

Received: 21-05-2024 | Approved: 23-06-2024

INNOVATION FRUGALE ET INTRAPRENEURIAT : CONTRIBUTION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE A LA GESTION FINANCIERE

Cost-Effective Innovation and Intrapreneurship: The Role of Artificial Intelligence in Financial Management

MANESSOUB CHAYMAE

*Laboratoire Economie et Management des Organisations, (LEMO)
Université Ibn Tofail UIT, Kénitra, Maroc
(chaymae.manessoub@uit.ac.com)*

ZEMZAMI IMANE

*Laboratoire de Recherche Scientifique et Innovation, (RSILab)
Université Ibn Tofail UIT, Kénitra, Maroc
(imane.zemzami@uit.ac.com)*

Résumé:

Cet article examine l'impact transformateur de l'automatisation intelligente (IA) à l'intersection de l'entrepreneuriat interne et de l'innovation rentable, avec un accent particulier sur la supervision des investissements. L'entrepreneuriat interne stimule la créativité au sein des organisations, tandis que l'innovation rentable se concentre sur le développement de solutions efficaces en utilisant des ressources limitées. Ces approches sont cruciales pour relever les défis économiques et stratégiques actuels. En exploitant l'IA comme outil d'optimisation et d'automatisation, les gestionnaires de portefeuille peuvent tirer parti des idées intrapreneuriales tout en respectant les contraintes budgétaires et en maximisant l'utilisation des ressources. À travers des études de cas et des exemples pratiques, cet article illustre comment l'IA facilite l'identification d'opportunités, la gestion des risques et la transformation des innovations internes en avantages concurrentiels. Des recommandations stratégiques pour une intégration harmonieuse de l'IA dans les initiatives d'entrepreneuriat interne et d'innovation rentable sont également proposées, renforçant ainsi l'agilité organisationnelle et la compétitivité dans un environnement en constante évolution. L'article met en avant les avantages significatifs de ces technologies, tels qu'une précision accrue, une réactivité améliorée et la capacité à résoudre des problèmes d'optimisation complexes, positionnant l'IA comme un acteur clé dans la gestion contemporaine des investissements.

Mots clés : Entrepreneuriat interne, Innovation rentable, Automatisation intelligente, Algorithmes adaptatifs.

Abstract:

This article delves into the transformative impact of intelligent automation (IA) at the intersection of internal entrepreneurship and cost-effective innovation, specifically within the realm of investment oversight. Internal entrepreneurship nurtures creativity within organizations, while cost-effective innovation emphasizes the development of efficient solutions with constrained resources. Together, these approaches are essential for navigating the economic and strategic challenges confronting today's businesses.

Leveraging IA as a powerful optimization and automation tool, portfolio managers can effectively harness intrapreneurial ideas while adhering to budgetary constraints and maximizing resource utilization. Through a series of case studies and practical examples, this article demonstrates how IA facilitates opportunity identification, risk management, and the conversion of internal innovations into substantial competitive advantages.

We offer strategic insights into the seamless integration of IA into internal entrepreneurship and cost-effective innovation initiatives, enhancing organizational agility and competitiveness in a rapidly changing landscape. The article highlights significant benefits of these technologies, including improved accuracy, heightened responsiveness, and the capability to tackle complex optimization problems, positioning IA as a vital enabler of contemporary investment management.

Keywords: Internal entrepreneurship, Cost-effective innovation, Intelligent automation, Adaptive algorithms.

Introduction

L'ère de la transformation numérique bouleverse les paradigmes établis de l'innovation et de la gestion d'entreprise. Deux concepts se distinguent comme des réponses à la fois pragmatiques et novatrices face à ces défis contemporains : l'entrepreneuriat interne et l'innovation frugale. L'entrepreneuriat interne incite les employés à adopter une posture entrepreneuriale afin de favoriser l'innovation au sein de l'organisation, tandis que l'innovation frugale, émergeant dans des contextes de ressources restreintes, vise à élaborer des solutions à la fois efficaces et économiquement viables.

Dans ce cadre, l'intelligence artificielle (IA) joue un rôle prépondérant en tant que catalyseur, transformant ces initiatives internes en réelles opportunités de croissance et de création de valeur. La convergence entre l'entrepreneuriat interne et l'innovation frugale s'avère particulièrement pertinente dans le domaine de la gestion de portefeuille, où l'optimisation des ressources et la capacité à innover rapidement sont devenues des impératifs stratégiques. Les gestionnaires de portefeuille doivent, en effet, maximiser les rendements financiers tout en s'adaptant à des marchés en constante mutation, souvent confrontés à des contraintes budgétaires accrues.

L'IA offre des outils puissants pour l'identification des opportunités, la gestion des risques et l'automatisation des processus décisionnels, facilitant ainsi l'intégration des pratiques intrapreneuriales et frugales au sein des organisations. Cet article a pour objectif d'explorer le rôle central de l'intelligence artificielle à l'interface de l'entrepreneuriat interne et de l'innovation frugale, en se concentrant spécifiquement sur la gestion de portefeuille. Nous analyserons comment l'IA permet aux gestionnaires de portefeuille de capitaliser sur les idées novatrices générées en interne, optimisant ainsi l'utilisation des ressources disponibles et développant des solutions adaptées aux exigences du marché. En nous appuyant sur des études de cas et des exemples concrets, nous mettrons en lumière les mécanismes par lesquels l'IA facilite la mise en œuvre d'initiatives intrapreneuriales et sa capacité à transformer la gestion de portefeuille dans des environnements concurrentiels souvent contraints. Enfin, nous proposerons des perspectives sur les applications futures de l'IA dans les domaines de l'entrepreneuriat interne et de l'innovation frugale, tout en discutant des implications pour les entreprises cherchant à renforcer leur agilité et leur compétitivité dans un monde où les ressources sont limitées et où l'innovation est devenue une nécessité incontournable. **Comment l'intelligence artificielle peut-elle servir de levier à l'intrapreneuriat pour stimuler une innovation frugale en gestion financière ?**

Cette question se décline en 3 sous-interrogations pour guider l'analyse et structurer la réflexion :

- Quels sont les apports spécifiques de l'intelligence artificielle aux processus décisionnels en gestion financière?
- En quoi l'intelligence artificielle favorise-t-elle l'émergence de dynamiques intrapreneuriales au sein des organisations?
- Quels sont les freins organisationnels, technologiques ou humains à l'intégration de l'intelligence artificielle dans les démarches intrapreneuriales orientées vers l'innovation frugale?

Pour répondre à ces interrogations, la présente étude adopte une approche analytique fondée sur la mobilisation croisée de trois champs conceptuels : l'intelligence artificielle (IA), l'intrapreneuriat et l'innovation frugale appliqués au domaine de la gestion financière.

Dans un premier temps, l'analyse s'appuie sur une revue approfondie de la littérature récente relative aux techniques d'optimisation financière par l'IA. Cette phase permet de cerner les apports potentiels de l'IA en matière de traitement des données massives, de modélisation prédictive et d'aide à la décision en environnement incertain, tout en identifiant les gains

d'efficacité et de rationalisation des coûts que ces outils peuvent générer. Ces avancées technologiques apparaissent comme autant de leviers favorisant l'émergence d'innovations à moindre coût, répondant aux critères de frugalité.

Dans un second temps, l'étude examine dans quelle mesure l'IA constitue un catalyseur pour les dynamiques intrapreneuriales internes. En facilitant l'expérimentation, la simulation de scénarios, ou encore la création de prototypes agiles, l'IA permet aux acteurs internes (intrapreneurs) de concevoir des solutions innovantes, adaptées aux contraintes de ressources, tout en réduisant les risques inhérents aux processus d'innovation.

Ce croisement analytique met en évidence un mécanisme d'hybridation entre capacités technologiques et initiatives entrepreneuriales internes, propice à la conception de modèles de gestion financière innovants, agiles et économiquement soutenables. Il en résulte l'émergence de formes spécifiques d'innovation frugale assistée par IA, rendue possible par l'exploitation stratégique de données internes, la réduction des redondances, et la capacité à optimiser les allocations de ressources en temps réel.

Enfin, l'étude identifie un ensemble de limites et de conditions critiques pour la mise en œuvre effective de cette synergie. Parmi celles-ci figurent la maturité technologique de l'organisation, la culture de l'expérimentation, la gouvernance des données, ainsi que l'implication des parties prenantes dans les processus de transformation. Ces éléments conditionnent fortement la capacité d'une entreprise à intégrer l'intelligence artificielle dans des logiques intrapreneuriales en vue de générer des innovations véritablement frugales en gestion financière.

Afin de mieux appréhender les interactions entre ces trois dimensions – intelligence artificielle, intrapreneuriat et innovation frugale –, il convient tout d'abord d'en clarifier les contours conceptuels. Cette démarche s'avère indispensable pour poser les fondements théoriques de l'analyse, identifier les spécificités propres à chacun de ces concepts, et dégager les articulations susceptibles d'éclairer leur contribution conjointe à une transformation des pratiques de gestion financière. Ainsi, une définition rigoureuse de chacun de ces axes permettra de construire un cadre d'analyse cohérent, sur lequel reposera l'argumentaire de la présente étude.

1. L'INTRAPRENEURIAT, L'INNOVATION FRUGALE ET LES FONDEMENTS THÉORIQUES DE L'OPTIMISATION DES PORTEFEUILLES D'INVESTISSEMENT

Cet article s'intéresse au processus d'automatisation de la construction de portefeuilles d'investissement optimaux à l'aide d'algorithmes d'intelligence artificielle. Plus précisément, il aborde la problématique de l'optimisation des portefeuilles, que l'on peut formuler de la manière suivante : on considère un ensemble fini de n actifs risqués, accompagnés d'un actif sans risque disposant d'un taux de rendement connu (r_{ft}), ainsi qu'une matrice de corrélation positive définie entre les n actifs. Le portefeuille d'investissement se compose de l'ensemble des ressources financières allouées à ces $n + 1$ actifs.

La sélection d'un portefeuille optimal consiste alors à déterminer la répartition optimale des ressources financières entre actifs risqués et actif sans risque, de manière à maximiser la fonction d'utilité de l'investisseur. Cette fonction dépend notamment de l'aversion au risque de ce dernier. L'algorithme de résolution repose sur le critère de la moyenne-variance.

L'approche traditionnelle de la construction de portefeuilles se limite à représenter le portefeuille cible comme une combinaison linéaire des prix des actifs, en fonction de la situation actuelle du marché. Cette approche réduit la capacité de l'investisseur à explorer une diversité de stratégies d'allocation. La complexité du problème s'accroît considérablement lorsqu'il s'agit de déterminer la proportion optimale de ressources à affecter entre un portefeuille durable potentiel et un portefeuille construit à partir de celui-ci. Par ailleurs, l'utilisation d'algorithmes d'optimisation non linéaire introduit une sensibilité accrue aux conditions initiales, pouvant engendrer la génération de portefeuilles très différents. L'essor de l'optimisation indépendante a conduit à une multitude de solutions dites « optimales », chacune reflétant une exposition au risque influencée par les caractéristiques initiales du portefeuille de référence. Dès lors, une question centrale émerge : est-il possible de résoudre de manière optimale l'incertitude entourant la constitution de portefeuilles financiers durables, et ce, dans une diversité de marchés financiers ?

1.1 Intrapreneuriat

L'intrapreneuriat, fréquemment défini comme l'entrepreneuriat interne au sein d'une organisation, s'est imposé comme un concept fondamental pour les entreprises désireuses de stimuler l'innovation et de préserver leur compétitivité dans un environnement économique en perpétuelle mutation. Il se distingue de l'entrepreneuriat traditionnel par son contexte organisationnel spécifique, où les salariés sont encouragés à concevoir de nouvelles idées et à entreprendre des initiatives innovantes tout en demeurant intégrés à la structure existante de l'entreprise.

. Cette dernière trouve ses racines dans les travaux de Gifford Pinchot III dans les années 1980, qui introduisit ce terme pour désigner les individus ou équipes agissant en véritables entrepreneurs au sein d'une organisation plus vaste. Ces « intrapreneurs » sont chargés d'initier de nouvelles idées, produits, services ou processus, tout en mobilisant les ressources et le soutien de l'entreprise mère (Pinchot, 1985).

Conformément à cette définition, l'intrapreneuriat repose sur l'idée que les entreprises peuvent maintenir leur capacité d'innovation et leur compétitivité en valorisant la créativité interne de leurs collaborateurs. Plusieurs études ont confirmé l'importance cruciale de l'intrapreneuriat pour la pérennité à long terme des entreprises, notamment dans des environnements dynamiques et en constante évolution (Antoncic & Hisrich, 2001). Un nombre croissant de recherches met en évidence une corrélation positive entre l'intrapreneuriat et la performance organisationnelle. Par exemple, il est démontré que les entreprises adoptant une démarche intrapreneuriale sont davantage innovantes, plus flexibles et mieux préparées à s'adapter aux mutations du marché, ce qui se traduit par une amélioration notable de leur performance financière sur le long terme (Antoncic & Hisrich, 2003).

D'autres travaux soulignent également l'impact de l'intrapreneuriat sur l'engagement des salariés. En leur offrant la possibilité de contribuer activement à l'innovation, ces derniers se sentent davantage impliqués et motivés, ce qui améliore leur satisfaction au travail et réduit le taux de rotation (Ireland, Covin & Kuratko, 2009).

Plus récemment, l'intrapreneuriat a évolué sous l'impulsion des technologies numériques et de l'intelligence artificielle. Les outils digitaux permettent aux employés d'innover plus rapidement et de manière plus collaborative, tandis que l'intelligence artificielle ouvre de nouvelles perspectives en automatisant certains processus d'innovation et en optimisant la prise de décision (König et al., 2020). La transformation digitale élargit également le champ d'action des intrapreneurs en facilitant l'expérimentation rapide et la conception de prototypes d'idées au sein des organisations.

1.2 Innovation Frugale

L'innovation frugale, également désignée sous le terme de « Jugaad innovation » en Inde, constitue un concept émergent tant dans la littérature académique que dans la pratique, qui renvoie à la capacité de concevoir des solutions simples, abordables et efficaces, souvent dans des environnements caractérisés par des ressources limitées. Ce paradigme s'oppose aux approches traditionnelles de l'innovation, lesquelles s'appuient généralement sur

d'importants investissements en recherche et développement. L'innovation frugale répond à des besoins pressants en mobilisant des ressources restreintes, en privilégiant l'efficacité, l'agilité et une orientation centrée sur l'utilisateur.

L'essor de l'innovation frugale peut être interprété comme une réaction à l'hyperconsommation et à la complexité croissante des produits dans les économies développées. Elle favorise une approche minimaliste, axée sur l'essentiel, souvent porteuse d'implications positives en termes de durabilité et de responsabilité sociale (Prabhu & Jain, 2015).

Malgré ses nombreux avantages, l'innovation frugale présente également des défis majeurs. L'un des principaux obstacles réside dans la perception selon laquelle les produits frugaux seraient de qualité inférieure par rapport à leurs homologues plus onéreux. Cette perception peut limiter l'adoption de ces produits sur certains marchés, en particulier dans les économies développées (Weyrauch & Herstatt, 2016). Par ailleurs, le développement d'innovations frugales peut être entravé par la rigidité des structures organisationnelles des grandes entreprises, où la bureaucratie et des processus de validation complexes peuvent étouffer les idées innovantes à faible coût (Zeschky et al., 2014). Il est également crucial de maintenir un équilibre entre frugalité et fonctionnalité, afin d'éviter des solutions trop simplifiées qui ne répondraient pas adéquatement aux besoins des utilisateurs.

La littérature récente explore en outre le lien entre innovation frugale et développement durable. En priorisant l'efficacité des ressources et la réduction des coûts, l'innovation frugale peut contribuer à des solutions plus durables, répondant aux besoins fondamentaux tout en minimisant l'impact environnemental (Rosca et al., 2017). Ce modèle s'avère donc prometteur non seulement pour les marchés émergents, mais aussi pour les économies développées souhaitant adopter des pratiques de production et de consommation plus responsables.

1.3 Théorie Moderne du Portefeuille

La Théorie Moderne du Portefeuille a été introduite par **Harry Markowitz** dans un article publié en 1952. Elle présente le concept de **diversification** dans le cadre de la gestion des investissements. Selon cette théorie, il est plus judicieux d'envisager simultanément plusieurs actifs financiers en tenant compte à la fois de leur rendement et de leur niveau de risque, plutôt que de les analyser isolément sans évaluer leur impact combiné sur la performance globale du portefeuille (Markowitz, 1952).

La Théorie Moderne du Portefeuille introduit la notion de portefeuille efficient, qui correspond à la combinaison optimale des actifs. Il s'agit d'identifier l'ensemble des portefeuilles pour lesquels le rendement est maximisé en fonction du niveau de risque accepté. Ce principe se matérialise par la frontière efficiente, dans laquelle chaque point représente un portefeuille offrant le rendement le plus élevé possible pour un certain niveau de risque, selon l'utilité attendue de l'investisseur.

L'attribut du modèle (ModelAttribute) désigne une composante du portefeuille calculée de manière relativement simple et largement utilisée par les gestionnaires d'actifs. Il est obtenu par la somme des produits des pondérations de chaque actif dans le portefeuille et des covariances entre les actifs. Les portefeuilles modèles peuvent ainsi être construits à partir de données historiques disponibles sur les périodes antérieures.

Cependant, un désaccord subsiste parmi les chercheurs quant à la manière optimale de déterminer les pondérations des actifs dans un portefeuille. Certains soutiennent qu'il conviendrait, dans un premier temps, de déterminer les parts initiales détenues par les investisseurs, puis d'ajuster les achats et ventes en conséquence. Néanmoins, dans la pratique, l'accord de gestion de portefeuille revêt une importance déterminante. Ainsi, il est souvent plus pragmatique d'utiliser les valeurs espérées des rendements des actifs comme base pour la construction de portefeuilles optimaux.

1.4 Frontière efficiente et arbitrage rendement-risque

Nous débutons par l'**optimisation de portefeuille**, qui constitue le cœur de la Théorie Moderne du Portefeuille développée par Markowitz. Le portefeuille optimal d'actifs risqués peut être construit en résolvant un problème de **programmation quadratique**, connu sous le nom de **modèle de Markowitz**. Étant donné un ensemble de N actifs risqués et les rendements attendus correspondants, la **matrice de variance-covariance** permet de modéliser la structure du risque inhérente au portefeuille (Markowitz, 1952).

En assouplissant l'hypothèse d'un emprunt et d'un prêt sans risque, il devient possible de définir la **frontière efficiente**. Cette dernière représente l'ensemble des portefeuilles offrant le meilleur compromis possible entre risque et rendement. La **droite du marché des capitaux** (Capital Market Line), reliant un actif sans risque à la frontière efficiente, met en évidence les opportunités d'investissement résultant de la combinaison entre le portefeuille de marché et l'actif sans risque. Cette configuration permet de déduire un **arbitrage rendement-risque** entre ces deux composantes.

Dans le **modèle de Black & Litterman**, les investisseurs optimisent la composition de leurs portefeuilles en s'appuyant sur des **probabilités a priori** reflétant leur vision collective de l'allocation d'actifs. Cette approche a été étendue dans le cadre de l'**estimation par rétrécissement (shrinkage)**, notamment par les travaux de **Ledoit, Wolf et Huang (2003)**. Par ailleurs, **Fama et French (1989)** ont enrichi l'analyse en développant des modèles multifactoriels à trois et quatre facteurs, prenant en compte des éléments tels que la taille des entreprises, le ratio valeur comptable/valeur de marché (book-to-market) et les effets de momentum.

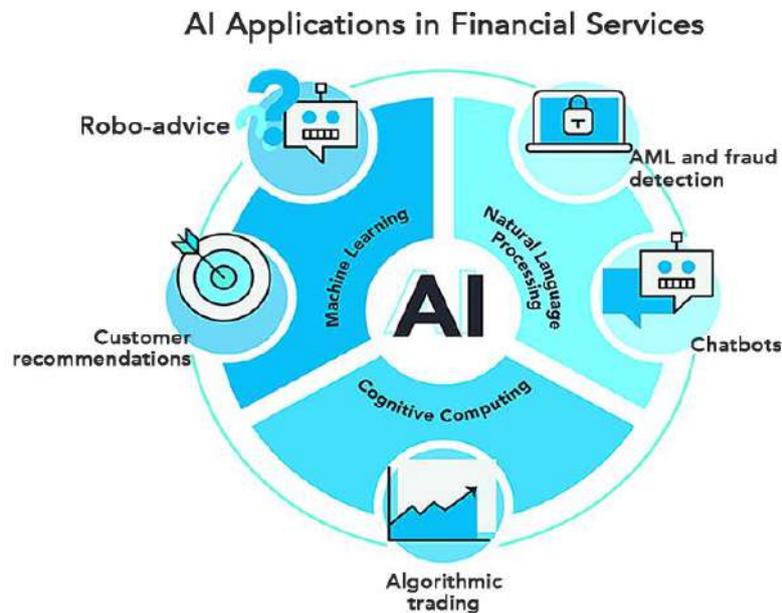
Enfin, dans des approches plus récentes dites d'**analyse par style**, la construction des portefeuilles s'appuie sur des techniques d'**analyse factorielle exploratoire**, comme illustré dans les travaux de **Fan et Ng (2007)**.

2 L'intelligence artificielle en finance

L'**intelligence artificielle (IA)** est un domaine de l'informatique ayant pour vocation de résoudre des problèmes complexes nécessitant, chez l'être humain, des facultés de jugement et de cognition. Ce champ de recherche connaît aujourd'hui une **large application dans le domaine financier**, notamment dans les secteurs de la banque, des investissements, de la prévision économique, de l'**optimisation des portefeuilles d'investissement** et de la **reconnaissance de motifs**.

L'un des outils fondamentaux de l'IA est le **data mining** (ou fouille de données), qui permet d'**identifier des schémas récurrents** au sein de volumes massifs de données. Ces motifs sont particulièrement précieux pour la formulation de **prédictions** et l'extraction de connaissances exploitables. Le **data mining constitue une étape essentielle et systématique** dans la plupart des applications basées sur l'intelligence artificielle, en ce qu'il fournit les fondements nécessaires à la construction d'**algorithmes prédictifs**.

Les prédictions ainsi générées permettent souvent de mettre en évidence des **phénomènes ou corrélations cachées** qui seraient autrement négligés dans un contexte de **surcharge informationnelle**. À ce titre, la fouille de données se distingue fondamentalement du traitement classique de données : elle vise non pas à organiser ou à résumer l'information existante, mais à **faire émerger des savoirs nouveaux** à partir de données complexes et massives.

Figure 1 : AI Applications in Financial Services

Source : Rohan Rathore, Associate Relationship Manager at Centricity WealthTech

Le traitement de données est conçu pour identifier des structures stables et des schémas récurrents sur le long terme. Les outils de traitement de données peuvent être largement mobilisés pour tenter de détecter des règles de négociation traditionnelles et systématiques, caractérisées par une alternance régulière d'achats et de ventes de titres. Les algorithmes classiques de traitement de données sont généralement fixes et peuvent être appliqués à des signaux répétitifs qui se manifestent au fil du temps. Le traitement des données constitue ainsi une photographie statique de l'information, censée correspondre aux comportements anticipés à travers les cycles temporels.

Cependant, le traitement de données est relativement limité dans sa capacité à identifier ou à ajuster dynamiquement les connaissances en fonction d'un processus d'apprentissage autonome. Il exige une intervention continue de la part d'un expert humain, chargé d'enseigner au système à reconnaître des motifs similaires dans les données réelles. De surcroît, les applications industrielles du traitement de données demeurent restreintes à des stratégies traditionnelles, associées à des signaux de type temporel, à des niveaux d'incertitude élevés, à des indicateurs rares et à un environnement de marché stable.

À l'inverse, la fouille de données, et plus particulièrement le machine learning, présente une approche bien plus globale, évolutive et performante. Les méthodes d'apprentissage

permettent de détecter des structures fines et complexes qui peuvent servir à des fins prédictives, bien au-delà des motifs stationnaires classiques. Ces techniques sont conçues pour révéler des configurations profondes au sein de signaux sériels authentiques, souvent dans le cadre d'un unique cycle d'apprentissage supervisé.

Robustes et puissants, les algorithmes d'apprentissage automatique sont capables de capturer efficacement des schémas fréquents et significatifs dans des données réelles. Lors du processus d'apprentissage, ces algorithmes exploitent une grande diversité de dimensions d'entrée, y compris des données nominales, ordinales et numériques, afin de transformer l'information brute en structures interprétables et fiables.

Cette évolution marque une avancée décisive dans les capacités offertes par la fouille de données, constituant un avantage concurrentiel majeur pour les organisations capables d'en tirer parti dans la prise de décision financière et stratégique.

2.1 L'apprentissage automatique dans l'analyse des investissements

L'**apprentissage automatique** (machine learning, ML) constitue un sous-domaine de l'intelligence artificielle, visant à permettre aux machines d'apprendre à partir des données, là où les raisonnements logiques traditionnels des programmeurs ou des économistes ne suffisent pas à prévoir les comportements ou les dynamiques financières. De nombreuses stratégies d'investissement émergent aujourd'hui de modèles capables d'apprendre des paramètres optimaux à partir de données historiques ou d'un retour d'expérience en temps réel, généré par l'exécution d'opérations sur les marchés.

Les outils de ML se révèlent particulièrement utiles lorsque les relations qui régissent la valorisation des actifs financiers sont trop complexes pour être modélisées à l'aide des techniques économétriques classiques, lorsque l'espace des variables explicatives est trop vaste, ou lorsque les motifs présents dans les données sont trop subtils ou imbriqués pour être identifiés par des méthodes traditionnelles. Le ML s'appuie sur des fonctions capables de découvrir la structure sous-jacente des données, en affinant progressivement leurs paramètres via des algorithmes afin d'établir des correspondances efficaces entre les entrées et les sorties attendues.

Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent ainsi détecter des opportunités commerciales latentes et identifier les facteurs de risque systémiques, en s'appuyant sur l'analyse de contenus issus des médias d'information, de données web, de rapports

comptables, de prix d'actions ou encore de prévisions de volatilité. Des travaux récents en économie financière ont démontré la validité empirique et l'efficacité du ML dans plusieurs applications : stratégies de négociation sur titres à revenu fixe, allocation dynamique d'actifs, prévision robuste des taux de change, capture des faits stylisés des marchés financiers, ou encore analyse visuelle automatisée.

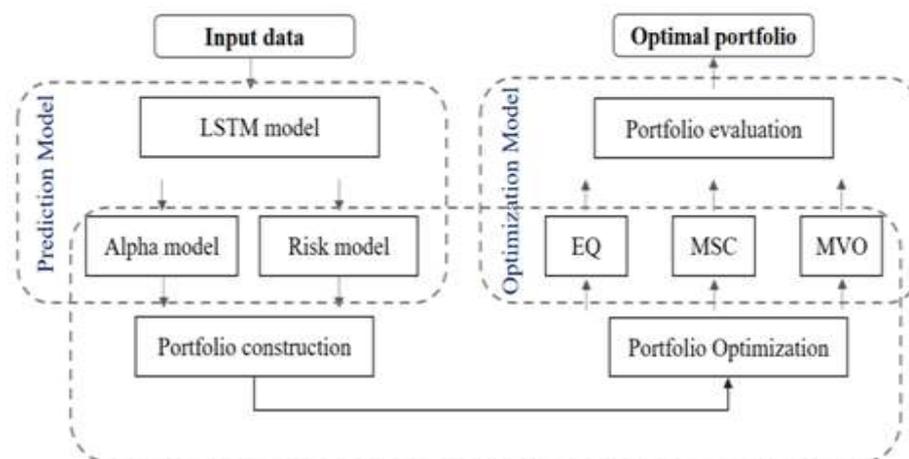
Cependant, les résultats issus du ML en finance demeurent conditionnés par certains critères essentiels : le taux de précision des prédictions, la robustesse face aux tests hors échantillon, la non-agressivité des fonctions de perte, la capacité à ne pas imposer une logique économique préconçue qui inhiberait l'apprentissage empirique, et surtout, la variabilité parfois excessive des résultats générés, qui peut compromettre la stabilité décisionnelle.

2.2 L'apprentissage profond appliqué à l'optimisation de portefeuille

L'**apprentissage profond** (deep learning) est une approche avancée de l'intelligence artificielle fondée sur l'utilisation de **réseaux de neurones artificiels multicouches** pour modéliser et interpréter des ensembles de données complexes. Ce paradigme est qualifié de « profond » en raison **du nombre élevé de couches neuronales** empilées dans l'architecture du modèle, chacune étant conçue pour capter un niveau croissant d'abstraction dans les données.

Les tâches complexes prises en charge par l'apprentissage profond sont **décomposées en une série de sous-tâches élémentaires**, chacune étant modélisée indépendamment. Ces modules sont ensuite **interconnectés** pour former une architecture unifiée, capable de capter les relations hiérarchiques et non linéaires entre les variables. Lorsqu'un tel réseau est **entraîné sur un grand volume de données**, il devient apte à réaliser des prédictions précises et robustes, en particulier dans des contextes où les relations entre les données sont complexes, dynamiques et peu accessibles aux méthodes statistiques traditionnelles.

Appliqué à l'**optimisation des portefeuilles d'investissement**, l'apprentissage profond permet ainsi d'analyser de vastes ensembles de données financières, de détecter des corrélations non apparentes entre les actifs, et d'élaborer des **allocations d'actifs optimales** fondées sur l'évolution prévisionnelle des marchés. Cette approche ouvre la voie à une gestion financière plus agile, réactive et informée, en intégrant des signaux faibles que les modèles linéaires classiques ne peuvent pas capter.

Figure 2. Vue d'ensemble du modèle de prédiction (Van-Dai Ta et al.)

2.3 Réseaux de mémoire à long terme (LSTM) pour la prédiction financière

Un type particulier de modèles d'apprentissage profond, les **réseaux de mémoire à long terme** (*Long Short-Term Memory*, LSTM), a démontré une remarquable capacité à capturer des **motifs temporels complexes**. Dans le contexte financier, où les séries temporelles multidimensionnelles sont soumises à des changements fréquents et non linéaires, les LSTM s'avèrent particulièrement bien adaptés. En effet, la distribution des données boursières dépend de multiples facteurs exogènes tels que les publications d'actualités, les résultats financiers des entreprises ou encore les événements macroéconomiques. Cette sensibilité aux dynamiques externes permet aux LSTM de s'ajuster au "**rythme du marché**" et de générer des prédictions à la fois plus fiables et plus précises.

Cette **capacité unique** des réseaux LSTM peut être exploitée pour **anticiper les tendances futures des prix** dans les modèles de production prédictive. Pour valoriser les caractéristiques particulières des données temporelles issues des entreprises, une **approche en deux étapes** est proposée.

- Dans un premier temps, des modèles d'apprentissage profond sont développés afin de capter les dimensions fondamentales de **la santé économique** et de **l'efficacité opérationnelle** des entreprises, dans des applications mobilisant des données de panel à grande échelle.
- Dans un second temps, une **technique d'optimisation de portefeuille basée sur le Deep Learning (DLF)** est conçue pour l'investissement en marchés financiers.

Le cœur de cette approche repose sur l'utilisation des modèles d'apprentissage profond pour **extraire les dynamiques non linéaires** des données d'entraînement, et permettre ainsi à l'algorithme d'**explorer des facteurs de plus haut niveau** de manière autonome. Cette méthode innovante, qualifiée de "**prédictive**" et **orientée événements**, permet de spécifier les stratégies d'optimisation de portefeuille en amont, tout en les réactualisant dynamiquement à mesure que de nouvelles observations sont disponibles.

3 SOURCES DE DONNÉES ET PRÉTRAITEMENT

Dans cette section, nous détaillons les étapes de **prétraitement des données** nécessaires pour transformer des sources brutes en ensembles de données exploitables par l'intelligence artificielle. Nous précisons également les sources de données et les procédures de préparation mises en œuvre dans le cadre de l'implémentation des stratégies d'allocation de portefeuille financier testées dans le présent ouvrage.

Il est essentiel de souligner que tout investissement devrait être envisagé sur le **long terme**, notamment en vue de couvrir les besoins liés à la retraite des investisseurs. Tous nos travaux s'inscrivent dans cette optique. De plus, bien que certains modèles soient entraînés sur des périodes relativement courtes, leur finalité reste d'**imiter les performances de long terme**. Enfin, la **diversification du portefeuille** demeure une composante clé pour atténuer le risque d'investissement à long terme.

Cette étude alternative s'appuie sur **de nouvelles sources de données publiques** et mobilise une technique d'apprentissage automatique contemporaine appelée **Support Vector Machine GARCH Classification (SVMGARCHC)**. Celle-ci permet d'explorer les dynamiques associées à des états statiques de type "**risk-on**" et "**risk-off**" pour un portefeuille composé d'actions du S&P 500, de titres de petites capitalisations (*small caps*) et d'obligations d'entreprise à long terme.

4 PRINCIPAUX INDICATEURS DE PERFORMANCE DANS L'OPTIMISATION DE PORTEFEUILLE

Dans le cadre classique de l'**optimisation moyenne-variance** selon Markowitz, appliquée à un portefeuille d'investissement donné, quatre indicateurs traditionnels sont généralement observés par les gestionnaires de fonds :

1. **Le rendement espéré**, représentant le rendement historique du portefeuille.
2. **La variance (ou volatilité)** du rendement, qui mesure la régularité de ce dernier.
3. **Le ratio de Sharpe**, qui évalue le rendement ajusté du risque en divisant le rendement du fonds par le risque encouru.

4. **L'alpha**, qui désigne le **rendement excédentaire** du portefeuille par rapport à un indice de référence (*benchmark*).

Ces métriques sont établies dans un cadre où la prévision des rendements repose sur une combinaison linéaire pondérée des caractéristiques des titres financiers. Sur un horizon d'investissement intermédiaire, ces indicateurs ont été **largement débattus** et continuellement mobilisés par les professionnels de la gestion d'actifs pour évaluer la pertinence d'un nouvel investissement.

Plus récemment, des travaux innovants ont été menés en recourant à des modèles d'**apprentissage automatique** pour **prédire les rendements des actifs**. Notre approche s'inscrit dans cette dynamique, en mettant l'accent sur **l'optimisation du portefeuille** à partir de méthodes récentes et avancées d'estimation des rendements attendus.

Dans ce contexte, deux méthodes d'apprentissage se sont imposées comme particulièrement polyvalentes :

- **Le réseau neuronal proximal (Proximal Neural Network, PNN) ;**
- **Le réseau de neurones récurrent LSTM.**

Il existe également des approches plus simples, comme la **pondération par capitalisation boursière** ou la méthode dite **1/N**, qui repose sur une répartition égalitaire des actifs. Toutefois, des alternatives plus sophistiquées, telles que la **moyenne-variance robuste**, privilégient les actifs à plus faible volatilité et sont **largement plébiscitées** par les experts en stratégie d'investissement.

L'objectif des méthodes proposées ici n'est pas de supplanter ces approches traditionnelles, mais bien d'**apporter une classe diversifiée de stratégies d'investissement en actions**, adaptée à une variété de profils et de contextes financiers.

5 TECHNIQUES D'OPTIMISATION

Aucun portefeuille d'investissement ne saurait exister, qu'il s'agisse d'un concept théorique ou d'un assemblage concret d'actifs financiers, sans **présupposer un processus d'optimisation** en tant qu'élément fondamental. En effet, tout investisseur cherchera inévitablement à constituer un portefeuille susceptible de **générer le rendement le plus élevé possible pour un niveau de risque donné**, ou, inversement, à **minimiser le risque** tout en assurant un **rendement espéré prédéfini**. Cette quête constitue le cœur même de la **fonction d'utilité** de l'investisseur.

Le terme « optimisation » trouve son origine dans deux mots latins, *optimus* et *facere*, signifiant littéralement « produire le meilleur résultat possible ». Ce vocable a fait son entrée dans le langage courant au XIX^e siècle, en passant directement du latin aux langues modernes. Dans son acception générale, il désigne une **catégorie interdisciplinaire** mobilisée en physique, en économie, en biologie théorique, en informatique, en protection de l'environnement, en mécanique des matériaux, en mathématiques et dans d'autres disciplines, dans lesquelles il incarne l'idée de **perfection d'un objet ou d'un système sous contraintes définies**.

L'**optimisation de portefeuille d'investissement** constitue une forme particulière de **recherche d'extrema** d'un modèle mathématique soumis à des contraintes explicites.

Cette méthode classique d'allocation des actifs entre divers instruments financiers repose sur **trois caractéristiques fondamentales** :

1. Elle tient compte de la diversité des classes d'actifs financiers disponibles, telles que **les actions, les obligations, les bons du Trésor, les produits dérivés** ou encore d'autres engagements financiers.
2. Elle représente un **cadre stratégique d'investissement** permettant à la fois la construction méthodique d'un portefeuille et la **mesure précise du levier économique** ainsi que des rendements associés.
3. Enfin, du fait de la nature **itérative et cumulative** des rendements financiers, le processus d'optimisation est conçu pour générer **des effets synergiques** qui se répercutent positivement sur les résultats économiques finaux.

Dans le contexte économique mondial actuel, et au regard de l'évolution historique des marchés financiers, la **détermination d'une politique d'investissement optimale** demeure une problématique de première importance. La croissance rapide et soutenue, à l'échelle mondiale, du **volume et de la diversité des actifs financiers**, a non seulement dépassé les anticipations, mais a également mis en lumière de nombreux défis liés à la mise en œuvre des stratégies d'investissement.

La **planification, la conception, la préparation et la mise en œuvre des mesures financières** sont aujourd'hui désignées sous l'appellation générique de **gestion moderne de portefeuille**. Divers termes connexes ont vu le jour au fil du temps, reflétant les ajustements apportés aux problématiques et aux techniques de gestion d'investissement, en fonction des **conditions spécifiques propres à chaque époque**.

5.1 Les Algorithmes Génétiques

Les **algorithmes génétiques** sont des outils d'optimisation capables d'identifier la **combinaison optimale au sein d'un vaste ensemble de variables**, en s'appuyant sur des **techniques évolutionnistes**. Leur principal atout réside dans leur **indépendance vis-à-vis de la solution initiale**, voire dans leur capacité à fonctionner en l'absence totale d'une telle solution. Cette **robustesse** confère à ces algorithmes une **grande polyvalence**, les rendant particulièrement adaptés aux environnements complexes.

L'attrait des algorithmes génétiques provient de leur **fort potentiel d'optimisation dans des systèmes non linéaires et complexes**, typiquement rencontrés dans les applications réelles. Il s'agit d'une **méthode heuristique de recherche** s'inspirant du **principe biologique de l'évolution** pour conduire une **exploration aléatoire orientée** dans l'espace des solutions d'un problème donné. Cette exploration est guidée par une **hypothèse compétitive** définie par l'utilisateur — à savoir la **fonction de coût** — qui permet d'évaluer la qualité de chaque solution potentielle.

Bien que leur approche puisse sembler rudimentaire à première vue, les algorithmes génétiques font preuve d'une **connaissance contextuelle du problème** et offrent une **rapidité de résolution** notable, particulièrement dans le cadre de **problèmes combinatoires complexes**, réputés difficiles à résoudre de manière exhaustive.

L'algorithme génétique s'illustre donc comme **un procédé efficace de résolution de problèmes d'optimisation**, en particulier lorsque ceux-ci sont **mal définis ou peu compris** par les experts humains. L'un de ses principaux avantages est qu'il **ne requiert pas une connaissance approfondie des mécanismes internes du problème**, ce qui accroît considérablement **sa portée et son taux d'utilisation** dans divers domaines.

Cette approche a été développée par le **Professeur John Holland** de l'Université du Michigan en **1975**, avant d'être formalisée et publiée en **1992**. Ses travaux ont exploré la manière dont les **systèmes adaptatifs** peuvent générer des **comportements intelligents et évolutifs dans le temps**. Dans ce cadre, les **gènes représentent des paramètres**, tandis que les **individus incarnent les solutions possibles**. En sélectionnant et en combinant les **paramètres des individus les mieux évalués**, il devient possible, dès les premières itérations, d'**accéder efficacement à des solutions de meilleure qualité**.

5.2 Optimisation par Essaim Particulaire

Dans cette section, nous présentons un autre outil d'optimisation globale utilisé pour résoudre le problème de gestion de portefeuille : la technique de l'**Optimisation par Essaim Particulaire** (Particle Swarm Optimization, PSO). Nous commencerons par décrire la technique PSO, puis nous expliquerons son application spécifique à la gestion de portefeuille.

L'Optimisation par Essaim Particulaire (PSO) est un outil d'optimisation globale inspiré du **comportement social des animaux**. Cette méthode a été développée par **Kennedy et Eberhart en 1993** pour les espaces de recherche continus. Le PSO repose sur un mécanisme d'échange d'informations entre ses particules afin de guider la recherche. Chaque particule possède un **vecteur de position** ainsi qu'un **vecteur de vitesse**.

La vitesse d'une particule est mise à jour en combinant sa vitesse précédente et la différence entre sa position actuelle et sa meilleure position personnelle atteinte. Cette propriété confère au PSO ses capacités de **recherche locale**, car les particules tendent à être attirées par leurs propres meilleures positions, explorant ainsi intensément le voisinage de leurs solutions courantes. Toutefois, le PSO est également une méthode d'**optimisation globale**, car toutes les particules modifient leur position en fonction de la meilleure solution globale détectée dans leur voisinage, même si elles ne sont pas directement attirées par cette solution. Cette meilleure solution globale influence donc la direction des déplacements des particules.

Dans le cadre de ce travail, nous utilisons la technique PSO pour résoudre le problème de gestion de portefeuille. Le processus d'optimisation débute par l'initialisation d'une population de particules avec des positions et des vitesses entièrement aléatoires. Une structure de données décrivant le problème est alors calculée, puis diffusée en mode broadcast à toutes les particules.

Chaque particule évalue sa position en fonction des informations reçues et met à jour son vecteur vitesse. Ensuite, lors de la phase d'analyse, les meilleures solutions de cette génération sont sélectionnées selon un mécanisme de performance et ces résultats sont communiqués aux particules voisines. Chaque particule choisit ainsi la meilleure solution pour mettre à jour sa meilleure position personnelle.

Nous avons testé le processus d'optimisation PSO en utilisant différentes règles de mise à jour des positions, et il a été observé que le contrôleur ALOG atteignait une faible consommation énergétique en utilisant la règle 2. La vitesse d'une particule est limitée dans l'intervalle $[-v_{max}, +v_{max}]$. La position de la particule est quant à elle limitée dans l'intervalle $[vari_{min}, vari_{max}]$. Si, dans une quelconque dimension, la position d'une particule dépasse cette plage, elle est alors ramenée à la valeur limite correspondante.

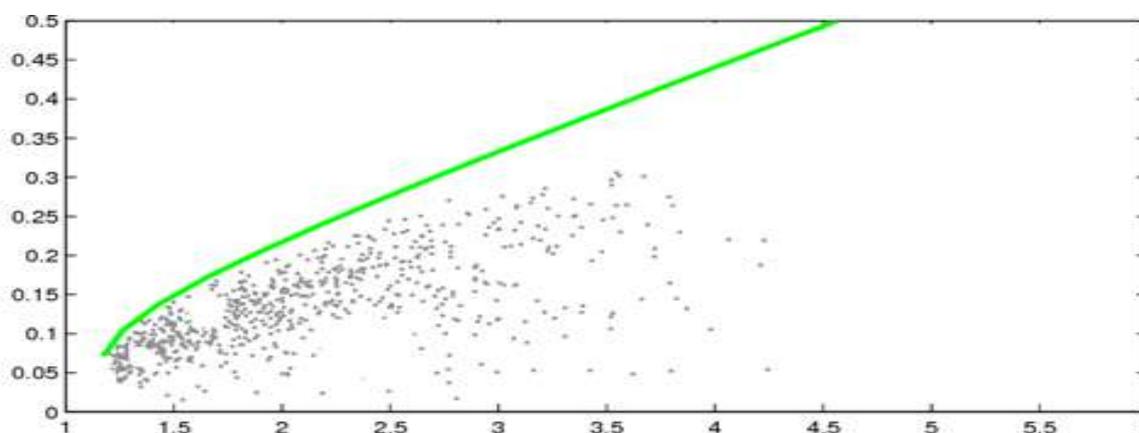
6 ÉTUDES DE CAS EN OPTIMISATION DE PORTEFEUILLE PAR INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Cette section présente des études de cas portant sur les problématiques d'optimisation et de gestion de portefeuilles d'investissement. Ces études examinent des systèmes développés afin d'assister les traders, les investisseurs en portefeuille, les gestionnaires d'actifs ainsi que les détenteurs de portefeuilles dans l'allocation de leur patrimoine entre différents types d'actifs.

L'expérience pratique issue de ces applications illustre le processus d'intégration de la théorie de l'investissement avec des technologies de pointe, combinant des méthodes mathématiques sophistiquées, des techniques d'optimisation avancées et les outils de l'intelligence artificielle.

Le fil conducteur de ce chapitre consiste à démontrer comment ces problématiques peuvent être formulées de manière à faciliter l'application de l'intelligence artificielle, de l'optimisation, ou de leur combinaison, conduisant ainsi au développement de systèmes capables de générer des bénéfices tangibles et significatifs dans le monde réel.

Figure 3. Diagnostic des portefeuilles de certaines entreprises à Casablanca à travers le prisme de l'intrapreneuriat et de l'innovation frugale

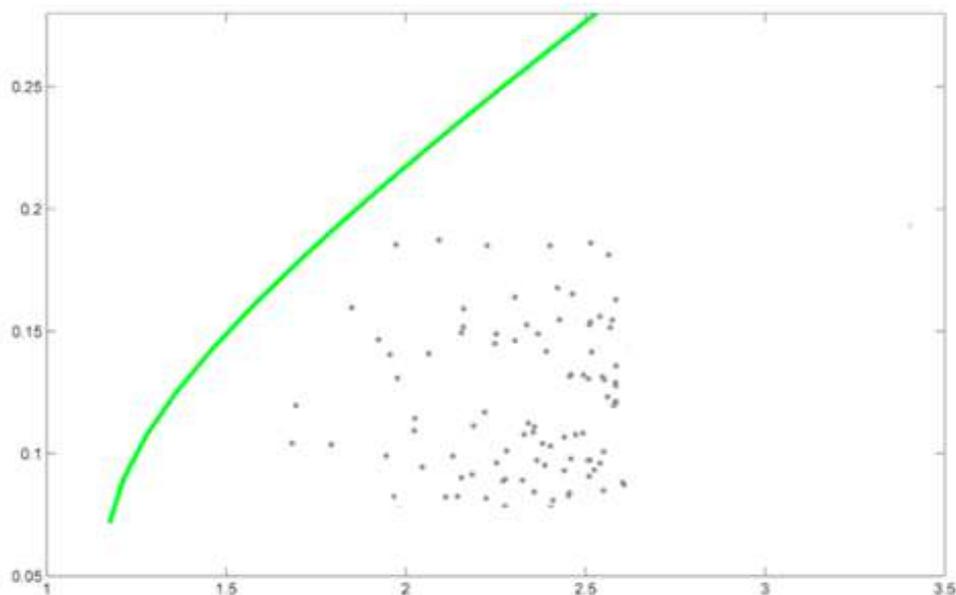


Optimisation de portefeuille en présence d'impact de marché et de coûts de transaction

Cette étude de cas examine plusieurs problématiques d'allocation d'actifs en tenant compte de diverses contraintes. Parmi ces contraintes figurent les coûts de transaction, incluant à la fois des coûts explicites, tels que les commissions et les taxes, ainsi que des coûts implicites, comme le glissement. L'étude prend également en considération l'impact ajusté du marché, c'est-à-dire les effets des transactions sur les prix des actifs, influencés par la taille des ordres passés.

Par ailleurs, les contraintes relatives au portefeuille sont intégrées à l'analyse : elles peuvent comprendre des restrictions sur la diversification, des limites de pondération pour des actifs ou des secteurs spécifiques, ainsi que des exigences en matière de liquidité. Enfin, la présence de facteurs exogènes — tels que les conditions macroéconomiques, les facteurs sectoriels ou les indicateurs de sentiment du marché — est examinée afin de mieux comprendre leur influence sur la performance et la composition optimale du portefeuille. Cette étude illustre la complexité inhérente à l'optimisation des portefeuilles dans des conditions réelles de marché, en tenant compte des nombreux défis et influences auxquels sont confrontés les gestionnaires de portefeuille.

Figure 4. Résultats de l'optimisation des portefeuilles de certaines entreprises à Casablanca qui utilisent l'intrapreneuriat et l'innovation frugale



La fonction montagne et les algorithmes modernes sans dérivées explorent un ensemble d'algorithmes dits « intelligents » dépourvus de calcul de dérivées, particulièrement adaptés à la résolution de problèmes d'optimisation complexes, notamment l'optimisation de portefeuilles d'investissement. Ces algorithmes se révèlent particulièrement précieux lorsque les fonctions à optimiser sont non différentiables, discontinues ou de nature complexe, rendant inefficaces voire inapplicables les méthodes classiques basées sur les dérivées. Selon la spécialisation de l'algorithme, on distingue des approches conçues pour traiter des problèmes de nature discrète, continue ou combinatoire. Les algorithmes de type discret sont souvent employés pour des problématiques impliquant des choix discrets, tels

que la sélection d'actifs au sein d'un portefeuille. Les algorithmes continus, quant à eux, conviennent aux problématiques où les variables peuvent prendre une infinité de valeurs, ce qui est courant dans l'ajustement des pondérations d'actifs dans un portefeuille d'investissement. Enfin, les algorithmes combinatoires répondent aux problèmes relatifs à la combinaison optimale de différents éléments, comme la structuration complexe d'un portefeuille devant satisfaire simultanément des contraintes de diversification et des objectifs de rendement. Cette étude de cas illustre comment ces algorithmes modernes sans dérivées offrent des solutions robustes et efficaces à des problèmes d'optimisation multifacettes, en exploitant des approches novatrices permettant de naviguer au sein de paysages de solutions complexes souvent qualifiés de « fonctions montagne ».

7 DISCUSSION ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Dans cet article, nous avons exploré les opportunités offertes par l'intelligence artificielle dans la gestion d'actifs, en nous concentrant spécifiquement sur le marché des actions. Nous avons abordé les différentes catégories d'actifs ainsi que les avantages liés à la diversification du portefeuille. Une piste de recherche pour les économistes pourrait consister à exploiter ces stratégies, voire à en développer de nouvelles adaptées à d'autres classes d'actifs que les actions. La prévision des dépenses de santé et les stratégies de portefeuille qui en découlent constituent également une direction de recherche intéressante en économie publique, notamment à travers l'application des modèles et stratégies évoqués, dans un cadre de proximité pertinent.

Les outils récemment développés pour la génération de portefeuilles via l'intelligence artificielle, intégrant notamment les considérations ESG (environnementales, sociales et de gouvernance) et éthiques, restent encore peu explorés dans le domaine de l'économie publique. Un autre champ d'application sous-exploité concerne l'utilisation des différents modèles présentés dans d'autres branches de l'économie, telles que l'économie publique du choix collectif (public choice) ou l'organisation industrielle. Ces pistes méritent incontestablement des approfondissements.

Par ailleurs, la notion de risque varie profondément d'un individu à l'autre. Les modèles d'intelligence artificielle offrent la possibilité de modéliser la perception individuelle du risque de manière différenciée, tout en concevant des modèles de susceptibilité aux conseillers financiers automatisés (robo-advisors). Les travaux antérieurs en économie publique suggèrent que les relations entre les individus et l'État peuvent contribuer à expliquer les réactions des individus face aux politiques publiques.

Conclusion

Notre exploration du rôle de l'intelligence artificielle (IA) à l'interface entre l'intrapreneuriat et l'innovation frugale, appliquée à la gestion financière, met en évidence des perspectives prometteuses pour les entreprises souhaitant optimiser l'allocation de leurs ressources et innover de manière stratégique. En tant qu'outil d'optimisation et d'automatisation, l'IA permet aux gestionnaires financiers de traduire les initiatives intrapreneuriales en solutions concrètes, tout en adoptant une démarche frugale afin de répondre aux contraintes budgétaires et aux défis du marché.

Ce cadre conceptuel, articulant innovation frugale et intrapreneuriat avec les capacités analytiques et prédictives de l'IA, contribue à transformer la gestion financière en un processus plus agile, réactif et orienté vers la création de valeur à partir de ressources limitées. Les études de cas et les exemples analysés illustrent comment l'IA peut permettre l'identification de nouvelles opportunités d'investissement, l'optimisation de la gestion des risques, ainsi que la valorisation d'innovations internes susceptibles de demeurer inexploitées dans un cadre traditionnel.

Cependant, malgré ces apports, notre recherche met également en lumière certaines limites, notamment liées à la dépendance croissante vis-à-vis de l'IA et aux risques éthiques et organisationnels que cela peut engendrer. Des travaux complémentaires seront nécessaires pour affiner ces approches et approfondir la compréhension des modalités d'intégration équilibrée de l'IA, en tenant compte des dynamiques humaines et organisationnelles. L'intelligence artificielle constitue ainsi un levier puissant pour renforcer l'intrapreneuriat et l'innovation frugale dans le champ de la gestion financière, à condition que son déploiement soit conduit de manière stratégique, éthique et réflexive, dans une perspective de transformation numérique durable et responsable.

Références

- Akhtar, N., & Ahmed, S. T. M. (2022). Artificial Intelligence Techniques for Portfolio Optimization. *Journal of Financial Data Science*, 4(2), 20-35.
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637-654.
- Chen, J., & Lee, Y. K. (2021). Artificial Intelligence and Big Data Analytics in Finance: The Future is Here. *Journal of Financial Economics*, 140(3), 558-574.

- Feng, L., & Zhao, Y. (2021). AI-Driven Portfolio Optimization: A Review. *Quantitative Finance*, 21(5), 717-734.
- Friedman, J., & Hastie, T. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer.
- Gu, S., Kelly, J., & Xiu, D. (2020). Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 2221-2270.
- Liu, H., & Zhang, W. (2021). Portfolio Optimization with Machine Learning: A Comprehensive Survey. *European Journal of Operational Research**, 289(2), 691-710.
- Lo, A. W. (2017). *Adaptive Markets: Financial Evolution at the Speed of Thought*. Princeton University Press.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77–91.
- Michaud, R. O. (2013). *Efficient Asset Management: A Practical Guide to Stock Portfolio Optimization and Asset Allocation*. Harvard Business Review Press.
- Nguyen, T. T., & Ngo, S. X. (2020). Leveraging Machine Learning for Dynamic Portfolio Management. *Quantitative Finance*, 20(9), 1537-1552.
- Poe, J., & Singh, A. C. (2020). *Optimization of Investment Portfolios Using AI-Based Techniques. *Journal of Investment Management*, 18(4), 53-71.
- Radjou, N., Prabhu, J., & Ahuja, S. (2012). *Jugaad Innovation: Think Frugal, Be Flexible, Generate Breakthrough Growth*. Jossey-Bass.
- Shen, L., & Wu, J. Y. (2021). Reinforcement Learning and Its Applications in Financial Portfolio Management. *Journal of Financial Data Science*, 5(1), 45-60.
- Timmermann, A., & Tsang, C. W. K. (2020). Machine Learning and Forecasting in Financial Markets. *Journal of Financial Econometrics*, 18(4), 623-649.
- Tsai, C. F., & Yang, H. P. (2020). Applications of AI in Portfolio Optimization. *International Journal of Financial Engineering*, 7(2), 205-223.
- Wang, Q., & Zhou, L. H. (2021). AI-Based Portfolio Optimization: Trends and Future Directions. *Computational Economics*, 57(1), 1-22.
- Zhou, L., & Choi, K. Y. (2021). Applications of Artificial Intelligence in Portfolio Optimization: A Survey. *International Journal of Financial Research*, 12(3), 100-115.