[:, :].values
19 Rij = pd.read_excel(file_path2, sheet_name='new_strat_return').iloc[:, :].values
20 Primeij = pd.read_excel(file_path3, sheet_name='new_strat_prime').iloc[:, :].values
21 Weight_action = pd.read_excel(file_path4, sheet_name="weight_mvWindow.Monthly.10").values
22 Meanij = pd.read_excel(file_path5, sheet_name="new_strat_mean").values
23 strikeij = pd.read_excel(file_path8, sheet_name="new_strat_SP").values
24 index_action2 = pd.read_excel(file_path10, sheet_name="new_strat_index_action").values
25 sdij = pd.read_excel(file_path11, sheet_name="matrix_for_sd").values
26
27 # Fonction de simulation de Monte Carlo pour une seule action
28 np.random.seed(12345)
29 def monte_carlo_simulation(current_price, mu, sigma, T, simulations=10000):
30     dt = 1 / 12 # tapes mensuelles
31     price_paths = np.zeros((simulations, int(T * 12) + 1))
32     price_paths[:, 0] = current_price
33
34     for t in range(1, int(T * 12) + 1):
35         z = np.random.randn(simulations)
36         price_paths[:, t] = price_paths[:, t - 1] * np.exp((mu - 0.5 * sigma ** 2) * dt +
37                     sigma * np.sqrt(dt) * z)
38
39     return price_paths
40
41 # Calcul des payoffs des options
42 def calculate_option_payoffs_put(simulated_prices, strike_price):
43     return np.maximum(strike_price - simulated_prices, 0)
44
45 def calculate_option_payoffs_call(simulated_prices, strike_price):
46     return np.maximum(simulated_prices - strike_price, 0)
47
48 def plot_matrix_columns(data, start_col, end_col, title):
49     plt.figure(figsize=(10, 6))
50     for col in range(start_col, end_col):
51         plt.plot(data[:, col], label=f'Parametre {col + 1}')
52     plt.title(title)
53     plt.xlabel('Temps')
54     plt.ylabel('Valeur')
55     plt.legend()
56     plt.show()
57
58
59 Test_parametre_sharpe = np.zeros((1,3))
60 Test_parametre_mean = np.zeros((1,3))
61 Test_parametre_sd = np.zeros((1,3))
62 sums_of_weights_final = []
63
64 maturity = [6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3]
65 n_options = 24
66 window_size = 120
67 n_periods = 119
68
69 # Create a vector with values 6, 7, 8, 9
70 Valeurs_portefeuille_initial = 10000
71 Investissement_option = np.array([0.02*Valeurs_portefeuille_initial])
72 weights_test = np.zeros((3,n_periods, n_options))
73 # Create a vector with values 0.1, 0.2, ..., 1.0
74 vector_lambda = np.array([0, 0.5, 1])
75 for b in range(1):

```

```

76     for n in range(3):
77         # Initialiser les listes pour stocker les r sultats
78         optimal_weights_t_list = []
79
80         # Initialiser la matrice pour stocker tous les poids
81         weights_matrix = np.zeros((n_periods, n_options))
82         payoff_option = np.zeros((119))
83         cost_option = np.zeros((119))
84         gain_option = np.zeros((119))
85         Valeurs_action = np.zeros((120))
86         Gain_option = np.zeros((120))
87         Perte_option = np.zeros((120))
88         Valeurs_portefeuille = np.zeros((120))
89         Budget_disponible_option = np.zeros((120))
90         Valeurs_portefeuille_initial = 10000
91         Gain_option_initial = 0
92         Perte_option_initial = 0
93         Gain_option[0] = Gain_option_initial
94         Perte_option[0] = Perte_option_initial
95         Valeurs_portefeuille[0] = Valeurs_portefeuille_initial
96         Valeurs_action[0] = Valeurs_portefeuille_initial - Investissement_option[b]
97         Budget_disponible_option[0] = 24* Investissement_option[b]
98         # Boucle sur chaque fen tre temporelle
99         for i in range(n_periods):
100             Pi_window = Pi[i + 120,] # Acc s via iloc pour viter les avertissements
101                                     # futurs
102             Meanij_window = Meanij[i,]
103             Weigthij_window = Weigth_action[i,] * (1-(Investissement_option[b] / Valeurs_
104                 portefeuille[i]))
105             strikeij_window = strikeij[i,]
106             sdij_window = sdij[i,]
107             index_action2_window = index_action2[i,]
108             Primeij_window = Primeij[i,]
109             Budget_investis_t = Investissement_option[b]
110             epsilon = 0.0000001
111
112             weights_t = cp.Variable(n_options, name="Weights_t")
113
114             # Convertir Weigthij_window en vecteur colonne avant la concat nation
115             Weigthij_window = Weigthij_window.reshape(-1, 1)
116
117             weights_t_col = cp.reshape(weights_t, (n_options, 1))
118             combined_weights = cp.vstack([Weigthij_window, weights_t_col])
119             combined_weights2 = combined_weights[:, :]
120
121             simulations_list_12 = np.array(
122                 [monte_carlo_simulation(Pi_window[j], Meanij_window[j], sdij_window[j], T
123                     =1) for j in range(10)])
124             maturity = [6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3,
125                 1, 3, 1, 3]
126             maturitycall = [6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12, 6, 12]
127             maturityput = [1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 1, 3]
128
129             final_values_matrix = np.zeros((10000, 34))
130             for j in range(10):
131                 final_values_matrix[:, j] = simulations_list_12[j][:, 12]
132             for k in range(24):
133                 final_values_matrix[:, 10 + k] = simulations_list_12[index_action2_window
134                     [k] - 1][:, maturity[k]]
135
136             action = np.zeros((10000, 10))
137             optioncall = np.zeros((10000, 12))
138             optionput = np.zeros((10000, 12))
139             final = np.zeros((10000, 34))
140             Valeurs_portefeuille_simu = np.zeros((10000))
141             for j in range(10000):
142                 for k in range(10):
143                     action[j, k] = np.log(final_values_matrix[j, k]) - np.log(Pi_window[k
144                         ])
145                 for v in range(12):
146                     optioncall[j, v] = (calculate_option_payoffs_call(final_values_matrix
147                         [j, 10 + v],
148                             strikeij_window[v]
149                             - Primeij_window
150                             [10+v])/Pi_
151                             window[index_
152                                 action2_window[v]

```

```

143         for l in range(12):
144             optionput[j, l] = (calculate_option_payoffs_put(final_values_matrix[j
145                 , 22 + l],
146                                     strikeij_window[12+l
147                                         ]) - Primeij_
148                                         window[22+l])/Pi_
149                                         window[index_
150                                         action2_window
151                                         [12+l])
152
153         final[j, 0:10] = action[j, :]
154         final[j, 10:22] = optioncall[j, :]
155         final[j, 22:34] = optionput[j, :]
156
157         losses = -((final @ combined_weights2))
158         losses = cp.reshape(losses, (10000,))
159
160         # Nombre de scenarios
161         N = 10000
162
163         # D finir la variable pour les pertes au-del de la VaR
164         VaR = cp.Variable()
165         excess_losses = cp.Variable(N)
166
167         # D finir le niveau de confiance (par exemple, 95%)
168         confidence_level = 0.95
169
170         # Niveau de confiance pour la CVaR
171         alpha = 0.05
172
173         constraints = [
174             cp.sum(weights_t) + cp.sum(Weigthij_window) == 1,
175             weights_t >= 0,
176
177             excess_losses >= losses - VaR,
178             excess_losses >= 0,
179
180         ]
181
182         penalty = epsilon * cp.sum(excess_losses) / 10000
183
184         CVaR = VaR + (1 / (alpha * N)) * cp.sum(excess_losses)
185
186         # Facteur d'aversion au risque
187         lamda = vector_lamda[n]
188
189         objective = cp.Maximize(cp.sum((Meanij_window @ combined_weights2)) - lamda
190             * CVaR - penalty)
191
192         problem = cp.Problem(objective, constraints)
193         result = problem.solve()
194
195         optimal_weights_t_list.append(weights_t.value)
196         weights_matrix[i, :] = weights_t.value
197
198         weights_test[b, :, :] = weights_matrix[:, :]
199
200         if i <= n_periods - 1:
201             for col in range(34):
202                 if col <= 9:
203                     payoff_option[i] += (Rij[i, col] * (Weigth_action[i,col]* (1-(
204                         Investissement_option[b] / Valeurs_portefeuille[i]))))
205                 else:
206                     if i >= maturity[col - 10]:
207                         cost_option[i] += weights_matrix[i, col- 10]*Valeurs_
208                             portefeuille[i]
209                         gain_option[i] += Rij[i, col] * ( Valeurs_portefeuille[i]*
210                             weights_matrix[i - maturity[col - 10], col - 10] / (
211                                 Primeij[i - maturity[col - 10],col]))
212                     else:
213                         rendement reel de l'option #ici c'est mon
214
215                         c'est montant investis a l'epoque ( #ici
216
217                         #ici la prime pay l' poque ) -> ensemble il me donne le

```

```

204         nombre d'option que j'ai achet
        cost_option[i] += weights_matrix[i, col- 10]*Valeurs_
        portefeuille[i]
205         #cost_option[i] += weights_matrix[i][col - 10] * Budget_
        disponible_option[0]
206
207     Valeurs_action[i + 1] = Valeurs_action[i] * (1 + payoff_option[i])
208     Gain_option[i + 1] = gain_option[i]
209     Perte_option[i + 1] = cost_option[i]
210     Budget_disponible_option[i+1] = Budget_disponible_option[i] + Gain_option
        [i + 1] - Perte_option[i + 1]
211     Valeurs_portefeuille[i + 1] = Valeurs_portefeuille[i] + (Valeurs_action[i
        + 1] - Valeurs_action[i]) + Gain_option[i + 1] - Perte_option[i+1]
212
213     if Budget_disponible_option[i+1]>= Budget_disponible_option[0] :
214         Reinvestissement = Budget_disponible_option[i+1] - Budget_disponible_
        option[0]
215         Valeurs_action[i +1] += Reinvestissement
216         Budget_disponible_option[i + 1] -= Reinvestissement
217
218
219     # Convertir la matrice des poids en DataFrame
220     optimal_weights_t_df = pd.DataFrame(weights_matrix, columns=[f"Option_{i}" for i
        in range(1, n_options + 1)])
221
222     rendement_portefeuille = np.zeros((119))
223     for i in range(n_periods):
224         rendement_portefeuille[i] = (Valeurs_portefeuille[i + 1] - Valeurs_
        portefeuille[i]) / Valeurs_portefeuille[
        i]
225
226
227     # Affichage de la matrice pour v rification
228     rendement_portefeuille = np.round(rendement_portefeuille, 8)
229     mean_costs_payoff_matrix = np.mean(rendement_portefeuille) * 12
230     sd_costs_payoff_matrix = np.std(rendement_portefeuille, ddof=1) * sqrt(12)
231     Sharpe_ratio = mean_costs_payoff_matrix / sd_costs_payoff_matrix
232
233     # Calcul de la VaR      95%
234     VaR_95 = np.percentile(rendement_portefeuille, 5)
235
236     # Calcul de la CVaR      95%
237     CVaR_95 = rendement_portefeuille[rendement_portefeuille <= VaR_95].mean()
238
239     sums_of_weights = optimal_weights_t_df.sum(axis=0).to_frame().T
240     pd.set_option('display.max_columns', None)
241     pd.set_option('display.max_rows', None)
242     pd.set_option('display.expand_frame_repr', False)
243     print("Sum of weights for each column over all windows:")
244     print(np.round(sums_of_weights, 2))
245     sums_of_weights_final.append(np.round(sums_of_weights, 2))
246
247     Test_parametre_sharpe[b,n] = Sharpe_ratio
248     Test_parametre_mean[b,n] = mean_costs_payoff_matrix
249     Test_parametre_sd[b,n] = sd_costs_payoff_matrix
250
251     print("Mean sample : ", Test_parametre_mean)
252     print("Standard deviation sample : ", Test_parametre_sd)
253     print("Sharpe ratiooooooooo : ", Test_parametre_sharpe)
254
255     weights_test[b, :, :] = weights_matrix[:, :]
256
257
258
259
260     # Cr er des DataFrames pour les r sultats
261     sharpe_ratios_df = pd.DataFrame(Test_parametre_sharpe, columns=[f"Lambda_{l}" for l in
        vector_lambda])
262     volatility_df = pd.DataFrame(Test_parametre_sd, columns=[f"Lambda_{l}" for l in vector_
        lambda])
263     returns_df = pd.DataFrame(Test_parametre_mean, columns=[f"Lambda_{l}" for l in vector_
        lambda])
264
265     # Afficher les tableaux
266     print("Tableau des Ratios de Sharpe:")
267     print(sharpe_ratios_df)
268
269     print("\nTableau des Volatilit s:")
270     print(volatility_df)

```

```
271 |  
272 | print("\nTableau des Rendements:")  
273 | print(returns_df)
```

Résumé :

Imaginez un portefeuille qui non seulement résiste aux tempêtes du marché, mais en sort renforcé et plus performant.

Ce mémoire vise à explorer la gestion de portefeuille classique sous un angle différent en proposant des options pour améliorer les rendements ajustés aux risques. Sur base de la théorie de Markowitz, cette étude propose d'ajouter des options hors de la monnaie pour profiter de meilleurs rendements et d'une meilleure gestion des risques.

Grâce à une analyse rigoureuse nous proposons une méthodologie ainsi qu'un modèle d'optimisation capable de combiner gestion de risque et performance plus élevée. Les résultats de ce mémoire démontrent que le modèle utilisé offre des meilleures performances en terme de rendements ajustés aux risques.