République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Yahia Farès de Médéa

Faculté des Sciences
Département de Mathématiques et Informatique



Projet de Fin d'Études

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique
Spécialité : Ingénierie des Systèmes et Technologies du Web

Création d'un système d'aide à la décision utilisant des algorithmes heuristiques et méta-heuristiques dans le domaine du trading

Préparé et présenté par :
HOSNI Hadil
KERROUCHE Meriem

Encadré par :
Dr. Mohamed Yassine HAYI

Présenté devant le jury :

Dr. SADOUKI Fatiha
Dr. KHELDOUN Ahmed

Année Universitaire 2024 – 2025

Remerciements

Avant tout nous remercions **ALLAH** qui nous a donne le courage et la volonté pour accomplir ce travail.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à nos parents, qui ont été pour nous une source inépuisable de soutien, de patience et d'amour. Leur confiance et leurs encouragements constants ont été la clé de notre persévérance.

Nous remercions tout particulièrement notre encadrant **Dr. Mohamed Yassine HAYI** pour sa disponibilité, ses conseils éclairés et son accompagnement bienveillant tout au long de ce travail. Ses observations pertinentes et son soutien constant ont été essentiels pour la réussite de ce projet.

Nos vifs également aux membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont porté a notre projet de fin d'étude en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leur propositions.

Nous souhaitons également adresser nos remerciements à l'ensemble du corps enseignant de **l'UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA**, pour la qualité de l'enseignement que nous avons reçu durant notre parcours académique.

Un grand merci à nos familles et nos amis pour leur soutien moral, leur patience et leurs encouragements, qui nous ont portées tout au long de cette aventure.

Nous tenons enfin à exprimer notre profonde gratitude à tous ceux qui ont contribué, directement ou indirectement, à la réalisation de cette thèse.

Hadil & Meriem

Dédicace

À la mémoire de ma chère mère, dont le départ prématuré a laissé un vide immense, mais dont l'amour inconditionnel et les valeurs demeurent gravés en moi. Que ce modeste travail soit l'écho de ta présence en moi, et le reflet de tout ce que tu m'as appris.

À mon père bien-aimé, **Mohammed**, mon premier pilier et mon guide dans les chemins parfois incertains de la vie. À celui qui m'a entourée d'un amour incommensurable, qui m'a transmis sa sagesse avec calme, et qui a sacrifié tant, en silence, pour que je puisse avancer.

À ma sœur aînée, **Zineb**, véritable pilier de notre famille, pour tous ses sacrifices, son amour inconditionnel, et pour le courage dont elle fait preuve chaque jour aux côtés de son époux **Ali** et de leurs enfants, **Anes et Miral**.

À ma jeune sœur, **Amira**, à qui je souhaite tout le succès et l'épanouissement dans son parcours scolaire et personnel.

À mon binôme et amie de toujours, **Meriem**, je tiens à te remercier sincèrement pour ton engagement sans faille, ta patience et ta bonne humeur tout au long de cette aventure.

Merci pour ta précieuse collaboration, ton amitié fidèle, et tous les souvenirs que nous avons construits au fil de ce travail.

À mes amis fidèles **Youssera,meriem,aicha**, pour leur présence, leur amitié sincère et leur soutien tout au long de cette aventure.

Ce travail est dédié à vous tous, avec toute ma reconnaissance, mon amour et ma gratitude.

Hadil

Dédicace

Louange à Dieu pour l'accomplissement de cette bénédiction, fruit d'un succès qui a fait briller la fierté dans les yeux de mes parents.

Je remercie Dieu de m'avoir accordé une famille qui fait de ses filles des faucons, un véritable soutien et appui sous toutes ses formes. Merci à mon père, ma mère et à mes sœurs Khadija, Nadia, Amina et Sabria. Je leur souhaite de réaliser tous leurs objectifs et leurs rêves.

À mon amie fidèle et partenaire de travail hadil, source d'énergie et d'encouragement durant tout ce parcours universitaire et à l'aube d'une aventure encore plus grande, je souhaite pleine réussite.

À mes amies Meriem et Aïcha, compagnes de route, qui m'ont sauvée de la solitude et apporté une belle ambiance de joie à l'université et aux études.

Enfin, et surtout, je rends hommage à mes propres efforts, à ma persévérance, à ma patience et à ma capacité à surmonter chaque obstacle, qui font de moi celle que je suis aujourd'hui.

Meriem

Résumé

En effet, dans un environnement où les marchés financiers deviennent de plus en plus sophistiqués, compliqués et imprévisibles, l'utilisation de système intelligent pour soutenir la prise de décision devient une exigence menaçante. C'est dans ce contexte que ce mémoire s'originait en présentant une solution basée sur l'utilisation d'algorithmes heuristiques et méta-heuristiques. De ce fait, les objectifs majeurs pouvant être atteints incluent l'élaboration d'un outil capable d'analyser les données du marché, découvrir des occasions d'achat ou de vente et conseiller de manière judicieuse dans des environnements d'information décousus et hautement volatils. Après l'examen des travaux connexes et de l'état de l'art leurs algorithmes étaient triés pour être testés et validés sur la base des données du marché des crypto-monnaies. La structure a été considérée selon un certain nombre d'exigences pour vérifier sa faisabilité et son utilisation raisonnée harmonisée avec les exigences du domaine. Finalement, les résultats ont prouvé le mérite des approches heuristiques et méta-heuristiques qui peuvent bien remplacer les algorithmes conventionnels pour guider des actions rapides et efficaces sur un marché réactif tel que celui des crypto-monnaies dès que l'algorithme est correctement paramétré.

Mots clés

Système d'aide à la décision, trading algorithmique, crypto-monnaies, heuristiques, méta-heuristiques, intelligence artificielle, optimisation, marché volatil, prédiction des prix, Backtrader, VectorBT, 3Commas, Gunbot.

Abstract

As a matter of fact, in a non-ideal world, where financial markets are becoming more and more intelligent, complex and unpredictable ; there is an urgent need to use intelligent agents to help improving decision-making. It is in this framework where the present thesis was developed, which provides a resolution through the application of heuristic and metaheuristic methods. Therefore, the general goals to be achieved are the creation of a framework that reads market data, detects opportunities to buy or sell and suggests what to do through well-informed suggestions, even in fractured and chaotic informational regimes.
After reviewing existing work and the best available algorithms from different fields, the best performing ones were picked to be prototyped and tested, as well as run against real-world datasets from cryptocurrency markets. To evaluate feasibility and guarantee the alignment with domain requirements, the system architecture is devised according to a need list. Finally, findings showed that heuristic and metaheuristic methods are effective in solving the related problem, and have the potential to perform potentially better than traditional algorithms in fast and highly responsive markets such as the cryptocurrency ones when properly tuned.

Keywords

Keywords Decision support system, algorithmic trading, cryptocurrencies, heuristics, metaheuristics, artificial intelligence, optimization, volatile market, price prediction, Backtrader, VectorBT, 3Commas, Gunbot.

الملخص

في ظل بيئة تتّسم بتزايد تعقيد الأسواق المالية وتطورها وصعوبة التنبؤ بحركتها، أصبحت الاستعانة بأنظمة ذكية لدعم اتخاذ القرار ضرورة ملحّة. ومن هذا المنطلق، جاء هذا العمل ليقترح حلاً يستند إلى استخدام الخوارزميات الاستدلالية والاستدلالية الفوقية. ويكمن الهدف الرئيسي من هذا الاقتراح في تطوير أداة قادرة على تحليل بيانات السوق، واكتشاف فرص الشراء أو البيع، وتقديم توصيات ذكية في بيئات تتّسم بتشوش المعلومات وتقلبها الشديد.

بعد دراسة الأعمال السابقة واستعراض الحالة الفنية، تم اختيار مجموعة من الخوارزميات من أجل اختبارها وتقييم فعاليتها بالاعتماد على بيانات سوق العملات المشفّرة. وقد تم تصميم بنية النظام وفقًا لمجموعة من المعايير التي تضمن قابلية تنفيذه ومواءمته مع متطلبات هذا المجال.

وفي النهاية، أثبتت النتائج فعالية الخوارزميات الاستدلالية والاستدلالية الفوقية، حيث أظهرت قدرتها على تعويض الخوارزميات التقليدية وتوجيه قرارات سريعة وفعالة داخل سوق شديد التفاعل مثل سوق العملات المشفّرة، وذلك بشرط ضبط المعلمات الخاصة بها بشكل دقيق.

الكلمات المفتاحية

االأسواق المالية - الأنظمة الذكية - دعم اتخاذ القرار - الخوارزميات الاستدلالية - نظام دعم القرار، التداول الخوارزمي، العملات الرقمية، الخوارزميات الابتكارية، الخوارزميات الميتا-ابتكارية، الذكاء الاصطناعي، التحسين، السوق المتقلب، توقع الأسعار، Gunbot، 3Commas، VectorBT، Backtrader،

Table des matières

Liste des figures **13**

Liste des tableaux **14**

Liste des abréviations **15**

Introduction Générale **17**

Problématiques **17**

Objectifs **18**

Chapitre I État de l'art **20**

I.1 Introduction **20**

I.2 Le Trading **20**
I.2.1 Définition du trading 20
I.2.2 Origine du Trading 20
I.2.3 Les Pionniers du Trading Moderne 20
I.2.4 L'évolution du trading 21
I.2.5 Perspectives futures du trading 21

I.3 Étude des Crypto-Monnaies **21**
I.3.1 Définition générale des crypto-monnaies 21
I.3.1.1 Bitcoin (BTC) 21
I.3.1.2 Ethereum (ETH) 22
I.3.1.3 Ripple (XRP) 22
I.3.1.4 Stellar (XLM) 22
I.3.1.5 Cardano (ADA) 23
I.3.2 Pourquoi ces crypto-monnaies sont-elles les plus utilisées ? 23

I.4 Algorithmes heuristiques et méta-heuristiques utilisés **24**
I.4.1 Algorithmes heuristiques 24
I.4.2 Algorithmes méta-heuristiques 24
I.4.2.1 Algorithme génétique (Genetic Algorithm - GA) 24
I.4.2.1.1 Définition 24
I.4.2.1.2 Principe général 24
I.4.2.1.3 Application dans le trading 25
I.4.2.1.4 Avantages et limites 25
I.4.2.2 Algorithmes Évolutionnaires Multi-objectifs (MOEAs) 25
I.4.2.2.1 Définition de l'algorithme 25
I.4.2.2.2 Principe général 26
I.4.2.2.3 Application dans le domaine du trading 26
I.4.2.2.4 Avantages et limites 26
I.4.2.3 Algorithme PSO (Particle Swarm Optimization) 27
I.4.2.3.1 Définition de l'algorithme 27
I.4.2.3.2 Principe général 27

I.4.2.3.3 Application dans le domaine du trading 27
I.4.2.3.4 Avantages et limites 27
I.4.2.4 Optimisation par Colonies de Fourmis (Ant Colony Optimization - ACO) 28
I.4.2.4.1 Définition de l'algorithme 28
I.4.2.4.2 Principe général 28
I.4.2.4.3 Application dans le domaine du trading 28
I.4.2.4.4 Avantages et limites 28

I.5 Conclusion **29**

Chapitre II Travaux connexes **31**

II.1 Introduction **31**

II.2Définition des modèles de trading **31**

II.3Principaux modèles de trading existants **32**
II.3.1 Cryptohopper 32
II.3.2 3Commas 32
II.3.3 Pionex 33
II.3.4 OctoBot 34
II.3.5 GUN/USDT 34
II.3.6 Backtrader 35
II.3.7 vectorBT 35

II.4Les stratégies de trading techniques **36**
II.4.1 Définition des Stratégies des modèles 36
II.4.2 la Stratégies de Momentum 36
II.4.2.1 Définition des Stratégies de Momentum 36
II.4.2.2 Objectifs et importance 37
II.4.2.3 Avantages et limitation 37
II.4.2.3.1 Avantages 37
II.4.2.3.2 Limitations 37
II.4.2.4 Applications Pratiques 37
II.4.3 Stratégie de Trading Basée sur le RSI 37
II.4.3.1 Définition du RSI 37
II.4.3.2 Calcul du RSI 38
II.4.3.3 Objectif et importance 38
II.4.3.4 Application dans les Stratégies de Trading 38
II.4.3.5 Avantages et Limitations 38
II.4.3.5.1 Avantages 38
II.4.3.5.2 Limitations 38
II.4.4 Stratégie de Trading Basée sur le MACD 38
II.4.4.1 Définition du MACD 38
II.4.4.2 Objectif et importance 39
II.4.4.3 Application dans les Stratégies de Trading 39
II.4.4.4 Avantages et Limitations 39
II.4.4.4.1 Avantages 39
II.4.4.4.2 Limitations 39

II.4.5 Stratégie d'Investissement : Dollar-Cost Averaging (DCA) 40
II.4.5.1 Définition et Principes 40
II.4.5.2 Objectif et importance 40
II.4.5.3 Avantages et Inconvénients 40
II.4.5.3.1 Avantages 40
II.4.5.3.2 Inconvénients 40
II.4.5.4 Études Académiques et Analyses 40
II.4.5.5 Applications pratiques 41
II.4.6 Stratégie de Backtesting 41
II.4.6.1 Définition du Backtesting 41
II.4.6.2 Objectifs et Importance 41
II.4.6.3 Méthodologie du Backtesting 41
II.4.6.4 Avantages et Limitations 42
II.4.6.4.1 Avantages 42
II.4.6.4.2 Limitations 42
II.4.6.5 Applications Pratiques 42
II.4.7 Stratégies d'Apprentissage Automatique 42
II.4.7.1 Définition 42
II.4.7.2 Objectifs et Importance 42
II.4.7.3 Avantages et Limitations 43
II.4.7.3.1 Avantages 43
II.4.7.3.2 Limitations 43
II.4.7.4 Applications Pratiques 43
II.4.8 Stratégies de Copy Trading 43
II.4.8.1 Définition 43
II.4.8.2 Objectifs et Importance 44
II.4.8.3 Avantages et Limitations 44
II.4.8.3.1 Avantages 44
II.4.8.3.2 Limitations 44
II.4.8.4 Applications Pratiques 44
II.4.9 Stratégies de SMA 45
II.4.9.1 Définition 45
II.4.9.2 **Objectifs et Importance** 45
II.4.9.3 Avantages et Limitations 45
II.4.9.3.1 Avantages 45
II.4.9.3.2 Limitations 45
II.4.9.4 Applications Pratiques 45

II.5 Conclusion **45**

Chapitre III Approche proposée **48**

III.1 Introduction **48**

III.2 La collecte des données **48**
III.2.1 Initialisation de l'environnement et des bibliothèques 48
III.2.2 Configuration de l'API et du dossier de sortie 49
III.2.3 Conversion des dates saisies par l'utilisateur 49
III.2.4 Saisie et validation des dates de début et de fin 49

III.2.5 Préparation de la collecte et découpage en fichiers . . . 49
III.2.6 Boucle principale de collecte de données . . . 49
III.2.7 Envoi de la requête à l'API et collecte des données . . . 49
III.2.8 Gestion des limites API avec des pauses régulières . . . 49
III.2.9 Enregistrement périodique dans des fichiers Excel . . . 50
III.2.10 Gestion des erreurs de connexion ou de serveur . . . 50
III.2.11 Fin du processus . . . 50

III.3 Analyse exploratoire des données historiques de prix des cryptomonnaies 50
III.3.1 Évolution des prix journaliers (courbes) . . . 50
III.3.2 Comparaison des prix moyens par cryptomonnaie (graphique à barres) . . . 51
III.3.3 Répartition relative de la valeur moyenne (diagramme circulaire) . . . 52

III.4 Prétraitement des données 54
III.4.1 Problèmes rencontrés lors de la collecte . . . 54
III.4.2 et pour Résoudre . . . 54

III.5 Fonctionnement des modèles de trading 55

III.6 Prétraitement des modèles de trading 56
III.6.1 Problèmes rencontrés lors de l'intégration . . . 56
III.6.2 Solutions apportées : . . . 57
III.6.3 Bouton de lancement inactif . . . 59
III.6.4 Bouton de lancement inactif . . . 59
III.6.5 Incompatibilité sur d'autres machines . . . 60
III.6.6 Limitations de Google Colab pour le développement d'interfaces graphiques . 60

III.7 Environnements et outils de développement 60
III.7.1 Développement des modèles : Google Colab + Google Drive . . . 60
III.7.2 Interface web : Visual Studio Code + Flask . . . 60
III.7.3 Gestion des données : Python + Excel . . . 61

III.8 conclusion 61

Chapitre IV Résultats et discussion 63

IV.1 Introduction 63

IV.2 Méthodologie expérimentale 63

IV.3 Architecture générale du système proposé 64

IV.4 Évaluation comparative des modèles de trading 65
IV.4.1 Présentation des algorithmes intégrés dans chaque modèle . . . 65
IV.4.1.1 Backtrader – Utilisation des algorithmes heuristiques et prédictifs personnalisés . . . 66
IV.4.1.2 VectorBT – Intégration des heuristiques classiques et optimisation adaptative . . . 66
IV.4.1.33 Commas – Métaheuristiques implicites par automatisation et stratégies dynamiques . . . 66

IV.4.1.4 Gun/usdt – Architecture hybride combinant RSI/MACD et stratégie adaptative avancée 67
IV.4.2 Analyse comparative entre les modèles de trading utilisés 67

IV.5 Visualisation comparative des performances des stratégies de trading 69

IV.6 Présentation de l'Interface Web du Système de Trading 70
IV.6.1 Accès et Authentification 70
IV.6.2 Configuration des Paramètres de Simulation 70
IV.6.3 Lancement de la Prédiction 71
IV.6.4 Affichage des Résultats 71
IV.6.5 Expérience Utilisateur et Intérêt 73

IV.7 Conclusion 74

Conclusion Générale 76

IV.8 Références 78

Liste des figures

Figure III.1. graphique combiné des courbes pour les cryptos BTC-ETH 51
Figure III.2. graphique combiné des courbes pour les cryptos XRP-ADA-XLM 51
Figure III.3. un graphique à barres des prix moyens BTC, ETH, XRP, ADA, XLM . . 52
Figure III.4. un graphique à barres des prix moyens XRP, ADA, XLM 52
Figure III.5. un diagramme circulaire des proportions des prix moyens BTC, ETH . . 53
Figure III.6. un diagramme circulaire des proportions des prix moyens XRP-ADA-XLM 53
Figure III.7. Schéma d'optimisation appliqué dans le cadre de notre approche 58
Figure IV.1. Architecture fonctionnelle du système d'aide à la décision 64
Figure IV.2. Courbe comparative des performances des quatre stratégies de trading sur 100 jours 69
Figure IV.3. la page de login 70
Figure IV.4. l'interface principale avec les champs à remplir 71
Figure IV.5. l'interface après clic sur "Start Prediction" 71
Figure IV.6. Exemple d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction . . 72
Figure IV.7. Exemple 2 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction . 72
Figure IV.8. Exemple 3 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction . 73
Figure IV.9. Exemple 4 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction . 73

Liste des tableaux

Table IV.1. Résumé des stratégies et algorithmes intégrés dans chaque modèle de trading 65
Table IV.2. Comparaison des gains et des unités restantes selon le nombre de jours et les modèles 68
Table IV.3. Comparaison des gains par modèle et par cryptomonnaie 68

Liste des Abréviations

ADA	Cardano’s native cryptocurrency (named after Ada Lovelace)
ADCA	Augmented Dollar-Cost Averaging
AA	Machine Learning
ACO	Ant Colony Optimization
API	Application Programming Interface
BTC	Bitcoin
CCL	Cardano Computation Layer
CSL	Cardano Settlement Layer
DCA	Dollar-Cost Averaging
EMA	Exponential Moving Average
ETF	Exchange-Traded Fund
ETH	Ethereum
GA	Genetic Algorithm
HFT	High-Frequency Trading
IDE	Integrated Development Environment
IRC	International Rescue Committee
MACD	Moving Average Convergence Divergence
MOEA	Multi-Objective Evolutionary Algorithms
NSGA	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
ONU	United Nations (UN)
ONUSIDA	Joint United Nations Programme on HIV/AIDS (UNAIDS)
PSO	Particle Swarm Optimization
QUIMA	Quasi-Intra-Day Moving Average
RSI	Relative Strength Index
RPCA	Ripple Protocol Consensus Algorithm
SCP	Stellar Consensus Protocol
SMA	Simple Moving Average
SGBD	Database Management System (DBMS)
SWIFT	Society for Worldwide Interbank Financial Telecommunication
USDC	USD Coin
UNCDF	United Nations Capital Development Fund
XLM	Stellar
XRP	Ripple
BRI	Bank for International Settlements (BIS)

Introduction Générale

Introduction Générale

Dans un monde marqué par l'essor constant des technologies numériques et la généralisation de l'accès à l'information, les marchés financiers connaissent une mutation profonde. Le développement des outils d'analyse algorithmique, associé à la montée en puissance de l'intelligence artificielle, offre aujourd'hui de nouvelles perspectives pour automatiser et optimiser les processus décisionnels dans divers domaines, y compris celui du trading.
Parmi les marchés financiers les plus dynamiques et imprévisibles figure celui des cryptomonnaies. Ces actifs numériques, basés sur la technologie de la blockchain, connaissent une croissance fulgurante et une volatilité qui défie les méthodes d'analyse classiques. Cette instabilité rend la prise de décision particulièrement complexe, tant pour les investisseurs individuels que pour les institutions. La capacité à analyser rapidement un grand volume de données, à identifier des motifs récurrents et à prédire les mouvements futurs du marché devient alors un atout décisif.
Face à ces défis, les systèmes d'aide à la décision fondés sur des approches intelligentes apparaissent comme une solution prometteuse. En particulier, les algorithmes heuristiques et métaheuristiques, souvent inspirés de phénomènes naturels, biologiques ou sociaux, se distinguent par leur capacité à explorer efficacement des espaces de recherche complexes, même en l'absence de modèles analytiques explicites. Ils permettent ainsi d'atteindre des solutions proches de l'optimal dans des situations où les approches classiques montrent leurs limites.
Le présent mémoire s'inscrit dans cette problématique, en visant à concevoir un système décisionnel capable d'interagir avec un environnement financier incertain, dynamique et en constante évolution. L'objectif est de démontrer que l'intelligence artificielle, couplée à des méthodes d'optimisation évolutives, peut constituer une base solide pour soutenir les décisions de trading dans le contexte particulier des cryptomonnaies.

Problématiques

Le marché des cryptomonnaies, bien qu'accessible à tous et porteur d'opportunités significatives, reste l'un des plus volatils et imprévisibles du secteur financier. Il est influencé par de multiples facteurs : événements géopolitiques, annonces économiques, comportements collectifs, innovations technologiques, voire simples tendances sociales sur les réseaux. Cette complexité rend l'analyse manuelle difficile, voire inefficace, dans un contexte où les données évoluent en temps réel.
En outre, la prise de décision en trading nécessite une réactivité quasi instantanée et une capacité à traiter des volumes massifs de données dans un laps de temps réduit. L'humain, malgré son intuition, reste limité face à cette surcharge informationnelle et peut être sujet à des biais émotionnels ou cognitifs.
Les approches classiques d'analyse technique ou fondamentale ne suffisent plus à garantir des décisions fiables dans un marché aussi mouvant. D'où l'intérêt croissant pour les algorithmes inspirés de la nature : fourmis, essaims de particules, évolution génétique, etc. Ces méthodes ont montré leur efficacité dans divers domaines d'optimisation, mais leur application concrète dans un système de trading en conditions réelles pose plusieurs défis :
Quel type d'algorithme choisir selon le profil du marché ?

Comment ajuster dynamiquement les paramètres pour suivre l'évolution des tendances ?
Comment intégrer ces algorithmes dans une interface utilisateur qui facilite l'interprétation des résultats ?
Ainsi, la problématique centrale que ce travail de recherche se propose d'explorer est la suivante :
Comment concevoir un système d'aide à la décision intelligent et efficace, basé sur des algorithmes heuristiques et méta-heuristiques, permettant d'analyser les données du marché des cryptomonnaies et de formuler des recommandations pertinentes d'achat ou de vente ?

Objectifs

Ce mémoire a pour objectif principal de concevoir un système intelligent d'aide à la décision appliqué au trading des cryptomonnaies, en s'appuyant sur des techniques avancées d'intelligence artificielle, et plus particulièrement sur des algorithmes heuristiques et méta-heuristiques. L'ambition est de proposer une solution innovante, capable de répondre aux exigences d'un marché volatile et hautement dynamique.
Plus précisément, ce travail vise à :

- **Analyser en profondeur les données du marché** : Mettre en œuvre un processus complet d'acquisition, de traitement et de pré-analyse des données historiques et en temps réel provenant de différentes cryptomonnaies (telles que BTC, ETH, ADA, etc.).
- **Détecter les opportunités d'investissement** : Développer des outils intelligents capables d'identifier des signaux subtils ou émergents annonçant des points d'entrée ou de sortie pertinents.
- **Optimiser les décisions de trading** : Élaborer des stratégies décisionnelles adaptatives basées sur l'exploration de multiples scénarios et alternatives, afin de recommander l'action la plus pertinente (achat, vente ou conservation).
- **Réduire l'incertitude et les risques** : Diminuer l'influence des biais humains et de la volatilité extrême en intégrant une logique algorithmique robuste, transparente et justifiable.

À travers cette approche, le mémoire entend démontrer la pertinence de l'intelligence artificielle bio-inspirée pour la prise de décision en environnement incertain, tout en fournissant un outil concret et exploitable par les acteurs du domaine du trading algorithmique.

Chapitre I :État de l'art

I ÉTAT DE L'ART

I.1 Introduction

L'environnement économique dans lequel les marchés financiers continuent de progresser à un rythme accéléré nécessite des outils de prise de décision de pointe, compacts et suffisamment fiables pour suivre le rythme de l'innovation. Le commerce participatif, et en particulier le commerce de crypto-monnaie, en est un excellent exemple. Alors que la plupart des autres dispositifs d'analyse s'effondrent sous l'énorme quantité de données et la variabilité des échanges, ces méthodes améliorées et novatrices semblent prometteuses à cet égard. Par conséquent, ces algorithmes heuristiques et méta-heuristiques peuvent créer des modèles de comportement dans le monde réel et sélectionner les décisions les plus judicieuses de cette manière. La proposition est l'objectif de cette section, qui vise à construire une base conceptuelle et technologique. Il se distingue en plusieurs sections. L'introduction au trading, sa permission, sa fonction actuelle, et ses options sont les objectifs de la première partie. La deuxième moitié de ce mémoire se concentrera sur les échanges des crypto-monnaies. Enfin, la dernière moitié se concentrera sur des questions plus techniques, en présentant les algorithmes heuristiques et méta-heuristiques utilisés, analysant leurs objectifs et critiquant leur usage dans le domaine commercial.

I.2 Le Trading

I.2.1 Définition du trading

Le trading est une activité financière qui consiste à acheter et vendre des actifs financiers dans le but de réaliser un profit. Selon la National Academy of Economic Sciences, le trading est « le processus de transfert d'actifs financiers entre les parties sur les marchés financiers selon les mécanismes de l'offre et de la demande » [1].
D'un point de vue académique, le trading est également défini comme un « ensemble de stratégies financières visant à exploiter les écarts de prix pour réaliser des gains à court ou à long terme » [2]. Ces stratégies incluent le trading d'actions, le forex, les contrats à terme et les options.

I.2.2 Origine du Trading

Les origines du trading remontent à l'Antiquité, où les biens et services étaient échangés directement sur les marchés locaux. Par exemple, dans les civilisations anciennes comme la Mésopotamie et l'Égypte, les échanges se faisaient sans utilisation de monnaie [3].
La forme moderne du trading a commencé à se structurer au XVII^{e} siècle avec la création de la Bourse d'Amsterdam en 1602, considérée comme la première bourse officielle de valeurs mobilières dans le monde [4].

I.2.3 Les Pionniers du Trading Moderne

Le développement du trading moderne doit beaucoup à plusieurs figures majeures du monde économique. Parmi elles, Charles Dow, qui a introduit la théorie de l'analyse technique à la

fin du XIX^{e} siècle, et John Maynard Keynes, qui a exploré la spéculation financière dans les années 1930 [5]. Plus récemment, Jim Simons s'est distingué comme l'un des pionniers du trading quantitatif avec Renaissance Technologies [6].

I.2.4 L'évolution du trading

Le XXI^{e} siècle a été marqué par de profondes transformations dans le domaine du trading grâce à la révolution numérique. Selon une étude menée par l'Université Harvard, l'utilisation des plateformes électroniques et de l'intelligence artificielle a grandement accéléré les opérations financières [7]. Le trading à haute fréquence (HFT) permet l'exécution de milliers de transactions par seconde via des algorithmes sophistiqués.

I.2.5 Perspectives futures du trading

À l'échelle mondiale, le trading est appelé à poursuivre son développement grâce à l'intelligence artificielle et aux technologies de la blockchain. En Algérie, bien que le développement du trading soit encore freiné par des contraintes réglementaires, une étude de l'Université d'Alger révèle un intérêt croissant chez les jeunes pour les marchés financiers internationaux [8].

I.3 Étude des Crypto-Monnaies

Les crypto-monnaies représentent une révolution dans le domaine de la finance numérique. Elles permettent des transactions sécurisées, rapides et souvent anonymes à l'échelle mondiale, sans l'intervention d'une autorité centrale. Ce mini-projet propose une vue d'ensemble sur les crypto-monnaies, en mettant l'accent sur les plus populaires : Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Ripple (XRP), Stellar (XLM) et Cardano (ADA) [9].

I.3.1 Définition générale des crypto-monnaies

Les crypto-monnaies sont des actifs numériques reposant sur la cryptographie pour sécuriser les échanges et gérer la création de nouvelles unités. Elles fonctionnent grâce à des technologies décentralisées, notamment la blockchain.
Selon une étude bibliométrique, le Bitcoin est la première crypto-monnaie à avoir connu une adoption massive, marquant le début d'un nouveau système économique numérique.

I.3.1.1 Bitcoin (BTC)

Le Bitcoin ou BTC est la première cryptomonnaie à voir le jour en 2009, introduite par une entité pseudo-anonyme nommée Satoshi Nakamoto. Sa raison d'être originale était de créer un système de paiement électronique de pair à pair, sans autorité centrale. Il repose sur la technologie blockchain, un registre distribué, sécurisé et public, permettant de valider les transactions via un processus appelé "mining"[9].
Un aspect remarquable du Bitcoin est sa rareté : le nombre maximal de bitcoins est limité à 21 millions. À chaque 210 000 blocs environ (environ tous les 4 ans), la récompense de minage est réduite de moitié. Ce mécanisme vise à prévenir l'hyperinflation, renforçant ainsi sa valeur perçue comme « or numérique ». Malgré son potentiel, le Bitcoin reste un actif non reconnu officiellement dans plusieurs pays.

I.3.1.2 Ethereum (ETH)

Ethereum a été lancé en 2015 par Vitalik Buterin. Contrairement à Bitcoin, il s'agit d'une plateforme programmable supportant les contrats intelligents — des programmes autonomes qui s'exécutent automatiquement quand les conditions sont remplies. Ces contrats sont écrits en Solidity et fonctionnent via la machine virtuelle Ethereum (EVM), créant un écosystème d'applications décentralisées (dApps).
En septembre 2022, Ethereum a effectué une mise à jour majeure appelée *The Merge*, passant du mécanisme de preuve de travail (PoW) à celui de preuve de participation (PoS), réduisant la consommation énergétique de plus de 99% . Des mises à jour récentes, comme *Dencun* (mars 2024) avec Proto-Danksharding, ont réduit les coûts de couche 2, tandis que *Spectra* prévue en 2025, vise à améliorer encore la scalabilité[10].

I.3.1.3 Ripple (XRP)

Ripple, développé par Ripple Labs en 2012, se distingue des autres cryptomonnaies par son protocole de consensus unique (RPCA), qui ne repose ni sur le minage ni sur la preuve de travail. Il permet des paiements transfrontaliers rapides, peu coûteux et sécurisés, à destination des institutions financières.
RippleNet offre une alternative moderne au réseau SWIFT, avec des délais quasi instantanés et des coûts minimes. XRP sert d'actif relais pour les conversions entre devises. Ripple a établi des partenariats avec plus de 300 institutions financières mondiales, notamment Santander, American Express, SBI Holdings et Standard Chartered. En 2023, Ripple a rejoint le groupe de travail de la BRI sur les paiements transfrontaliers et coopère désormais avec Mastercard et SWIFT, soulignant son ambition d'être un pilier de l'infrastructure financière mondiale[11].

I.3.1.4 Stellar (XLM)

Stellar est un réseau blockchain décentralisé fondé en 2014 par Jed McCaleb, cofondateur de Ripple, et Joyce Kim. Son objectif principal est de faciliter les transactions financières rapides, peu coûteuses et accessibles à l'échelle mondiale, en particulier pour les populations non bancarisées ou sous-bancarisées. Contrairement à d'autres blockchains, Stellar utilise le Stellar Consensus Protocol (SCP), qui permet une validation rapide des transactions sans recourir à des mécanismes énergivores comme la preuve de travail.
Le jeton natif du réseau, le Lumens (XLM), joue un rôle crucial en facilitant les échanges entre différentes devises et en couvrant les frais de transaction. Stellar permet aux utilisateurs de transférer des actifs numériques de manière transparente, en s'appuyant sur des entités appelées "ancres" qui agissent comme des ponts entre les systèmes financiers traditionnels et la blockchain[12].

Partenariats Stratégiques et Initiatives Humanitaires

- **International Rescue Committee (IRC)** : En collaboration avec Stellar, l'IRC a lancé le programme *Stellar Aid Assist* pour fournir une aide financière rapide aux réfugiés ukrainiens via des stablecoins comme l'USDC, échangeables en espèces dans des agences partenaires.
- **Flutterwave** : Ce partenariat vise à faciliter les transferts de fonds entre l'Europe et l'Afrique, réduisant ainsi les coûts élevés associés aux envois de fonds traditionnels.

- **MoneyGram** : En intégrant Stellar, MoneyGram permet aux utilisateurs de convertir des actifs numériques en espèces dans de nombreux points de vente à travers le monde.
- **Fonds d'Équipement des Nations Unies (UNCDF)** : Stellar a été sélectionné pour améliorer les transferts internationaux .

Reconnaissance Institutionnelle

- **Nations Unies** : L'ONU reconnaît Stellar pour son rôle dans l'inclusion financière mondiale .
- **Banque mondiale** : La Banque mondiale salue le modèle de transaction peu coûteux et efficace de Stellar.

I.3.1.5 Cardano (ADA)

Cardano est une plateforme blockchain de troisième génération, fondée en 2015 par Charles Hoskinson, cofondateur d'Ethereum, avec l'ambition de surmonter les limitations des premières générations de blockchains telles que Bitcoin et Ethereum. Ce projet se distingue par son approche rigoureuse, basée sur la recherche académique et la revue par les pairs.
Contrairement à de nombreux projets blockchain, Cardano adopte une méthodologie de développement inspirée des standards académiques. À ce jour, plus de 140 articles scientifiques ont été publiés dans le cadre du développement de Cardano, couvrant des domaines tels que la cryptographie, la théorie des jeux et les systèmes distribués.
Cardano utilise une architecture en deux couches : la Cardano Settlement Layer (CSL), qui gère les transactions en ADA, et la Cardano Computation Layer (CCL), dédiée aux contrats intelligents et aux applications décentralisées. Le consensus est assuré par Ouroboros, un protocole de preuve d'enjeu écoénergétique, qui a été le premier de son genre à être prouvé mathématiquement sécurisé[13].

Gouvernance Décentralisée et Participation Communautaire. Cardano intègre un système de gouvernance décentralisée, permettant aux détenteurs d'ADA de participer activement aux décisions concernant l'évolution du réseau. Un exemple notable est le partenariat avec le gouvernement éthiopien visant à développer un système d'identité numérique basé sur la blockchain pour améliorer l'accès à l'éducation.

I.3.2 Pourquoi ces crypto-monnaies sont-elles les plus utilisées ?

Ces crypto-monnaies dominent le marché en raison de leur ancienneté, de leur fiabilité technologique et de leurs cas d'usage spécifiques. Bitcoin est perçu comme une réserve de valeur, Ethereum comme une plateforme de développement innovante, Ripple comme un outil pour les banques, Stellar comme un levier d'inclusion financière, et Cardano comme une solution durable à long terme . Leur adoption par des institutions, leur communauté active, et leurs améliorations constantes assurent leur popularité et leur pertinence dans l'écosystème numérique mondial.

I.4 Algorithmes heuristiques et méta-heuristiques utilisés

Dans le contexte du trading algorithmique et des systèmes d'aide à la décision, les algorithmes heuristiques et méta-heuristiques jouent un rôle central. Ces techniques sont conçues pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation, comme le choix des meilleures stratégies de trading ou la composition optimale d'un portefeuille financier, en explorant efficacement un espace de recherche vaste et dynamique.

I.4.1 Algorithmes heuristiques

Les algorithmes heuristiques sont des méthodes de résolution de problèmes fondées sur l'intuition, l'expérience ou des règles empiriques simples [14]. Bien qu'ils ne garantissent pas la solution optimale, ils permettent de trouver rapidement des solutions satisfaisantes dans un temps limité, ce qui est particulièrement utile dans des environnements comme les marchés financiers où les décisions doivent être prises en temps réel.

- **Exemples** :
  - **Systèmes à base de règles (Rule-based systems)** : Utilisent des conditions simples comme « si la moyenne mobile 20 croise la moyenne mobile 50, alors acheter ».
  - **Algorithmes gloutons (Greedy algorithms)** : Sélectionnent à chaque étape la meilleure option locale possible, utile dans les stratégies à court terme [15].

I.4.2 Algorithmes méta-heuristiques

Les algorithmes méta-heuristiques sont des techniques plus avancées, souvent inspirées de phénomènes naturels ou biologiques. Contrairement aux heuristiques simples, ils sont conçus pour éviter les minima locaux et explorer plus largement l'espace des solutions possibles. Ils sont largement utilisés dans les systèmes de trading pour optimiser des stratégies complexes, ajuster les paramètres techniques, ou encore construire des portefeuilles robustes [16].

I.4.2.1 Algorithme génétique (Genetic Algorithm - GA)

I.4.2.1.1 Définition.

Les algorithmes génétiques (Genetic Algorithms - GA) sont une classe d'algorithmes inspirés des principes de l'évolution biologique, introduits par John Holland dans les années 1970 [17]. Ils reposent sur l'idée que des solutions à un problème peuvent évoluer dans le temps au moyen de mécanismes similaires à la sélection naturelle, tels que la reproduction, le croisement et la mutation. Leur capacité à explorer un vaste espace de recherche et à échapper aux minima locaux en fait des outils puissants pour résoudre des problèmes complexes et non linéaires, comme ceux rencontrés dans les systèmes de trading.

I.4.2.1.2 Principe général.

Dans un algorithme génétique, chaque solution possible à un problème est représentée par un chromosome, souvent codé sous forme binaire, réelle ou symbolique. Une population initiale

de chromosomes est générée aléatoirement. À chaque itération, appelée génération, une fonction d'évaluation (fonction de fitness) permet de mesurer la qualité de chaque individu. Les meilleurs individus sont sélectionnés pour former une nouvelle population grâce à des opérations de croisement (crossover), qui combinent les caractéristiques de deux parents, et de mutation, qui introduit des variations aléatoires. Ce processus est répété jusqu'à convergence vers une solution optimale ou satisfaisante.

I.4.2.1.3 Application dans le trading.

Dans le contexte du trading algorithmique, les algorithmes génétiques sont largement utilisés pour optimiser les stratégies de trading. Ils permettent par exemple de calibrer automatiquement les paramètres d'indicateurs techniques comme le RSI, les moyennes mobiles ou les bandes de Bollinger [30]. Ils peuvent également générer des règles de trading complètes sous forme d'arbres de décision ou de conditions logiques. De plus, les GA peuvent être utilisés dans la construction et l'optimisation de portefeuilles, en sélectionnant dynamiquement les actifs à inclure et en ajustant leurs pondérations en fonction de l'évolution du marché. Leur capacité à s'adapter aux conditions changeantes du marché en fait un outil précieux pour les traders souhaitant automatiser leurs décisions tout en maximisant la robustesse de leurs stratégies.

I.4.2.1.4 Avantages et limites.

Les algorithmes génétiques présentent plusieurs avantages. Ils sont capables d'explorer efficacement un grand espace de recherche et de trouver des solutions dans des contextes non linéaires et bruités. Leur mécanisme évolutif leur permet d'éviter les pièges des minima locaux, ce qui est particulièrement utile dans des marchés financiers volatils [19]. De plus, ils sont flexibles et peuvent être adaptés à différents types de données et d'objectifs. Toutefois, ils présentent aussi certaines limites. Le temps de calcul peut être important, notamment lorsque la population ou le nombre de générations est élevé. Ils nécessitent aussi un réglage précis des paramètres (taille de la population, taux de mutation, etc.), et les résultats peuvent être sensibles à ces choix.

I.4.2.2 Algorithmes Évolutionnaires Multi-objectifs (MOEAs)

I.4.2.2.1 Définition de l'algorithme.

Les algorithmes évolutionnaires à objectifs multiples (MOEA, pour "Multi-Objective Evolutionary Algorithms") sont une classe d'algorithmes inspirés par le processus de sélection naturelle et conçus pour résoudre des problèmes d'optimisation comportant plusieurs objectifs conflictuels [20]. Contrairement aux algorithmes d'optimisation classiques qui tentent de trouver une seule solution optimale, les MOEA visent à produire un ensemble de solutions appelé "ensemble de Pareto optimal", offrant ainsi un équilibre entre plusieurs critères de décision [21]. Ces algorithmes utilisent des techniques telles que la sélection, le croisement, la mutation et des mécanismes de classement pour faire évoluer une population de solutions au fil du temps.
Les MOEA les plus connus incluent NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II), SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) et MOEA/D (Multi-Objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition) [22, 23].

I.4.2.2.2 Principe général.

Le principe général d'un MOEA repose sur la modélisation du problème sous forme multi-objectifs, où chaque solution candidate est évaluée par plusieurs fonctions objectif. La population initiale est générée aléatoirement, puis évolue à travers les générations en utilisant des opérateurs génétiques classiques. Les solutions sont classées selon la dominance de Pareto, ce qui signifie qu'une solution est considérée meilleure si elle est au moins aussi bonne dans tous les objectifs.
Le processus vise à explorer l'espace de recherche tout en préservant la diversité parmi les solutions. Des mécanismes comme la conservation d'archive et le calcul de distance de foule (crowding distance) sont employés pour maintenir une représentation variée de la frontière de Pareto [24]. L'objectif final n'est pas de trouver une unique solution mais un ensemble non dominé qui offre au décideur plusieurs choix équilibrés.

I.4.2.2.3 Application dans le domaine du trading.

Dans le contexte du trading, les MOEA trouvent une application naturelle dans les situations où plusieurs critères doivent être optimisés simultanément, comme le rendement, le risque, la volatilité ou encore la fréquence des transactions [25]. Par exemple, un trader algorithmique peut vouloir maximiser le profit tout en minimisant la volatilité de son portefeuille. Ces objectifs étant souvent en conflit, les MOEA permettent de générer un ensemble de stratégies alternatives que l'on peut ensuite analyser selon le profil de risque ou les préférences de l'investisseur.
Des recherches récentes ont montré l'efficacité de NSGA-II dans l'optimisation des paramètres de stratégies de trading, le calibrage de portefeuilles multi-actifs, et la planification dynamique des ordres de marché [26]. L'avantage majeur est la capacité de fournir une frontière de solutions optimales que l'on peut utiliser pour mieux comprendre les compromis entre différents aspects du trading.

I.4.2.2.4 Avantages et limites.

Les MOEA présentent plusieurs avantages dans le domaine du trading. Tout d'abord, leur nature multi-objectifs correspond bien aux réalités complexes du marché financier où plusieurs critères doivent être pris en compte simultanément. Ils permettent aussi d'explorer un grand espace de recherche, offrant ainsi une vue globale des compromis possibles entre différentes stratégies. De plus, les MOEA sont relativement robustes aux irrégularités et à la non-linéarité des données financières.
Cependant, ils présentent aussi certaines limites. Le coût computationnel est généralement plus élevé que les approches mono-objectifs, en raison de l'évaluation simultanée de plusieurs fonctions objectif et de la nécessité de maintenir la diversité dans la population [21]. En outre, l'interprétation de la frontière de Pareto peut être délicate pour les décideurs non experts. Enfin, le réglage des paramètres de l'algorithme (taille de population, probabilités de croisement et de mutation, etc.) a un impact significatif sur les résultats, ce qui nécessite une expertise supplémentaire.

I.4.2.3 Algorithme PSO (Particle Swarm Optimization)

I.4.2.3.1 Définition de l'algorithme.

L'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization) est une méta-heuristique inspirée du comportement collectif observé chez les groupes d'animaux, notamment les essaims d'oiseaux ou les bancs de poissons. Proposé initialement par Kennedy et Eberhart en 1995 [27], PSO repose sur l'idée que chaque individu (ou "particule") d'une population explore l'espace de recherche en se déplaçant selon sa propre expérience ainsi que celle de ses voisins. L'objectif est de converger progressivement vers des solutions optimales grâce à l'interaction dynamique entre les particules.

I.4.2.3.2 Principe général.

Chaque particule dans PSO représente une solution potentielle à un problème d'optimisation. Elle possède une position (solution actuelle) et une vitesse qui détermine la direction de son mouvement. À chaque itération, les particules ajustent leur trajectoire en fonction de deux composantes principales : leur meilleur score personnel (pBest) et le meilleur score global atteint par l'ensemble de la population (gBest) [28]. Ce mécanisme permet un équilibre entre exploration et exploitation de l'espace de recherche, avec une convergence progressive vers des zones prometteuses.

I.4.2.3.3 Application dans le domaine du trading.

Dans le domaine du trading algorithmique, PSO est souvent utilisé pour l'optimisation des paramètres de stratégies de trading, comme les seuils d'achat/vente, les périodes de moyennes mobiles, ou les coefficients de pondération dans des modèles hybrides [29]. Grâce à sa simplicité d'implémentation et sa rapidité de convergence, PSO s'adapte bien aux besoins des systèmes de trading temps réel. Il a également été appliqué à l'optimisation de portefeuilles, en équilibrant les rendements attendus et les risques sous contraintes.
Par exemple, dans un système d'aide à la décision, PSO peut être employé pour ajuster dynamiquement les paramètres d'un algorithme de prédiction basé sur l'analyse technique, afin de maximiser le ratio de Sharpe ou le taux de retour corrigé du risque [30].

I.4.2.3.4 Avantages et limites.

PSO est reconnu pour sa rapidité de convergence et sa simplicité conceptuelle. Il ne nécessite pas de dérivées ou de connaissances spécifiques sur la forme des fonctions objectif, ce qui le rend adapté aux problèmes complexes ou mal définis. De plus, il comporte peu de paramètres à ajuster comparé à d'autres heuristiques.
Toutefois, PSO peut parfois tomber dans des optima locaux, surtout si la diversité de la population diminue trop rapidement. Il est aussi sensible au choix des paramètres d'inertie et d'influence sociale, qui peuvent influencer fortement la qualité des solutions finales [31]. Pour remédier à ces limitations, des variantes de PSO, telles que le PSO adaptatif ou le PSO hybride, ont été proposées.

I.4.2.4 Optimisation par Colonies de Fourmis (Ant Colony Optimization - ACO)

I.4.2.4.1 Définition de l'algorithme.

L'algorithme d'optimisation par colonie de fourmis (ACO, pour "Ant Colony Optimization") est une méta-heuristique inspirée du comportement collectif des fourmis pour trouver le chemin le plus court entre leur nid et une source de nourriture [32]. Proposé par Marco Dorigo dans les années 1990, l'ACO repose sur le principe de communication indirecte entre agents via des phéromones. Les fourmis artificielles construisent des solutions en parcourant un graphe et en déposant des phéromones sur les chemins empruntés, influençant ainsi les choix futurs d'autres agents.

I.4.2.4.2 Principe général.

L'idée fondamentale est que les fourmis virtuelles explorent différentes solutions d'un problème, et plus un chemin est performant (court, rapide, ou optimal selon le contexte), plus il recevra une quantité élevée de phéromones. Les futures fourmis seront donc plus enclines à choisir ces chemins, ce qui favorise un renforcement positif des meilleures solutions. Ce processus est couplé avec une évaporation des phéromones, permettant d'éviter le surapprentissage et de maintenir une certaine exploration de l'espace de recherche [33]. Ce mécanisme rend l'ACO particulièrement efficace pour les problèmes combinatoires tels que le voyageur de commerce (TSP), la planification ou le routage de réseau.

I.4.2.4.3 Application dans le domaine du trading.

Dans le domaine du trading, l'ACO peut être adapté pour résoudre des problèmes d'allocation de portefeuille, de sélection d'actifs ou d'optimisation de stratégies de trading à travers des chemins de décision [34]. Par exemple, chaque chemin parcouru par une fourmi pourrait représenter une séquence d'actions d'achat/vente, et l'objectif serait de maximiser le rendement global du portefeuille.
L'ACO a été utilisé dans la recherche pour optimiser des combinaisons de règles de trading, sélectionner les meilleurs indicateurs techniques ou encore calibrer des stratégies de suivi de tendance. Grâce à son approche itérative, l'algorithme permet d'explorer efficacement un grand nombre de combinaisons sans recourir à une recherche exhaustive [35].

I.4.2.4.4 Avantages et limites.

Parmi les avantages de l'ACO figurent sa capacité d'adaptation, sa robustesse face aux problèmes combinatoires complexes, et sa faculté à intégrer des mécanismes d'apprentissage collectif. Il est particulièrement pertinent pour les problèmes de décision séquentielle, ce qui correspond bien à certaines approches du trading algorithmique.
Cependant, l'ACO peut être sensible aux paramètres comme le taux d'évaporation des phéromones ou l'intensité du renforcement. Il peut également converger prématurément vers des solutions sous-optimales si la diversité des trajectoires n'est pas bien contrôlée. De plus, la complexité algorithmique peut augmenter avec la taille de l'espace de recherche [36].

I.5 Conclusion

En conclusion, le phénomène des crypto-monnaies a profondément modifié le paysage du trading et introduit des innovations majeures dans les pratiques financières. Des crypto-monnaies comme le Bitcoin et l'Ethereum sont désormais des acteurs incontournables du marché, bien que leur volatilité et le manque de régulation soulèvent encore des questions pour les investisseurs et les régulateurs. Leur potentiel de croissance et leur capacité à transformer les systèmes financiers traditionnels ne peuvent être ignorés. L'essor des technologies décentralisées et des plateformes de trading numérique annonce une évolution continue des marchés financiers mondiaux, offrant des perspectives intéressantes pour l'inclusion financière et l'accessibilité des investissements, y compris en Algérie.

Ce chapitre a permis d'explorer les concepts fondamentaux de notre projet de création d'un système d'aide à la décision pour le trading de crypto-monnaies. Nous avons analysé les principales crypto-monnaies et justifié notre choix de données en fonction des enjeux spécifiques de ce marché.

Les éléments présentés ici nous guideront dans le chapitre suivant, où nous ferons une revue des travaux connexes, ce qui nous permettra de situer notre projet dans l'état de l'art, d'identifier les approches existantes et d'orienter nos choix méthodologiques.

Chapitre II : Travaux connexes

II TRAVAUX CONNEXES

II.1 Introduction

Dans le contexte d'un marché financier en perpétuelle mutation, caractérisé par une volatilité accrue et un afflux massif de données, il devient indispensable d'explorer les modèles de trading automatisé qui structurent désormais les décisions financières modernes. Ce chapitre s'attache à décrypter les fondations techniques et stratégiques de ces systèmes intelligents qui remplacent peu à peu les approches manuelles traditionnelles.
Dans un premier temps, nous commencerons par définir ce que sont les modèles de trading, en clarifiant leur rôle, leur fonctionnement, et leur place dans l'écosystème financier numérique.
Nous passerons ensuite en revue les principaux modèles de trading existants, tels que Cryptohopper, 3Commas, Pionex, OctoBot, Backtrader, VectorBT, ainsi qu'un cas pratique sur la paire GUN/USDT. Pour chacun, nous analyserons les spécificités, la logique d'exécution, les technologies embarquées et les types d'utilisateurs visés.
Enfin, la dernière partie du chapitre sera consacrée à l'étude approfondie des stratégies de trading les plus répandues : Momentum, RSI, MACD, DCA, SMA, en plus de concepts clés comme le Backtesting, l'Apprentissage Automatique, et le Copy Trading. Chaque stratégie sera présentée de manière structurée avec :une définition claire, les objectifs visés par son utilisation, ses avantages et ses limites réelles, ainsi que des exemples d'application pratique dans un cadre réel ou simulé.
L'ambition de ce chapitre est de construire un socle de compréhension solide et opérationnel, permettant de comparer différentes approches, de discerner les mécanismes performants, et d'éclairer le choix des outils dans le développement d'un système d'aide à la décision efficace pour le trading.

II.2 Définition des modèles de trading

Les modèles de trading, ou robots de trading, sont des programmes informatiques intelligents utilisés pour analyser les données des marchés financiers et exécuter automatiquement des ordres d'achat et de vente, selon des stratégies et des algorithmes prédéfinis. Ces robots se distinguent par leur capacité à fonctionner sans intervention humaine directe, ce qui leur permet d'exécuter des transactions avec une grande rapidité et précision, tout en respectant des critères stricts et en évitant les influences émotionnelles qui peuvent affecter les traders humains.
Selon Treleaven et al., « Les systèmes de trading algorithmique sont capables de surveiller plusieurs marchés simultanément et de prendre des décisions en quelques fractions de seconde, ce qui les rend plus réactifs que les traders humains » [37]. Ces systèmes sont largement utilisés dans le trading à haute fréquence (High-Frequency Trading), et ils s'appuient également sur des algorithmes plus complexes comme les algorithmes heuristiques et méta-heuristiques, connus pour leur capacité à s'adapter aux conditions dynamiques du marché.

II.3 Principaux modèles de trading existants

II.3.1 Cryptohopper

Cryptohopper est une plateforme de trading algorithmique fondée en 2017 par les frères Ruud et Pim Feltkamp à Amsterdam, aux Pays-Bas [38]. Elle vise à démocratiser l'accès au trading automatisé des crypto-monnaies en offrant des outils adaptés aux débutants comme aux professionnels. La plateforme permet de connecter des comptes sur plusieurs exchanges majeurs tels que Binance, Coinbase, KuCoin, et bien d'autres, facilitant ainsi l'automatisation des stratégies de trading.
Cryptohopper propose une gamme étendue de fonctionnalités, notamment la création de bots de trading personnalisés, le copy trading, le market making, l'arbitrage, et l'utilisation de stratégies basées sur l'intelligence artificielle. Les utilisateurs peuvent également tester leurs stratégies via le backtesting et le paper trading avant de les appliquer en réel [39].
Les modèles de Cryptohopper utilisent diverses entrées pour prendre des décisions de trading, telles que les données de marché en temps réel, les indicateurs techniques (RSI, MACD, moyennes mobiles, etc.), les signaux externes provenant de TradingView ou d'autres fournisseurs via des webhooks, et les paramètres définis par l'utilisateur (paires de trading, seuils de prise de profit et de stop loss, taille des positions, etc.).
En fonction des analyses et des paramètres, les bots exécutent des ordres d'achat ou de vente sur les exchanges connectés, journalisent les trades effectués, envoient des notifications sur les actions du bot ou les conditions du marché, et génèrent des rapports de performance détaillés.
Les modèles de Cryptohopper fonctionnent selon une architecture modulaire comprenant la collecte de données, l'analyse, la prise de décision, l'exécution des ordres via l'API de l'exchange connecté, et le suivi des positions ouvertes avec ajustements si nécessaire.
Cryptohopper ne détient pas les fonds des utilisateurs ; ceux-ci restent sur les exchanges connectés. Les connexions se font via des clés API avec des permissions limitées (par exemple, sans autorisation de retrait). Les utilisateurs peuvent révoquer ces accès à tout moment depuis leur exchange.
En conclusion, Cryptohopper représente une solution robuste et accessible pour automatiser des stratégies de trading dans l'univers des crypto-actifs. Son écosystème combine accessibilité, personnalisation et puissance algorithmique, ce qui en fait un choix de premier plan pour toute personne souhaitant exploiter les marchés de manière efficace.

II.3.2 3Commas

3Commas est une plateforme de trading automatisé spécialisée dans les crypto-monnaies, fondée en 2017 par Yuriy Sorokin en Estonie [40]. Son objectif principal est de permettre aux traders — qu'ils soient débutants ou professionnels — de maximiser leurs profits et de limiter les pertes en utilisant des bots de trading intelligents. Grâce à une interface conviviale, 3Commas permet de connecter des comptes sur les principaux échanges mondiaux comme Binance, Coinbase, KuCoin, et bien d'autres [41].
Parmi ses fonctionnalités clés, la plateforme propose la création de bots DCA (Dollar Cost Averaging), de bots GRID, de smart trades avec gestion combinée des ordres Take Profit et Stop Loss, ainsi que le copy trading, permettant de reproduire les stratégies de traders expérimentés [42]. 3Commas offre également un tableau de bord de suivi de portefeuille en temps réel, accessible depuis une seule interface centralisée.

D'un point de vue technique, les entrées du bot incluent le prix des crypto-actifs, les indicateurs techniques tels que le RSI ou les bandes de Bollinger, les signaux externes provenant de TradingView ou d'API Webhooks, ainsi que les paramètres de stratégie définis par l'utilisateur (paire de trading, take profit, stop loss, capital à investir, etc.) [43]. En sortie, le bot exécute des ordres d'achat ou de vente, enregistre les performances, génère des notifications, et documente l'historique de ses actions.
Sur le plan de l'architecture logicielle, les modèles 3Commas fonctionnent en boucle : ils reçoivent les données du marché en temps réel, appliquent les règles stratégiques définies, exécutent les ordres via les API des exchanges, puis enregistrent les résultats. Pour ceux qui souhaitent développer leur propre bot, la documentation officielle recommande l'utilisation de langages comme Python avec des bibliothèques telles que ccxt pour l'accès aux API d'échange, pandas pour l'analyse de données, et ta-lib pour les indicateurs techniques [44]. Cette approche modulaire permet aux développeurs d'ajuster facilement les règles de trading à leurs préférences.
Concernant la sécurité, 3Commas ne conserve jamais les fonds de l'utilisateur ; ceux-ci restent sur l'exchange de l'utilisateur. La plateforme utilise uniquement des accès API restreints (trading uniquement, sans possibilité de retrait) et permet à tout moment de révoquer ces accès via les paramètres de l'exchange [45].
En conclusion, 3Commas représente une solution robuste, complète et accessible pour automatiser des stratégies de trading dans l'univers des crypto-actifs. Son écosystème combine accessibilité, personnalisation et puissance algorithmique, ce qui en fait un choix de premier plan pour toute personne souhaitant exploiter les marchés de manière efficace, sans devoir passer ses journées devant un écran.

II.3.3 Pionex

Pionex est une plateforme d'échange de crypto-monnaies fondée en 2019, qui se distingue par l'intégration de bots de trading automatisés directement dans son interface [46]. Cette approche vise à simplifier l'automatisation des stratégies de trading pour les utilisateurs, qu'ils soient débutants ou expérimentés. Pionex propose 16 bots de trading gratuits, couvrant des stratégies telles que le trading en grille, le DCA (Dollar Cost Averaging), l'arbitrage spot-futures, et le rebalancement de portefeuille.
Le bot de trading en grille est particulièrement populaire sur Pionex. Il permet d'acheter à bas prix et de vendre à prix élevé en plaçant des ordres à intervalles prédéfinis autour d'un prix central. Cette stratégie est efficace dans des marchés latéraux, qui représentent environ 70 % du temps sur les marchés des crypto-monnaies.
Pionex offre également des bots d'arbitrage spot-futures, qui exploitent les écarts de prix entre le marché au comptant et le marché à terme pour générer des rendements annuels allant de 15 % à 50 %. Ces bots sont conçus pour fonctionner 24 heures sur 24, 7 jours sur 7, permettant aux utilisateurs de profiter des opportunités du marché même en leur absence.
En termes de sécurité, Pionex agrège la liquidité de plusieurs grandes plateformes d'échange, telles que Binance et Huobi, et applique des frais de transaction compétitifs de 0,05 %. La plateforme met également l'accent sur la conformité réglementaire et la sécurité des fonds des utilisateurs.
Bien que Pionex ne propose pas de personnalisation avancée des bots via des scripts ou des intégrations tierces, sa simplicité d'utilisation et la variété de ses bots intégrés en font une option attrayante pour les traders souhaitant automatiser leurs stratégies sans compétences en programmation.

II.3.4 OctoBot

OctoBot est un robot de trading de crypto-monnaies open source, conçu pour offrir une automatisation complète et personnalisable des stratégies d'investissement. Développé par la communauté Drakkar-Software, il se distingue par sa flexibilité, sa transparence et son orientation vers les utilisateurs souhaitant un contrôle total sur leurs opérations de trading [47].
Lancé en 2018, OctoBot repose sur une architecture modulaire qui permet aux utilisateurs de créer, tester et déployer des stratégies de trading personnalisées. Son code source est entièrement accessible sur GitHub, favorisant une collaboration active de la communauté et une évolution constante du projet [48].
Stratégies automatisées : OctoBot prend en charge diverses stratégies telles que le DCA (Dollar Cost Averaging), le trading en grille et les paniers thématiques de crypto-monnaies. Ces stratégies peuvent être exécutées sur des marchés spot ou à terme, en fonction des préférences de l'utilisateur.
Personnalisation avancée : Grâce à son système de "tentacules", OctoBot permet l'ajout de modules personnalisés pour intégrer des indicateurs techniques, des analyses de sentiments ou des données externes, offrant ainsi une personnalisation poussée des stratégies [49].
Backtesting et paper trading : Les utilisateurs peuvent tester leurs stratégies sur des données historiques ou en conditions réelles avec des fonds virtuels, facilitant l'optimisation sans risque financier.
Intégration avec TradingView : OctoBot offre la possibilité d'automatiser des stratégies directement depuis TradingView, permettant une transition fluide entre l'analyse et l'exécution [50].
OctoBot n'exige pas la garde des fonds des utilisateurs. Les transactions sont effectuées via des clés API sécurisées, minimisant les risques liés à la sécurité. De plus, il peut être déployé localement ou sur le cloud, offrant une flexibilité adaptée aux besoins de chaque utilisateur.
Avec une communauté active sur des plateformes comme Discord et Telegram, OctoBot bénéficie d'un soutien constant de ses utilisateurs. Sa nature open source garantit une transparence totale et une amélioration continue du logiciel [51].

II.3.5 GUN/USDT

Les bots de trading appliqués à la paire GUN/USDT sont des programmes automatisés conçus pour exécuter des ordres d'achat et de vente sans intervention humaine. Leur fonctionnement repose sur des stratégies prédéfinies, souvent basées sur des indicateurs techniques, des algorithmes d'analyse ou des modèles d'apprentissage automatique [52]. L'objectif principal de ces bots est d'optimiser les performances de trading tout en éliminant l'impact émotionnel des décisions humaines. Dans un marché aussi volatil que celui des cryptomonnaies, la rapidité d'exécution et la rigueur stratégique sont des atouts majeurs [53].
Ces outils présentent plusieurs avantages : ils permettent une surveillance continue du marché 24h/24, une réactivité quasi instantanée aux fluctuations de prix, et une mise en œuvre systématique des stratégies, comme le RSI (Relative Strength Index), les moyennes mobiles ou encore les bandes de Bollinger [54]. Certains bots, comme ceux proposés par Gunbot, permettent une personnalisation très poussée, tandis que d'autres, comme ceux de KuCoin ou Binance, offrent des options plus simples comme le Dollar-Cost Averaging (DCA) ou le trading en grille. Par exemple, un bot DCA va investir un montant fixe à intervalles réguliers, réduisant ainsi l'exposition à la volatilité [55]. Le bot en grille, quant à lui, place automatiquement des ordres d'achat et de vente autour d'un prix central pour tirer parti des mouvements du marché.

Cependant, ces systèmes ne sont pas sans limites. Ils peuvent rencontrer des problèmes techniques, être vulnérables en cas de forte instabilité du marché, ou encore être mal configurés par des utilisateurs peu expérimentés [56]. Il est donc essentiel de bien comprendre les stratégies utilisées et de tester rigoureusement chaque configuration, notamment via le backtesting, avant un usage réel.
Aujourd'hui, plusieurs plateformes populaires proposent des bots adaptés à la paire GUN/USDT. Gunbot est l'un des plus connus pour sa flexibilité. KuCoin offre un accès simplifié à la stratégie DCA, tandis que Binance permet de déployer un trading bot en grille avec des réglages intuitifs. Ces bots illustrent la manière dont l'automatisation transforme la gestion des actifs numériques, en particulier pour les paires moins liquides comme GUN/USDT [57].

II.3.6 Backtrader

Backtrader est un framework open-source en Python, largement utilisé pour le backtesting de stratégies de trading algorithmique. Il permet aux développeurs et aux chercheurs de tester, valider et optimiser des stratégies sur des données historiques avant leur déploiement en conditions réelles. Grâce à sa flexibilité, Backtrader prend en charge une variété d'indicateurs techniques, de sources de données multiples et offre la possibilité de créer des stratégies personnalisées.
L'objectif principal de Backtrader est de fournir un environnement robuste pour l'évaluation des performances des stratégies de trading. Il facilite l'optimisation des paramètres des stratégies afin de maximiser les rendements ou de minimiser les risques. En permettant une validation rigoureuse, Backtrader assure que les stratégies sont robustes et performantes avant leur mise en œuvre sur les marchés financiers.
L'importance de Backtrader réside dans sa capacité à simuler des stratégies de trading dans un environnement contrôlé, offrant ainsi une compréhension approfondie de leur comportement potentiel dans différentes conditions de marché. Cette fonctionnalité est cruciale pour les traders et les chercheurs souhaitant développer des stratégies efficaces et résilientes.
Parmi les avantages de Backtrader, on note sa flexibilité, sa compatibilité avec diverses sources de données, y compris les flux en temps réel, et une communauté d'utilisateurs active qui contribue à son développement continu. Cependant, il présente certaines limitations, notamment une courbe d'apprentissage pour les utilisateurs sans expérience en programmation Python et des performances qui peuvent être limitées lors de simulations très complexes ou avec de grands volumes de données.
Dans la pratique, Backtrader est utilisé dans la recherche académique et le développement de stratégies de trading. Par exemple, une étude publiée dans la revue *Patterns* a utilisé Backtrader pour tester une méthode de détection de motifs de trading interprétables, démontrant son efficacité dans l'évaluation de stratégies basées sur l'apprentissage automatique [58]. Cette étude souligne la pertinence de Backtrader comme outil de recherche et de développement dans le domaine du trading algorithmique.

II.3.7 vectorBT

Le bot vectorBT est un système de trading basé sur la bibliothèque Python open source vectorbt, conçue pour la recherche quantitative, l'analyse de stratégies de trading, et l'optimisation de portefeuille à grande échelle [59]. Elle permet de construire des bots de trading flexibles et rapides en s'appuyant sur des bibliothèques scientifiques puissantes telles que NumPy, Pandas et Numba.

Un bot vectorBT exploite ces outils pour analyser les marchés financiers, générer des signaux de trading (achat, vente, hold), et simuler des performances de manière efficace sur de grands ensembles de données historiques [60]. L'objectif principal d'un bot vectorBT est d'offrir une infrastructure modulaire, rapide et hautement personnalisable permettant aux chercheurs, traders indépendants ou développeurs d'automatiser le backtesting, les prédictions de prix, et la prise de décision en trading.
Contrairement à d'autres plateformes de backtesting, vectorBT est pensé pour fonctionner à grande échelle, ce qui le rend adapté non seulement aux analyses sur quelques actifs, mais aussi à des milliers de combinaisons d'indicateurs, de paires de cryptomonnaies ou d'actions, en quelques secondes [61].
L'importance de vectorBT réside dans sa capacité à démocratiser l'accès à des outils d'analyse quantitatifs avancés. Il permet notamment l'intégration de modèles de machine learning, d'algorithmes techniques comme les moyennes mobiles, RSI, MACD, ou encore les stratégies de rebalancement et de suivi de tendance, le tout en étant extensible et interopérable avec d'autres bibliothèques Python comme scikit-learn, TA-Lib, ou TensorFlow [62].
Cela favorise l'expérimentation rapide de différentes stratégies et l'évaluation rigoureuse de leur performance sur divers scénarios de marché. En pratique, un bot vectorBT peut être utilisé pour créer un système complet de trading algorithmique : depuis le prétraitement des données, l'entraînement de modèles de prédiction, la génération de signaux de trading jusqu'à la simulation de transactions avec gestion du capital, stop-loss, take-profit et visualisation interactive des résultats.
Son architecture permet une analyse rapide de multiples stratégies pour choisir la plus rentable selon des critères personnalisés (rendement, drawdown, Sharpe ratio, etc.) [63]. Cela en fait un outil précieux dans la recherche académique et dans l'industrie du trading algorithmique.

II.4 Les stratégies de trading techniques

II.4.1 Définition des Stratégies des modèles

Les stratégies de trading algorithmique désignent l'utilisation de programmes informatiques pour automatiser les décisions d'investissement, l'exécution des ordres et la gestion des risques, notamment sur les marchés financiers et des cryptomonnaies. Elles reposent sur des règles fixes, des modèles statistiques ou du machine learning pour analyser les données et optimiser les performances tout en réduisant les biais émotionnels (Aldridge, 2010). Des plateformes comme Gunbot, 3Commas, OctoBot, Backtrader et Cryptohopper utilisent des stratégies telles que le Dollar-Cost Averaging (DCA), le suivi de tendance, l'arbitrage et l'apprentissage automatique pour capter les opportunités du marché de façon autonome et efficace.

II.4.2 la Stratégies de Momentum

II.4.2.1 Définition des Stratégies de Momentum

Les stratégies de momentum consistent à acheter des actifs ayant récemment enregistré de bonnes performances et à vendre ceux ayant sous-performé, en supposant que ces tendances se poursuivront à court ou moyen terme [70]. Cette approche repose sur l'idée que les actifs ayant montré une dynamique positive continueront sur cette lancée, et inversement pour ceux en baisse.

II.4.2.2 Objectifs et importance

Les stratégies de momentum visent à exploiter les tendances existantes en achetant des actifs à fort rendement récent et en vendant ceux en sous-performance, sur des horizons de 3 à 12 mois. L'objectif est d'exploiter la persistance des tendances de marché, documentée dès les travaux de Jegadeesh et Titman [64], qui ont constaté des rendements significatifs des portefeuilles "gagnants-perdants".
L'importance de ces stratégies réside dans leur capacité à générer des alpha persistants, souvent non expliqués par les modèles classiques à facteurs ni par les hypothèses d'efficience des marchés [65].

II.4.2.3 Avantages et limitation

II.4.2.3.1 Avantages .

Les stratégies de momentum offrent plusieurs atouts :
Potentiel de gains élevés à court terme, grâce à l'exploitation de mouvements de prix dynamiques [66].
Polyvalence inter-marchés : actions, matières premières, cryptomonnaies, taux.
Robustesse empirique : de nombreuses études confirment leur succès, notamment dans les marchés à volatilité cyclique et sur différentes classes d'actifs [67].

II.4.2.3.2 Limitations.

Les principales limites incluent :
Risque de retournement brutal ("momentum crash"), souvent lors de marchés volatils ou en fin de cycle [68].
Frais de transaction élevés dus à une rotation importante du portefeuille.
Biais comportementaux comme la sous-réaction ou le suivi de foule, qui peuvent fausser les signaux [69].

II.4.2.4 Applications Pratiques

Les stratégies de momentum sont utilisées dans divers contextes :

- **Marchés actions** : Sélection de titres individuels basés sur leur performance récente.
- **Marchés des matières premières** : Application du momentum aux contrats à terme sur matières premières.
- **Cryptomonnaies** : Utilisation du momentum dans le trading à haute fréquence de cryptomonnaies.

II.4.3 Stratégie de Trading Basée sur le RSI

II.4.3.1 Définition du RSI

Le Relative Strength Index (RSI) est un oscillateur de momentum développé par J. Welles Wilder en 1978 [71]. Il mesure la vitesse et l'amplitude des mouvements de prix d'un actif sur une période donnée. Le RSI oscille entre 0 et 100, avec des niveaux de surachat et de survente fixés à 70 et 30 respectivement.

II.4.3.2 Calcul du RSI

Le calcul du RSI repose sur la moyenne des gains et des pertes sur une période donnée :

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + RS}\right) \quad \text{où} \quad RS = \frac{\text{Moyenne gains}}{\text{Moyenne pertes}}$$

II.4.3.3 Objectif et importance

L'objectif principal du RSI est de fournir un outil de repérage des retournements de tendance en identifiant les zones de surachat ou de survente. Il améliore la qualité des décisions de trading, notamment lorsqu'il est intégré à des systèmes automatisés [72].

II.4.3.4 Application dans les Stratégies de Trading

Le RSI est largement utilisé pour générer des signaux d'achat ou de vente :
- RSI < 30 : signal d'achat (survente) - RSI > 70 : signal de vente (surachat)
Des études ont montré que son intégration dans des systèmes basés sur l'IA améliore la performance des stratégies [73].

II.4.3.5 Avantages et Limitations

II.4.3.5.1 Avantages.

- **Simplicité** : Facile à calculer et interpréter.
- **Polyvalence** : Utilisable sur tout type d'actifs.
- **Complémentarité** : Combine bien avec d'autres indicateurs.

II.4.3.5.2 Limitations.

- Peut générer des faux signaux en marché volatile. - Réagit avec un certain retard puisqu'il se base sur des données historiques.

II.4.4 Stratégie de Trading Basée sur le MACD

II.4.4.1 Définition du MACD

Le Moving Average Convergence Divergence (MACD) est un indicateur technique développé par Gerald Appel à la fin des années 1970 [74]. Il est conçu pour révéler les changements dans la force, la direction, l'élan et la durée d'une tendance dans le prix d'un actif financier. Le MACD est calculé en soustrayant la moyenne mobile exponentielle (EMA) sur 26 périodes de l'EMA sur 12 périodes :

$$\text{MACD} = \text{EMA}_{12} - \text{EMA}_{26}$$

Une ligne de signal, qui est une EMA sur 9 périodes du MACD, est ensuite tracée pour servir de déclencheur de signaux d'achat ou de vente. Le MACD est souvent représenté avec un histogramme montrant la différence entre le MACD et sa ligne de signal.

II.4.4.2 Objectif et importance

L'ambition principale du MACD est de combiner le repérage de tendance, le momentum et la durée dans un seul indicateur, facilitant ainsi les décisions d'entrée et de sortie de position. Des recherches récentes indiquent que l'optimisation des paramètres du MACD — notamment via des algorithmes génétiques [75] et la transformation par ondelettes [76] — améliore le ratio de Sharpe, augmente le taux de réussite et réduit le drawdown maximal, tout en adaptant la stratégie à la volatilité de l'actif.

II.4.4.3 Application dans les Stratégies de Trading

Le MACD est largement utilisé pour identifier les points d'entrée et de sortie sur les marchés financiers. Les principales stratégies incluent :
Croisement de la ligne de signal : Un signal d'achat est généré lorsque le MACD croise au-dessus de sa ligne de signal, et un signal de vente lorsqu'il croise en dessous.
Croisement de la ligne zéro : Un MACD positif indique une tendance haussière, tandis qu'un MACD négatif suggère une tendance baissière.
Divergences : Une divergence entre le MACD et le prix de l'actif peut indiquer un affaiblissement de la tendance actuelle et un possible retournement.
Des études ont montré que l'utilisation du MACD dans des stratégies de trading peut améliorer la performance des investissements. Par exemple, une recherche a démontré que l'optimisation des paramètres du MACD via des algorithmes génétiques peut améliorer l'efficacité des décisions d'investissement.

II.4.4.4 Avantages et Limitations

II.4.4.4.1 Avantages . les avantages d'une stratégie de trading basée sur le MACD sont :

- **Détection de tendance** : Permet d'identifier les phases haussières et baissières du marché.
- **Simplicité** : Facile à comprendre et à appliquer, même pour les débutants.
- **Polyvalence** : Utilisable sur différents marchés et unités de temps.
- **Indication du momentum** : Évalue la force des mouvements de prix.
- **Complémentarité** : S'intègre bien avec d'autres indicateurs techniques.
- **Optimisation possible** : Les paramètres peuvent être ajustés pour de meilleures performances.

II.4.4.4.2 Limitations .

- **Retard** : Étant basé sur des moyennes mobiles, le MACD réagit lentement aux changements brusques de tendance.
- **Faux signaux** : Moins fiable en période de forte volatilité ou sur des marchés sans tendance claire.
- **Paramètres sensibles** : Les performances dépendent fortement du bon réglage des périodes utilisées.
- **Moins efficace en range** : Donne peu d'indications utiles dans des marchés plats ou sans direction.

II.4.5 Stratégie d'Investissement : Dollar-Cost Averaging (DCA)

II.4.5.1 Définition et Principes

Le Dollar-Cost Averaging (DCA) est une stratégie d'investissement qui consiste à investir un montant fixe à intervalles réguliers, indépendamment du prix de l'actif [77]. Cette approche vise à réduire l'impact de la volatilité du marché en lissant le prix d'achat moyen des actifs sur le temps. Elle est particulièrement utile pour les investisseurs qui souhaitent minimiser les risques liés au timing du marché [78].

II.4.5.2 Objectif et importance

L'objectif principal du DCA est de réduire le risque de timing — éviter d'investir un capital important à un moment inopportun — tout en incitant à une discipline financière régulière. Des études académiques montrent que, même si cette stratégie peut sous□performer en périodes haussières, elle demeure intéressante pour les investisseurs prudents, en particulier en vue d'un processus d'accumulation progressive du capital [79].

II.4.5.3 Avantages et Inconvénients

II.4.5.3.1 Avantages.

Réduction du risque de timing : En investissant régulièrement, les investisseurs évitent d'acheter à des prix élevés ou de manquer des opportunités d'achat à bas prix.
Discipline d'investissement : Le DCA encourage une approche disciplinée, en éliminant les décisions émotionnelles liées aux fluctuations du marché.
Accessibilité : Cette stratégie est accessible aux investisseurs avec des ressources limitées, car elle ne nécessite pas de gros montants initiaux

II.4.5.3.2 Inconvénients.

Rendement potentiel inférieur : Des études ont montré que le DCA peut sous-performer par rapport à l'investissement en une seule fois, surtout dans des marchés haussiers.
Frais de transaction : Des investissements fréquents peuvent entraîner des frais de transaction plus élevés, réduisant ainsi les rendements nets.

II.4.5.4 Études Académiques et Analyses

Des recherches ont été menées pour évaluer l'efficacité du DCA par rapport à d'autres stratégies d'investissement :
Une étude publiée dans ScienceDirect propose une version augmentée du DCA, appelée Augmented Dollar-Cost Averaging (ADCA), qui ajuste les investissements en fonction des conditions économiques. Cette approche a montré des bénéfices en termes de réduction des risques sur le marché boursier américain entre 1967 et 2018 .
Une autre recherche dans le Journal of Economics and Finance a comparé le DCA à d'autres stratégies d'investissement en utilisant des mesures de performance basées sur le risque. Les résultats indiquent que le DCA est généralement inférieur à d'autres approches en termes de rendement ajusté au risque.

Une analyse théorique approfondie du DCA a été présentée dans ScienceDirect, fournissant des formules mathématiques pour la valeur attendue et la variance du processus de richesse de l'investisseur. Cette étude a révélé que la fréquence des investissements DCA a un impact non monotone et non trivial sur le risque et le compromis risque-rendement .

II.4.5.5 Applications pratiques

L'application la plus fréquente du DCA consiste à investir un montant fixe mensuel dans un portefeuille d'ETF ou d'actions. Des versions améliorées, comme l'ADCA, adaptent les montants investis en fonction de la conjoncture (ex. expansion vs récession), afin d'optimiser le profil rendement versus risque. L'analyse empirique entre 1967 et 2018 montre que l'ADCA permet un Sharpe ratio plus élevé et une meilleure protection contre les pertes élevées.

II.4.6 Stratégie de Backtesting

II.4.6.1 Définition du Backtesting

Le backtesting est une méthode d'évaluation des performances d'une stratégie de trading en la testant sur des données historiques. Il permet de simuler comment une stratégie aurait fonctionné dans le passé, offrant ainsi des insights sur sa robustesse et son efficacité [80]. Cette technique est essentielle pour valider des modèles prédictifs et des stratégies d'investissement avant leur mise en œuvre réelle [81].

II.4.6.2 Objectifs et Importance

L'objectif principal du backtesting est de :

- Évaluer la performance d'une stratégie sur des données historiques.
- Identifier les points faibles et les risques potentiels.
- Optimiser les paramètres de la stratégie pour améliorer ses résultats futurs.

En finance, le backtesting est utilisé pour tester des stratégies telles que le trading algorithmique, l'allocation d'actifs et les modèles de prévision des prix [82].

II.4.6.3 Méthodologie du Backtesting

La mise en œuvre d'un backtesting efficace nécessite :

- **Données historiques fiables** : Utiliser des données précises et complètes pour éviter les biais.
- **Simulation réaliste** : Prendre en compte les coûts de transaction, le slippage et la liquidité du marché.
- **Période de test adéquate** : Choisir une période représentative des différentes conditions de marché.

Une étude empirique sur les performances des stratégies de trading technique souligne l'importance de simuler fidèlement les conditions du marché pour obtenir des résultats pertinents [83].

II.4.6.4 Avantages et Limitations

II.4.6.4.1 Avantages .

- **Validation préalable** : Permet de tester une stratégie sans risquer de capital réel.
- **Optimisation** : Aide à affiner les paramètres pour maximiser les performances.
- **Compréhension des risques** : Identifie les scénarios où la stratégie peut échouer.

II.4.6.4.2 Limitations .

- **Sur-optimisation** : Adapter une stratégie trop précisément aux données passées peut la rendre inefficace dans le futur.
- **Biais de sélection** : Choisir des périodes de test favorables peut fausser les résultats.
- **Données non représentatives** : Les conditions passées ne reflètent pas toujours les situations futures.

II.4.6.5 Applications Pratiques

Le backtesting est largement utilisé dans :
Le développement de stratégies de trading algorithmique : Tester des algorithmes sur des données historiques pour évaluer leur performance.
La gestion de portefeuille : Évaluer l'efficacité de différentes allocations d'actifs.
La validation de modèles prédictifs : Tester des modèles de prévision des prix ou de la volatilité
.

II.4.7 Stratégies d'Apprentissage Automatique

II.4.7.1 Définition

L'apprentissage automatique (AA) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux systèmes d'apprendre à partir de données et de prendre des décisions sans programmation explicite [84]. En finance, l'AA est utilisé pour analyser de vastes ensembles de données, détecter des motifs complexes et améliorer la prise de décision dans des domaines tels que le trading algorithmique, la gestion de portefeuille, l'évaluation du risque de crédit et la détection de fraudes [85].

II.4.7.2 Objectifs et Importance

- **Améliorer les prévisions financières** : Les modèles d'AA permettent de prédire les tendances du marché avec une précision accrue, facilitant ainsi la prise de décisions éclairées.
- **Optimiser la gestion des risques** : En identifiant les signaux faibles et les anomalies, l'AA aide à anticiper les risques potentiels et à mettre en place des stratégies d'atténuation efficaces.
- **Automatiser les processus financiers** : L'AA permet d'automatiser des tâches répétitives, réduisant ainsi les coûts opérationnels et les erreurs humaines.
- **Personnaliser les services financiers** : Grâce à l'analyse des comportements des clients, l'AA facilite la création de produits et services financiers adaptés aux besoins individuels.

II.4.7.3 Avantages et Limitations

II.4.7.3.1 Avantages .

- **Efficacité accrue** : L'AA traite rapidement de grandes quantités de données, permettant des analyses en temps réel.
- **Précision améliorée** : Les modèles d'AA peuvent détecter des motifs complexes et non linéaires que les méthodes traditionnelles pourraient manquer.
- **Adaptabilité** : Les systèmes d'AA peuvent s'ajuster aux nouvelles données, améliorant continuellement leurs performances.

II.4.7.3.2 Limitations .

- **Surapprentissage (overfitting)** : Les modèles peuvent s'ajuster trop étroitement aux données d'entraînement, réduisant leur capacité à généraliser.
- **Interprétabilité limitée** : Certains modèles complexes, comme les réseaux de neurones profonds, sont souvent considérés comme des "boîtes noires", rendant difficile la compréhension de leurs décisions.
- **Dépendance à la qualité des données** : Les résultats dépendent fortement de la qualité et de la pertinence des données utilisées.
- **Coûts élevés** : La mise en œuvre de solutions d'AA peut nécessiter des ressources financières et humaines importantes.

II.4.7.4 Applications Pratiques

- **Trading algorithmique** : Utilisation de modèles d'AA pour développer des stratégies de trading automatisées qui s'adaptent aux conditions changeantes du marché.
- **Gestion de portefeuille** : Optimisation de l'allocation d'actifs en identifiant des modèles complexes dans les données financières.
- **Évaluation du risque de crédit** : Amélioration de l'évaluation du risque de crédit en analysant des données historiques et en identifiant des indicateurs de défaut potentiels.
- **Détection de fraudes** : Identification d'activités frauduleuses en analysant des transactions en temps réel et en détectant des anomalies.

II.4.8 Stratégies de Copy Trading

II.4.8.1 Définition

Le copy trading est une stratégie d'investissement qui permet à un investisseur (appelé "copieur") de reproduire automatiquement les positions prises par un autre investisseur expérimenté (appelé "trader principal") sur une plateforme de trading social. Cette méthode repose sur l'idée que les traders novices peuvent bénéficier de l'expertise des traders chevronnés en copiant leurs décisions d'investissement en temps réel [86].

II.4.8.2 Objectifs et Importance

Les principaux objectifs du copy trading sont :

- **Accès à l'expertise** : Permettre aux investisseurs débutants de bénéficier des connaissances et de l'expérience des traders professionnels.
- **Gain de temps** : Réduire le temps consacré à l'analyse des marchés en déléguant les décisions d'investissement.
- **Diversification** : Faciliter la diversification du portefeuille en copiant plusieurs traders avec des stratégies différentes.

L'importance du *copy trading* réside dans sa capacité à démocratiser l'accès aux marchés financiers, en offrant une solution aux investisseurs qui manquent de temps ou de compétences pour gérer activement leurs portefeuilles.

II.4.8.3 Avantages et Limitations

II.4.8.3.1 Avantages.

- **Simplicité** : Le copy trading est facile à mettre en place, même pour les novices.
- **Transparence** : Les performances passées des traders principaux sont généralement accessibles, permettant aux copieurs de faire des choix éclairés.
- **Apprentissage** : Les investisseurs peuvent apprendre en observant les stratégies des traders expérimentés.

II.4.8.3.2 Limitations.

- **Risque de perte** : Les performances passées ne garantissent pas les résultats futurs, et copier un trader peut entraîner des pertes.
- **Manque de contrôle** : Les copieurs dépendent des décisions des traders principaux, ce qui peut être problématique en cas de changements de stratégie.
- **Effet de foule** : Une concentration excessive sur certains traders peut entraîner des mouvements de marché indésirables.

II.4.8.4 Applications Pratiques

Le copy trading est largement utilisé sur des plateformes de trading social telles que eToro, ZuluTrade et Covesting. Les investisseurs peuvent choisir parmi une variété de traders principaux en fonction de leurs performances, de leur style de trading et de leur tolérance au risque. Des études ont montré que le copy trading peut améliorer les performances des investisseurs, mais il est essentiel de sélectionner soigneusement les traders à copier et de surveiller régulièrement les performances.

II.4.9 Stratégies de SMA

II.4.9.1 Définition

La moyenne mobile simple (Simple Moving Average - SMA) est un indicateur utilisé pour lisser les fluctuations de prix en calculant la moyenne des prix de clôture sur une période donnée. Elle permet de visualiser la tendance sous-jacente d'un actif en éliminant les variations à court terme. La SMA est souvent considérée comme l'une des techniques les plus fondamentales de l'analyse technique [87], et elle est utilisée comme base pour de nombreuses stratégies avancées.

II.4.9.2 Objectifs et Importance

L'objectif principal de la SMA est de détecter la direction générale du marché en réduisant les bruits causés par les mouvements erratiques de prix. Les croisements entre SMA de courte et longue durée sont souvent utilisés pour générer des signaux de trading, indiquant les points d'entrée et de sortie du marché. Cela en fait un outil utile tant pour les investisseurs débutants que pour les professionnels.

II.4.9.3 Avantages et Limitations

II.4.9.3.1 Avantages.

Parmi les principaux avantages de la SMA figurent sa simplicité de calcul, sa facilité d'interprétation, et sa capacité à fournir des signaux fiables dans des marchés fortement directionnels. Elle est largement utilisée dans divers contextes, notamment sur les actions, les devises, les matières premières, et les ETF.

II.4.9.3.2 Limitations.

La SMA présente aussi plusieurs limites, notamment son caractère retardé : elle dépend uniquement des données passées, ce qui la rend moins réactive aux retournements de tendance rapides. De plus, en période de consolidation (marché sans direction claire), la SMA peut générer de nombreux signaux erronés, appelés "faux signaux".

II.4.9.4 Applications Pratiques

L'application la plus répandue de la SMA est le croisement de moyennes mobiles : lorsqu'une SMA courte croise une SMA longue à la hausse, un signal d'achat est généré ; l'inverse indique un signal de vente. Cette méthode est testée sur plusieurs classes d'actifs, notamment les ETF. Des variantes comme la version QUIMA (quasi-intra-day moving average) ont été proposées pour améliorer la performance.

II.5 Conclusion

Ce chapitre a permis d'apporter une vision globale mais détaillée de l'univers des modèles de trading intelligents et des stratégies qui les sous-tendent. En combinant des plateformes concrètes comme 3Commas ou VectorBT à des logiques stratégiques telles que le Momentum ou le DCA, il devient possible d'identifier les forces et les limites de chaque outil et de chaque approche.
Cette exploration structurée prend tout son sens dans le cadre de notre mémoire, car elle jette les bases nécessaires pour comprendre, comparer et sélectionner intelligemment les composantes

d’un futur système de trading automatisé. Elle établit également un lien direct avec le chapitre suivant, qui portera sur les travaux connexes et les choix algorithmiques motivant notre propre contribution. À travers cette cartographie, nous ne faisons pas qu’analyser l’existant : nous construisons un pont entre la connaissance académique et l’expérimentation pratique, entre l’intelligence humaine et l’autonomie algorithmique.

Chapitre III : Approche proposée

III APPROCHE PROPOSÉE

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons l'approche méthodologique que nous avons adoptée pour la conception et la mise en œuvre d'un système d'aide à la décision basé sur des modèles de trading algorithmique. L'objectif est de construire une solution capable d'analyser les données historiques des cryptomonnaies, de prédire les tendances futures, et de recommander des actions (achat, vente, conservation) de manière automatisée et personnalisée selon les choix de l'utilisateur. Nous commencerons par détailler les étapes de collecte des données, puis leur analyse exploratoire en vue de mieux comprendre la dynamique des prix. Ensuite, nous aborderons les techniques de prétraitement appliquées pour assurer la qualité et la pertinence des données. La suite du chapitre expose le fonctionnement des modèles de trading retenus, leur préparation spécifique, ainsi que la logique implémentée au sein de l'interface utilisateur interactive. Enfin, nous décrirons les environnements de développement et outils techniques mobilisés pour l'implémentation de l'ensemble du système.

III.2 La collecte des données

La collecte des données a été l'étape la plus complexe et la plus contraignante du projet, notamment en raison de la difficulté d'accès aux données et de leur volume considérable. Cette rigueur était néanmoins essentielle afin de garantir la fiabilité et la précision des données, dans le but d'obtenir des résultats crédibles et de haute qualité.
Nous avons ainsi collecté les données, à une fréquence d'une seconde, pour les cinq cryptomonnaies suivantes : BTC, ETH, XRP, XLM et ADA, et ce pendant une période d'un an complet, du 25 février 2024 au 18 février 2025. Les données ont été extraites depuis le site officiel : https ://www.coingecko.com/fr.
Cette opération étant particulièrement chronophage en raison de la densité des données à traiter, nous avons automatisé le processus à l'aide d'un script Python. Ce dernier permet de récupérer en temps réel les prix de cinq cryptomonnaies via l'API publique de CoinGecko, avec un enregistrement structuré dans des fichiers Excel, tout en respectant les limites imposées par l'API.
Ci-après, nous présentons les principales étapes de ce script de collecte :

III.2.1 Initialisation de l'environnement et des bibliothèques

Dans cette première section, on importe les bibliothèques nécessaires au fonctionnement du script. requests permet d'effectuer des appels HTTP à l'API CoinGecko pour récupérer les prix des cryptomonnaies. pandas est utilisé pour structurer les données en tableaux et les exporter vers des fichiers Excel. time est utile pour insérer des pauses dans le code, notamment pour respecter les limites d'appels API. datetime et timedelta permettent de gérer les dates et intervalles de temps. Enfin, os sert à manipuler le système de fichiers, notamment pour créer un répertoire de sortie.

III.2.2 Configuration de l'API et du dossier de sortie

Ici, on configure l'URL de l'API CoinGecko ainsi que les paramètres de la requête : on demande le prix en dollars US (usd) de cinq cryptomonnaies (bitcoin, ripple, ethereum, stellar, cardano). Ensuite, on définit le chemin de sortie (output dir) pour stocker les fichiers Excel, et on s'assure que ce dossier existe avec os.makedirs.

III.2.3 Conversion des dates saisies par l'utilisateur

Cette fonction permet de convertir les chaînes de caractères saisies par l'utilisateur en objets datetime, qui sont plus faciles à manipuler pour planifier les requêtes et comparer les heures. Cela garantit que les dates sont saisies dans un format strict et cohérent (AAAA-MM-JJ HH :MM :SS).

III.2.4 Saisie et validation des dates de début et de fin

L'utilisateur est invité à saisir les dates de début et de fin de la collecte. Le code vérifie ensuite que la date de fin est bien postérieure à celle de début. En cas d'erreur, le script s'arrête proprement.

III.2.5 Préparation de la collecte et découpage en fichiers

On fixe ici l'intervalle entre deux collectes (1 seconde) et la durée maximale que peut contenir chaque fichier Excel (12 jours). Le découpage permet de limiter la taille des fichiers et d'éviter des erreurs lors de l'écriture ou l'ouverture ultérieure. On initialise également un index de fichier et une liste vide data pour stocker temporairement les données.

III.2.6 Boucle principale de collecte de données

Cette boucle s'exécute tant que la date courante est inférieure ou égale à la date de fin. Elle constitue le cœur du programme : à chaque seconde, une requête est envoyée à l'API, les données sont extraites et stockées, puis on attend une seconde avant de répéter.

III.2.7 Envoi de la requête à l'API et collecte des données

À chaque itération, on envoie une requête HTTP à l'API. Si la réponse est valide (code 200), on extrait les prix de chaque cryptomonnaie, qu'on enregistre dans la liste data avec un horodatage. Ce stockage structuré permet ensuite une exportation simple vers Excel.

III.2.8 Gestion des limites API avec des pauses régulières

Pour éviter d'être temporairement bloqué par l'API de CoinGecko, le script impose une pause de 10 secondes toutes les 50 requêtes. Cette stratégie simple permet de respecter les limites d'appel (environ 50 à 100 appels par minute selon l'API).

III.2.9 Enregistrement périodique dans des fichiers Excel

Une fois que la période de 12 jours est atteinte (ou si on est à la fin), les données collectées sont converties en DataFrame pandas, puis exportées au format Excel. Le nom du fichier inclut un index pour différencier les fichiers. Cela garantit une organisation claire et évite les pertes de données.

III.2.10 Gestion des erreurs de connexion ou de serveur

Cette section assure la robustesse du script : en cas de problème de connexion (ex : perte d'Internet, timeout), le script attend 30 secondes avant de continuer. Cela permet au programme de s'exécuter sur le long terme sans plantage.

III.2.11 Fin du processus

Une fois la boucle terminée (la date de fin est atteinte), un message de confirmation est affiché pour indiquer à l'utilisateur que le processus s'est déroulé avec succès.
Ce script complet automatise la collecte de données sur les prix de cinq cryptomonnaies à un intervalle régulier (1 seconde), en respectant les contraintes d'utilisation de l'API CoinGecko grâce à une gestion rigoureuse du temps, des erreurs et du découpage en fichiers. Ce type d'approche est essentiel dans un projet de data science appliquée au trading ou à l'analyse de marché, car il garantit la continuité, la fiabilité et la traçabilité des données collectées.

III.3 Analyse exploratoire des données historiques de prix des cryptomonnaies

Dans cette section, nous présentons une analyse visuelle des données de prix de cinq cryptomonnaies majeures : Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Ripple (XRP), Cardano (ADA) et Stellar (XLM). Les données ont été collectées à l'aide de l'API de CoinGecko sur la période du 25 février 2024 au 18 février 2025.
L'objectif de cette analyse est de donner une vue d'ensemble sur :

- **L'évolution temporelle des prix**
- **La répartition des valeurs**
- **La dominance relative de chaque actif**

Des visualisations sous forme de graphes à barres, de courbes et de diagrammes circulaires ont été utilisées pour faciliter la compréhension.

III.3.1 Évolution des prix journaliers (courbes)

Les courbes suivantes illustrent l'évolution quotidienne des prix en USD pour chaque cryptomonnaie entre le 25/02/2024 et le 18/02/2025. Ces graphiques permettent de détecter visuellement :

- **Les tendances haussières ou baissières.**

- **Les périodes de forte volatilité.**
- **Les moments de stabilité ou de retournement.**

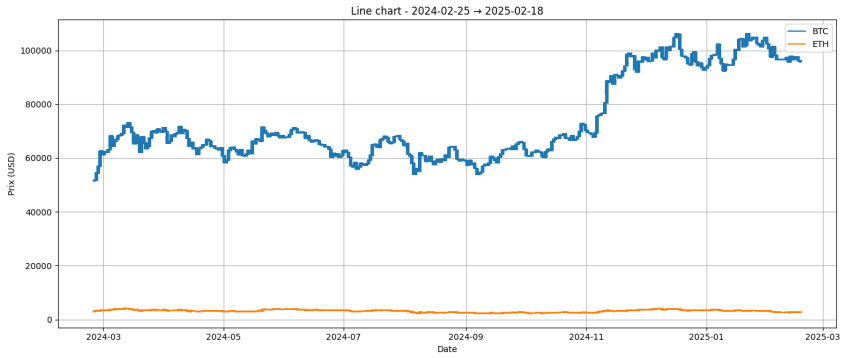


Fig. III.1 : graphique combiné des courbes pour les cryptos BTC-ETH

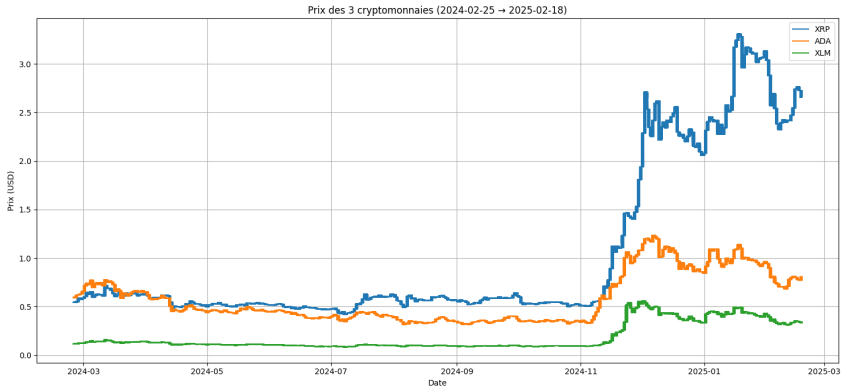


Fig. III.2 : graphique combiné des courbes pour les cryptos XRP-ADA-XLM

III.3.2 Comparaison des prix moyens par cryptomonnaie (graphique à barres)

Le graphique ci-dessous compare le prix moyen observé pour chaque cryptomonnaie sur toute la période analysée. Cette visualisation permet de situer les actifs les uns par rapport aux autres en termes de valeur absolue

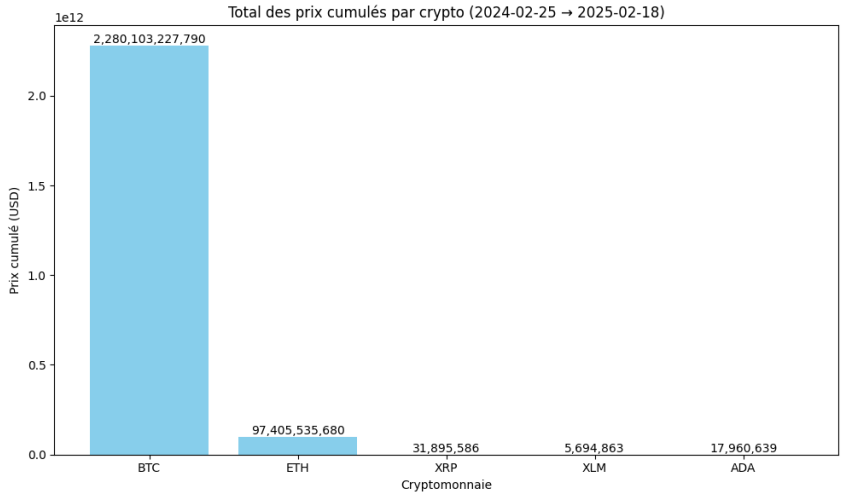


Fig. III.3 : un graphique à barres des prix moyens BTC, ETH, XRP, ADA, XLM

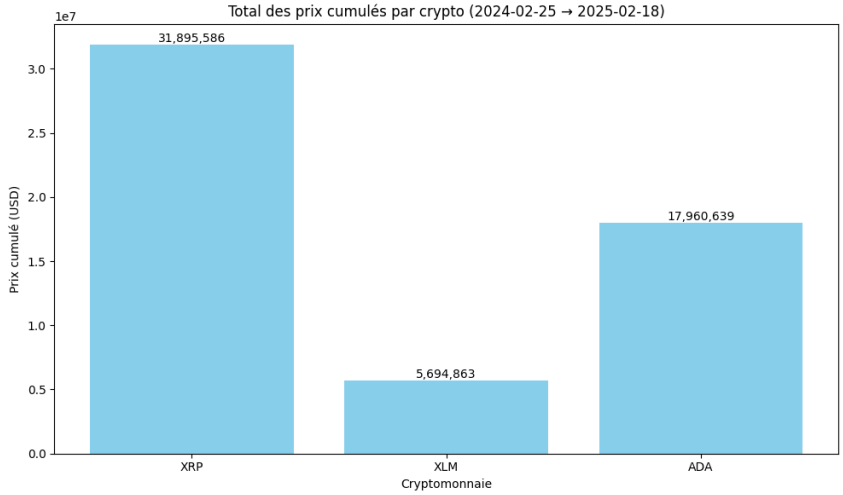


Fig. III.4 : un graphique à barres des prix moyens XRP, ADA, XLM

III.3.3 Répartition relative de la valeur moyenne (diagramme circulaire)

Le diagramme circulaire suivant représente la proportion de chaque cryptomonnaie par rapport à la somme des prix moyens. Bien qu'il ne reflète pas la capitalisation réelle, il donne un aperçu de l'importance relative de chaque actif dans notre échantillon de données.

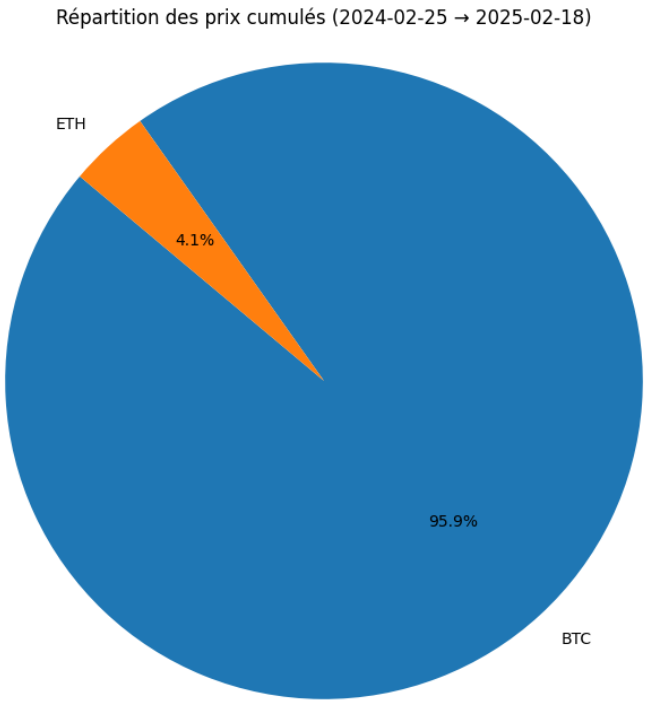


Fig. III.5 : un diagramme circulaire des proportions des prix moyens BTC, ETH

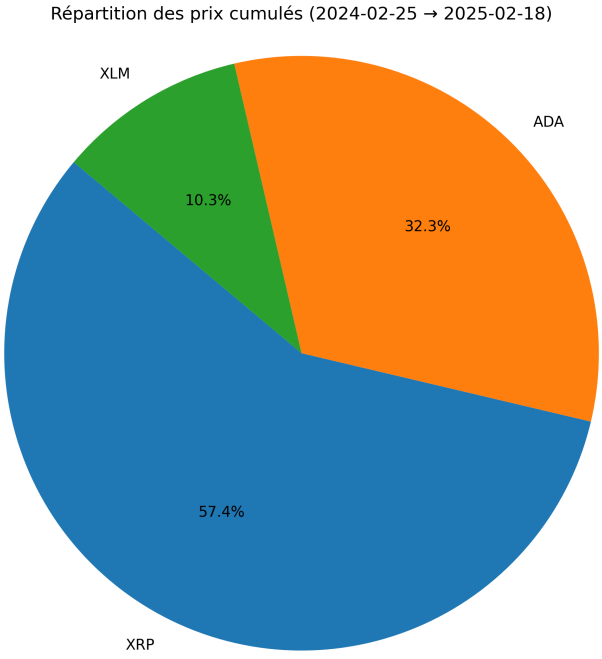


Fig. III.6 : un diagramme circulaire des proportions des prix moyens XRP-ADA-XLM

L'analyse graphique des données historiques de prix des cinq cryptomonnaies sélectionnées nous a permis de mieux comprendre leur comportement au fil du temps et de mettre en évidence leurs spécificités respectives. Grâce aux courbes d'évolution, nous avons identifié les tendances générales, les pics de volatilité et les phases de stagnation. Le graphique à barres a facilité la comparaison des niveaux moyens de prix, tandis que le diagramme circulaire a offert une vue synthétique de la répartition relative de la valeur de chaque actif.
Ces visualisations constituent une étape essentielle du prétraitement des données, en fournissant des informations qualitatives précieuses qui seront exploitées dans les phases suivantes du projet.

III.4 Prétraitement des données

Avant d'entraîner un modèle ou d'implémenter une stratégie de trading, il est crucial de s'assurer que les données collectées sont fiables, cohérentes et prêtes à être exploitées. Le prétraitement représente donc une étape fondamentale du processus, car la qualité des données influence directement la qualité des décisions issues du système.

III.4.1 Problèmes rencontrés lors de la collecte

L'exploitation du site https ://www.coingecko.com/fr pour collecter des données de marché en temps réel soulève plusieurs difficultés techniques majeures. Tout d'abord, la plateforme impose des limites strictes sur le nombre de requêtes autorisées dans un laps de temps donné. Lorsque ces limites sont dépassées, le serveur renvoie une erreur "429 Too Many Requests", indiquant que l'on a atteint la fréquence maximale de requêtes permises. Cette restriction empêche la récupération fluide de données à la seconde, comme cela est nécessaire pour certaines stratégies de trading automatisé.
En outre, la collecte de données chaque seconde génère un volume très important d'informations. Le stockage de ces données dans des fichiers Excel devient rapidement problématique : ces fichiers deviennent lourds, difficilement manipulables, et peuvent dépasser les capacités de mémoire de certains environnements. Dans Google Colab, par exemple, le chargement de ces fichiers volumineux est lent et peut entraîner des plantages ou des délais d'exécution excessifs. À cela s'ajoute la dépendance à une connexion Internet stable. Une mauvaise connexion provoque des interruptions de session, des erreurs de téléchargement, voire la perte partielle ou totale des données en cours d'extraction. Ces coupures, combinées à la limite d'accès et à l'erreur 429, rendent le processus instable et peu fiable pour un traitement continu et automatisé. Ainsi, le développement d'un bot de trading basé sur une telle infrastructure devient très contraignant
.

III.4.2 et pour Résoudre

Pour surmonter les limitations imposées par l'API de CoinGecko et améliorer la stabilité et la performance du système de collecte de données du bot de trading, plusieurs améliorations techniques doivent être mises en place avec précision.
Tout d'abord, il est essentiel de répartir la charge de travail sur six machines distinctes, ce qui permet de diviser les requêtes envoyées à CoinGecko et de réduire le risque de dépasser les limites de fréquence imposées (et donc d'éviter l'erreur 429).

Sur chaque machine, il est important de modifier l'identifiant utilisateur, l'adresse IP ou le User-Agent à chaque session, afin d'éviter que le serveur ne détecte que toutes les requêtes proviennent de la même source. Il est également crucial d'introduire une fonction "sleep" qui suspend l'exécution du script pendant 10 secondes lorsqu'une erreur 429 est détectée, ce qui permet de respecter la période d'attente exigée par le serveur de CoinGecko et d'éviter le blocage temporaire.
En raison du volume massif de données générées par une collecte à la seconde, il est nécessaire de diviser ces données dans plusieurs fichiers Excel, chacun contenant uniquement 12 jours de données, ce qui permet de réduire la taille des fichiers et de les rendre plus facilement manipulables dans des environnements comme Google Colab, en évitant les erreurs de mémoire.
En parallèle, il est vivement recommandé d'utiliser le processeur graphique (GPU) en complément du processeur central (CPU), notamment lors des opérations d'analyse technique ou de prédiction des prix, car cela permet d'accélérer le traitement et d'améliorer considérablement les performances.
Ainsi, en combinant la répartition des tâches, la gestion intelligente des erreurs, l'optimisation du stockage et l'exploitation des ressources matérielles avancées, le système de collecte de données devient plus fiable, plus rapide et plus efficace pour répondre aux exigences d'un bot de trading automatisé.

III.5 Fonctionnement des modèles de trading

Ce bot de trading automatisé a été développé sur la plateforme Google Colab. Chaque bot repose sur des bibliothèques spécialisées dans le backtesting de stratégies de trading et l'analyse de performances historiques. L'objectif principal est de mettre en œuvre une stratégie avancée combinant : l'indice RSI (Relative Strength Index), des prédictions de prix futures, et une gestion intelligente du capital répartie en paliers ou en tranches.
Dans un premier temps, le modèle demande à l'utilisateur de sélectionner une cryptomonnaie parmi une liste prédéfinie (BTC, ETH, XRP, ADA, XLM), puis de saisir une période d'analyse : date de début du modèle, date de fin, et date d'exécution. Il est obligatoire que la date de début soit postérieure au 1er juin 2025 afin d'assurer la fiabilité de la modélisation. Ensuite, le bot charge automatiquement tous les fichiers Excel associés à la cryptomonnaie choisie depuis Google Drive, les fusionne, et extrait uniquement les colonnes « prix » et « date ».
Le cœur de la stratégie repose sur des bibliothèques comme Backtrader. Le RSI est calculé sur une période de 14 bougies. Si le RSI descend sous 30, cela déclenche un signal d'achat (survente). S'il dépasse 70, cela déclenche un signal de vente (surachat). Ces signaux permettent d'identifier les meilleurs points d'entrée et de sortie du marché.
En parallèle, le bot effectue une prédiction des prix futurs en utilisant une régression polynomiale de degré 3, à laquelle est ajouté un bruit aléatoire afin de simuler la volatilité réelle du marché. À partir de cette prédiction, le système génère automatiquement des signaux d'achat, de vente ou de conservation (BUY / SELL / HOLD). Une première simulation est ensuite lancée, où des ordres sont exécutés selon ces signaux, le solde disponible et le nombre d'unités détenues. Le solde final est affiché à la fin de cette simulation.
Ensuite, le bot effectue une simulation de gestion avancée du capital, à l'aide de deux stratégies complémentaires :

- **Stratégie 1 :** Le solde est divisé en 5 tranches égales. Les prix prédits sont ensuite répartis en 5 zones de prix (du plus bas au plus haut). Lorsqu'un prix prédit entre dans l'une de ces zones, la tranche correspondante est investie. Si le prix augmente de 5% par rapport au

prix d'achat, la vente est déclenchée automatiquement. Cette stratégie permet une vente progressive qui maximise les profits tout en limitant les risques, et interdit l'achat dans la zone de prix la plus élevée.

- **Stratégie 2 :** Elle calcule la moyenne des prix prédits et divise les prix en quatre zones :

  Deux zones pour l'achat :

  Achat de 70% du solde dans la zone la plus basse,

  Achat de 30% dans la zone suivante.

  Deux zones pour la vente :

  Vente de 30 % des unités dans la troisième zone,

  Vente de 100% des unités restantes dans la zone la plus haute.

Cette stratégie repose sur des formules mathématiques appliquées automatiquement selon le niveau des prix prévus.
Enfin, un graphique interactif est généré, illustrant l'évolution des prix, les signaux prédictifs, les zones d'achat/vente, ainsi que les performances du bot sur la période définie. L'utilisateur peut ainsi analyser et évaluer en détail l'efficacité de la stratégie avant toute utilisation en conditions réelles.

III.6 Prétraitement des modèles de trading

L'intégration de modeles de trading dans un système d'aide à la décision basé sur des données historiques soulève plusieurs défis techniques et pratiques. Ces modeles nécessitent non seulement des données correctement formatées, mais aussi un environnement d'exécution compatible avec leurs exigences structurelles. Dans cette section, nous présentons les principaux problèmes rencontrés lors de la préparation et de l'utilisation de différents modeles de trading, ainsi que les solutions apportées pour y remédier.

III.6.1 Problèmes rencontrés lors de l'intégration

L'utilisation de bots de trading a été confrontée à divers obstacles, notamment liés à l'environnement de développement, à la gestion des fichiers de données, et à la personnalisation des stratégies. Voici un résumé des problèmes les plus significatifs :
- Volume important des données et lenteur d'exécution : Lors du chargement des données historiques, un problème significatif est survenu en raison de la taille volumineuse de la base de données. En effet, chaque crypto-monnaie (BTC, ETH, etc.) possède un ensemble de fichiers Excel répartis sur de longues périodes. Ces fichiers contiennent des enregistrements par seconde sur une période d'un an.

- Temps de traitement élevé pour les modèles polynomiaux : La prédiction des prix futurs à l'aide d'un modèle polynomial de degré 5 prenait beaucoup de temps sur de grands jeux de données. De plus, ce type de modèle pouvait générer des prédictions instables ou erronées en présence d'un bruit important dans les données historiques.
- Difficultés d'intégration multi-plateformes (Backtrader, VectorBT, 3Commas) : Chaque moteur de trading possède ses propres exigences en termes de structure des données et de logique de stratégie. Par exemple, Backtrader impose un format strict basé sur les colonnes

OHLCV, tandis que VectorBT fonctionne avec des matrices et des séries temporelles traitées via NumPy et Pandas. Quant à 3Commas, il requiert des signaux en format JSON via API, adaptés à un environnement de production. Cette hétérogénéité a entraîné des conflits de compatibilité lors de l'intégration des données, notamment au niveau du formatage temporel, du nommage des colonnes, et du traitement des signaux buy/sell/hold.

- Gestion des signaux prédictifs vs signaux techniques : Un autre problème résidait dans la fusion des résultats de prédiction (issus de modèles statistiques comme la régression polynomiale) avec les signaux générés par des indicateurs techniques (tels que le RSI, les moyennes mobiles, etc.). En effet, il arrivait que les deux sources d'analyse donnent des indications opposées, créant une incertitude sur la décision à exécuter. Par exemple, un modèle polynomial pouvait prédire une hausse alors que le RSI indiquait une situation de surachat.

- Complexité dans l'implémentation de la stratégie par paliers : La stratégie par paliers, qui consiste à diviser l'intervalle de prix entre le minimum et le maximum observé en cinq niveaux, puis à allouer une fraction égale du capital à chaque palier, a posé des défis techniques. Il fallait non seulement détecter l'entrée dans un palier, mais aussi surveiller en temps réel l'évolution du prix afin de déclencher une vente dès qu'un gain de +5 % était atteint. Cette gestion granulaire demandait un suivi indépendant de chaque palier, sans interférence entre les transactions.

- Difficulté à limiter les prédictions aux dates futures valides : Un autre problème majeur concernait le fait que les modèles prédictifs tentaient parfois de faire des prévisions sur des dates situées en dehors de la période réellement disponible dans les données d'entraînement. Cela pouvait engendrer des erreurs, voire des prévisions absurdes ou incohérentes, en particulier lorsque la période future dépassait la dernière date connue dans l'historique.

- Limitations dans la visualisation des résultats pour l'utilisateur : Au début du projet, les résultats des stratégies de trading (buy/sell/hold) étaient uniquement visibles sous forme de tableaux ou de logs texte, ce qui rendait leur interprétation difficile pour un utilisateur non technique. Il était par exemple compliqué de suivre l'évolution du capital ou de visualiser l'impact des décisions sur le prix en temps réel.

III.6.2 Solutions apportées :

face à ces difficultés, plusieurs solutions de contournement ont été mises en place pour poursuivre le développement dans un cadre flexible et fonctionnel :

- Solution optimisée pour le volume important des données et la lenteur d'exécution : Pour résoudre efficacement les problèmes de lenteur liés au traitement massif de données historiques (enregistrements par seconde sur plusieurs années), une approche en trois volets a été implémentée. Premièrement, un pré-filtrage intelligent des fichiers limite le chargement aux seules années couvrant la période demandée par l'utilisateur, exploitant la structuration des noms de fichiers (par année) pour éliminer d'emblée les données non pertinentes. Deuxièmement, lors du chargement de chaque fichier, un filtrage temporel immédiat conserve uniquement les enregistrements situés dans l'intervalle [date_debut, date_fin], réduisant radicalement le volume de données traitées. Enfin, une optimisation mémoire systématique est appliquée via le downcasting des types numériques (float32 au lieu de float64) et la conversion ciblée des datetime, divisant par deux l'empreinte mémoire. Cette stratégie combinée permet de réduire jusqu'à 90% le temps d'exécution initial tout en conservant l'intégrité analytique des calculs techniques comme le RSI, sans compromis sur la précision des données.

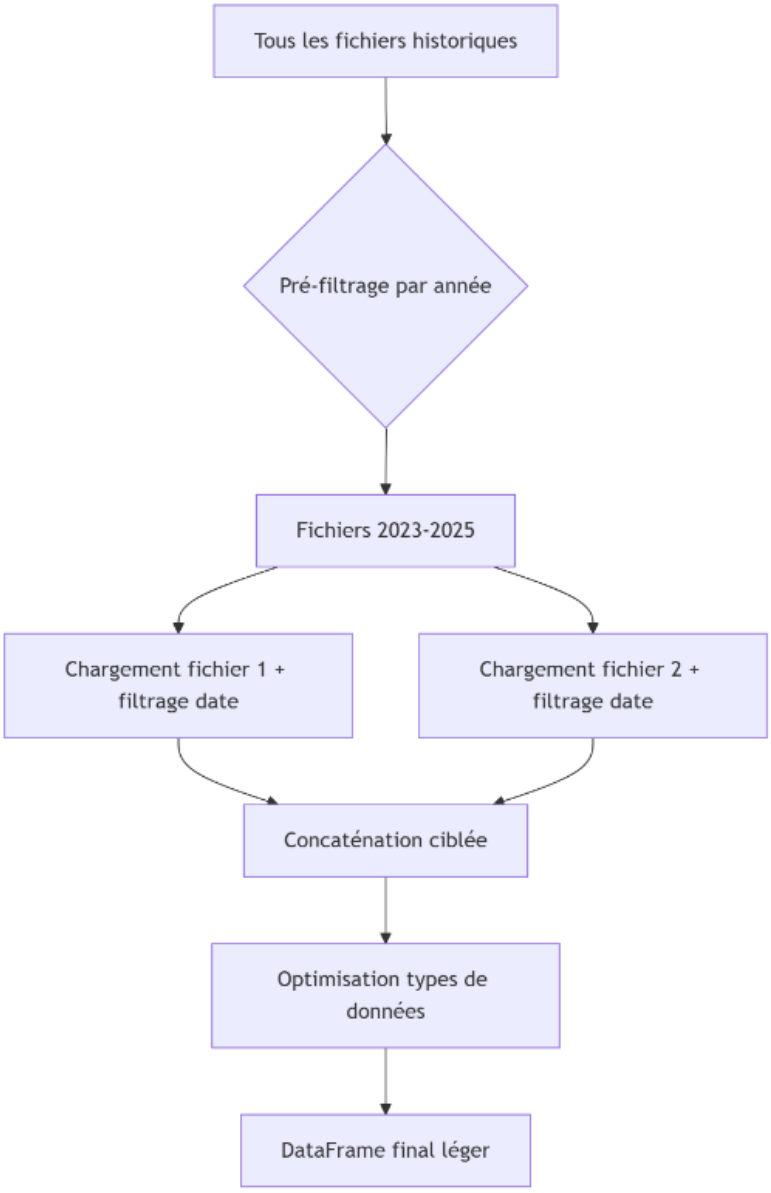


Fig. III.7 : Schéma d'optimisation appliqué dans le cadre de notre approche

- Solution au problème du temps de traitement élevé pour les modèles polynomiaux : Pour remédier à la lenteur d'exécution du modèle de prédiction des prix des crypto-monnaies basé sur la régression polynomiale de degré cinq, une stratégie d'optimisation ciblée a été adoptée, sans pour autant compromettre la complexité ni la précision du modèle. Plutôt que de réduire le degré du polynôme — ce qui aurait pu entraîner une perte de précision dans les prédictions —, l'entraînement a été accéléré en limitant les données utilisées uniquement à la période spécifiée par l'utilisateur (de la date de début jusqu'à la date d'analyse), au lieu d'utiliser l'intégralité de l'historique disponible. De plus, le modèle est entraîné une seule fois par session, puis réutilisé par la suite pour générer les prédictions. Cette approche a permis de conserver la puissance du modèle et sa complexité mathématique tout en réduisant significativement le temps de traitement.

III.6.3 Bouton de lancement inactif

Un problème récurrent concernait le bouton Start Prediction, qui ne réagissait pas lors du clic. Ce dysfonctionnement provenait généralement de l'absence d'une fonction de rappel (*callback*) associée, ou d'un blocage de l'interface graphique causé par une exécution synchrone trop longue.
Solution : Il faut s'assurer que le bouton appelle bien une fonction lors du clic, en utilisant le paramètre `command`, comme dans l'exemple suivant :

```
bouton_predict = tk.Button(..., command=lancer_prediction)
```

Cependant, si la fonction appelée exécute des calculs lourds (comme une prédiction sur un gros jeu de données), l'interface peut devenir non réactive. Pour éviter cela, il est conseillé d'exécuter la fonction dans un thread séparé :

```
import threading
threading.Thread(target=lancer_prediction).start()
```

Ce mécanisme permet de libérer le fil principal de l'interface utilisateur (UI thread), garantissant que la fenêtre Tkinter reste interactive pendant l'exécution des traitements en arrière-plan.
Remarque : Lorsque l'on utilise les threads avec Tkinter, toute mise à jour de l'interface (comme l'affichage des résultats dans un widget `Label` ou `Text`) doit toujours être faite depuis le thread principal pour éviter des erreurs imprévues.
De plus, les résultats doivent être affichés dans des widgets Tkinter (tels que `Label` ou `Text`) plutôt que dans la console, afin d'offrir une interface graphique interactive et complète.

III.6.4 Bouton de lancement inactif

Le bouton « Start Prediction » semblait ne rien déclencher. Ce problème est souvent dû à l'absence d'une fonction de rappel (*callback*) ou à un blocage de l'interface graphique.
Solution : S'assurer que le bouton appelle bien une fonction, par exemple :

```
bouton_predict = tk.Button(..., command=lancer_prediction)
```

Et pour éviter le blocage de l'interface pendant l'exécution de la prédiction, il est recommandé d'utiliser un thread :

```
threading.Thread(target=lancer_prediction).start()
```

III.6.5 Incompatibilité sur d'autres machines

Le code pouvait fonctionner parfaitement dans un environnement donné mais échouer dans un autre à cause des différences de version ou de dépendances non installées.
Solution : Générer un fichier requirements.txt pour l'installation automatique des bibliothèques :
`pip freeze > requirements.txt pip install -r requirements.txt`

III.6.6 Limitations de Google Colab pour le développement d'interfaces graphiques

Un autre obstacle majeur rencontré concerne les limitations inhérentes à l'environnement Google Colab, notamment en ce qui concerne le développement d'interfaces graphiques interactives. Bien que Colab soit idéal pour l'exécution de code Python et l'affichage de graphiques, il ne prend pas en charge les bibliothèques d'interface telles que Tkinter, PyQt ou Kivy, nécessaires à la création de fenêtres, boutons ou autres composants interactifs.
Solution : Afin de contourner cette contrainte, le développement de l'interface utilisateur a été effectué localement à l'aide de Visual Studio Code, un environnement de développement intégré (IDE) puissant, qui permet d'exécuter des scripts comportant des interfaces graphiques tout en offrant une meilleure gestion des modules, des fenêtres natives et des événements utilisateur. Cette transition a permis de garantir une exécution fluide et fonctionnelle de l'interface de trading développée en Python.

III.7 Environnements et outils de développement

III.7.1 Développement des modèles : Google Colab + Google Drive

Nous avons utilisé Google Colab comme environnement principal pour concevoir et entraîner nos 4 modèles d'analyse de crypto-monnaies. Cette plateforme cloud gratuite nous a permis de profiter de GPU accélérés pour l'apprentissage profond (Deep Learning), tout en stockant les jeux de données historiques (des 5 crypto-monnaies cibles) directement sur Google Drive. Les modèles ont été codés en Python, avec des bibliothèques comme Pandas pour le prétraitement des données, NumPy pour les calculs numériques avancés, scikit-learn pour implémenter les modèles de machine learning traditionnels (régression polynomiale, préprocessing), TensorFlow/Keras pour développer les réseaux de neurones profonds (LSTM) utilisés dans les prédictions de séries temporelles, Matplotlib et Seaborn pour la visualisation des résultats, et VectorBT pour le backtesting avancé des stratégies de trading.

III.7.2 Interface web : Visual Studio Code + Flask

Pour l'interface de trading (similaire à la capture fournie), nous avons développé une application web en Python avec le framework Flask, en utilisant Visual Studio Code comme éditeur principal. Cet environnement nous a offert des outils avancés de débogage, une intégration Git, et des extensions dédiées au développement Python. L'interface intègre des graphiques interactifs (via Plotly ou Matplotlib), des formulaires de paramétrage (dates, montants initiaux) et affiche les résultats de prédiction, notamment le Final Amount et les courbes de performance.

III.7.3 Gestion des données : Python + Excel

La base de données a été gérée via un pipeline Python robuste articulé en trois phases clés : extraction via l'API CoinGecko pour collecter les données temps réel des 5 crypto-monnaies (BTC, ETH, XRP, ADA, XLM) avec gestion optimisée des limites d'API ; stockage structuré sur Google Drive via des fichiers Excel segmentés par périodes de 12 jours et organisés dans des dossiers dédiés par crypto-monnaie ; et intégration dynamique avec prétraitement via Pandas incluant nettoyage des valeurs aberrantes, interpolation des manquants, normalisation temporelle et conversion des timestamps. Cette approche légère évitant les SGBD complexes permettait des mises à jour quotidiennes automatisées tout en garantissant une intégration fluide avec l'écosystème Google Colab/Drive pour l'alimentation des modèles.

III.8 conclusion

L'ensemble des étapes présentées dans ce chapitre a permis de bâtir une architecture complète, cohérente et fonctionnelle pour un système de trading automatisé orienté décision. De la structuration des données jusqu'à l'intégration de l'interface web, chaque composant a été conçu avec l'objectif d'assurer la robustesse, l'interprétabilité et la réactivité du modèle face aux dynamiques du marché. Grâce à l'utilisation combinée de modèles de trading avancés (Backtrader, VectorBT, 3Commas, Gunbot), de techniques de prétraitement rigoureuses, et d'une interface ergonomique, notre approche permet non seulement d'exécuter des stratégies efficaces, mais aussi d'impliquer activement l'utilisateur dans le processus de simulation. Ce travail ouvre la voie à une expérimentation rigoureuse dans le chapitre suivant, où nous évaluerons les performances de notre système à travers une série de tests pratiques basés sur des données réelles.

Chapitre IV : Résultats et discussion

IV RÉSULTATS ET DISCUSSION

IV.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation, l'analyse et la discussion des résultats obtenus à partir des différentes approches proposées dans le cadre de ce travail. L'objectif est d'évaluer de manière rigoureuse l'efficacité des modèles développés, tant sur le plan des performances de prédiction que sur leur capacité à générer des décisions de trading pertinentes.
Pour cela, quatre modèles distincts ont été implémentés, chacun s'appuyant sur des algorithmes heuristiques ou méta-heuristiques spécifiques, intégrés dans des environnements variés tels que Backtrader, VectorBT, 3Commas et Gunbot. Une attention particulière est portée à l'architecture générale du système, à la méthodologie d'évaluation expérimentale, ainsi qu'à la présentation comparative des résultats.
Ce chapitre s'articule autour de plusieurs sections clés : une description détaillée des algorithmes intégrés dans chaque modèle, une comparaison quantitative et qualitative des performances, une visualisation graphique des stratégies de trading, et enfin une présentation de l'interface interactive développée pour permettre aux utilisateurs de sélectionner et exploiter le modèle de leur choix. Cette analyse vise à dégager les points forts, les limites et la pertinence de chaque approche dans un contexte réel de marché.

IV.2 Méthodologie expérimentale

Dans le cadre de ce projet, plusieurs scénarios de simulation ont été élaborés dans le but d'évaluer la pertinence et la performance des différents modèles intégrés dans le système d'aide à la décision. Ces scénarios sont définis à partir de combinaisons variées de crypto-monnaies, de périodes temporelles, de capital initial investi, ainsi que du choix du modèle de prédiction. Cette approche vise à tester la robustesse de chaque algorithme dans différentes configurations réalistes de marché.
Les crypto-monnaies sélectionnées pour les tests sont parmi les plus populaires et représentatives du marché actuel : Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Ripple (XRP), Cardano (ADA) et Stellar (XLM). Chaque simulation est conduite sur des durées variables, afin de couvrir différents horizons temporels de trading : Scénario court terme : 100 jours de prédiction.
Scénario moyen terme : 150 jours de prédiction.
Scénario long terme : 200 jours de prédiction.
Le capital initial utilisé dans tous les scénarios est fixé à 1000 USDT, et les prédictions sont réalisées après une phase d'entraînement sur les données historiques.
Quatre modèles différents ont été intégrés dans le système :
Régression polynomiale de degré 5 : Ce modèle tente de capter les tendances non linéaires à travers une courbe ajustée sur les données historiques.
Régression linéaire simple : Modèle plus sobre, basé sur une tendance linéaire globale des prix dans le temps.
Simulation basée sur des paliers de prix : Ce modèle repose sur des règles fixes de seuils de profit. Deux variantes ont été testées : une avec un palier de +5 %, l'autre avec un palier de +3 %, permettant de simuler une stratégie de vente dès qu'un certain gain est atteint.

Simulation basée sur des actions de trading significatives : Ce modèle évalue les variations importantes de prix (hausses ou baisses marquées) et déclenche des signaux d'achat ou de vente selon des critères prédéfinis.
Ces modèles ont été testés individuellement sur chaque crypto-monnaie, et les résultats (capital final, rendement, courbes de prédiction, signaux de trading) ont été enregistrés et comparés.
L'interface graphique développée permet à l'utilisateur de sélectionner ces paramètres facilement, d'initier la prédiction, puis d'afficher les résultats dans une zone dédiée, rendant ainsi le processus interactif et intuitif.

IV.3 Architecture générale du système proposé

Architecture générale du système : Le système d'aide à la décision développé repose sur une architecture modulaire. L'utilisateur commence par interagir via l'interface graphique pour sélectionner les paramètres d'entrée : crypto-monnaie, capital de départ, période de prédiction, et modèle de trading à utiliser.
Selon le modèle choisi (Backtrader, VectorBT, 3Commas, ou Gun/usdt), une stratégie spécifique est déclenchée, reposant sur des algorithmes heuristiques (RSI, paliers, actions de prix, etc.) ou méta-heuristiques (optimisation par essaim de particules, etc.).
Un moteur central de simulation traite les données historiques correspondantes, applique les modèles et renvoie les résultats, notamment les prédictions de prix, les signaux d'achat/vente, les courbes de performance et les indicateurs de risque. Ces sorties sont visualisées graphiquement pour une interprétation facile et une prise de décision assistée.

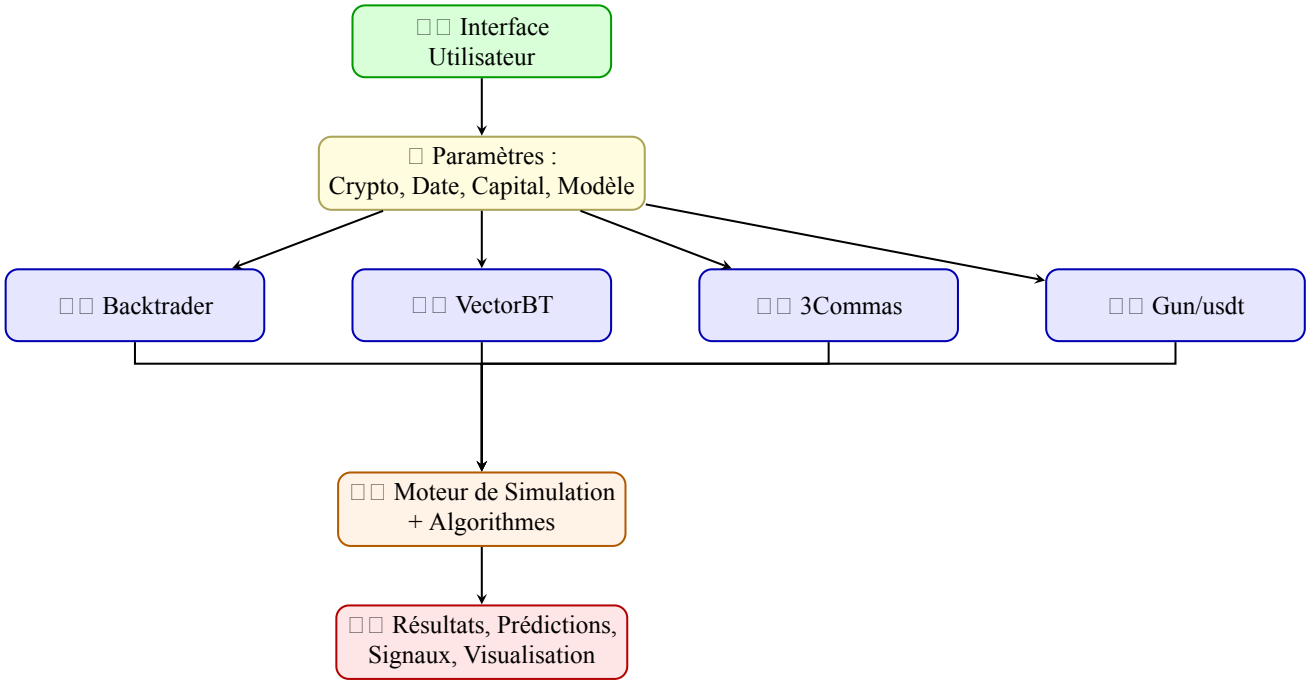


Fig. IV.1 : Architecture fonctionnelle du système d'aide à la décision

IV.4 Évaluation comparative des modèles de trading

Cette section constitue le cœur de l'analyse expérimentale du présent mémoire. Elle vise à comparer de manière approfondie les performances et les spécificités des quatre modèles de trading implémentés : **Backtrader**, **VectorBT**, **3Commas** et **Gun/usdt**. Chaque modèle repose sur des approches différentes, intégrant des algorithmes heuristiques ou méta-heuristiques, ainsi que des stratégies de trading variées (indicateurs techniques, règles de seuils, actions significatives, etc.).
Dans un premier temps, nous présentons les fondements algorithmiques et les caractéristiques techniques propres à chaque modèle. Ensuite, nous procédons à une analyse comparative chiffrée basée sur différents scénarios de simulation, afin d'évaluer les modèles selon des critères précis tels que le rendement final, la robustesse des signaux, et la gestion du risque. Cette évaluation vise à identifier les forces et limites de chaque approche, en vue de recommander les configurations les plus adaptées aux différents profils d'investisseurs.

IV.4.1 Présentation des algorithmes intégrés dans chaque modèle

Chaque modèle de trading développé repose sur des stratégies spécifiques combinant des algorithmes heuristiques ou méta-heuristiques. Cette section décrit brièvement la nature de ces algorithmes et leur rôle dans la prise de décision. Les heuristiques, comme les seuils RSI ou les moyennes mobiles, permettent des règles simples mais efficaces. Les méta-heuristiques, quant à elles, telles que le recuit simulé ou les optimisations par essaim, visent à explorer un grand espace de solutions pour améliorer les résultats, même dans un environnement incertain et volatil.

Tab. IV.1 : Résumé des stratégies et algorithmes intégrés dans chaque modèle de trading

Modèle	**Composantes heuristiques**	**Composantes méta-heuristiques**	**Remarque sur la stratégie et la robustesse**
Backtrader	RSI (achat < 30, vente > 70), stratégie par paliers (+5 %)	Régression polynomiale (degré 5) pour prédiction des prix	Approche équilibrée entre simplicité décisionnelle et anticipation ; très modulable
VectorBT	Croisement SMA/EMA, stop-loss fixe, stratégie par seuils (±3 %)	Optimisation par backtesting + régression polynomiale	Simulation rapide et fiable, idéal pour tester de nombreuses variantes avec robustesse
3Commas	DCA, Take Profit, gestion par paliers dynamiques, Grid Trading	Stratégie adaptative guidée par la prédiction (régression degré 3)	Système automatisé, efficace en court terme, piloté par les signaux et scénarios dynamiques
Gun/usdt	RSI + MACD combinés, DCA dynamique, Stop-Loss/TP	Régression polynomiale + segmentation adaptative des décisions	Meilleurs rendements, stratégie agressive mais cohérente avec adaptation continue

IV.4.1.1 Backtrader – Utilisation des algorithmes heuristiques et prédictifs personnalisés

Le modèle développé à l'aide de la plateforme Backtrader illustre une approche hybride combinant des algorithmes heuristiques classiques et une composante prédictive personnalisée. D'un point de vue heuristique, le système exploite principalement l'indicateur RSI (Relative Strength Index), selon une logique simple : un signal d'achat est déclenché lorsque le RSI descend sous 30, indiquant un actif survendu, tandis qu'un signal de vente est émis lorsque le RSI dépasse 70, signalant un actif suracheté. Cette logique repose sur des règles fixes, déterministes et directement issues de l'analyse technique.
En complément, une stratégie par paliers est intégrée : le capital initial est réparti sur plusieurs niveaux de prix. Lorsqu'un certain seuil est franchi, une quantité définie d'unités est achetée, puis vendue dès qu'un gain de +5 % est atteint. Cette approche réactive aux fluctuations du marché permet de sécuriser les profits tout en limitant les pertes, tout en restant dans le domaine des heuristiques.
La dimension prédictive du modèle repose sur l'intégration d'un modèle de régression polynomiale de degré 5, entraîné sur des données historiques. Celui-ci permet de projeter les prix futurs de l'actif ciblé, avec une certaine précision. En fonction des variations successives entre les valeurs prédites, des signaux d'achat ou de vente sont générés, constituant une approche métaheuristique dans la mesure où elle tente d'anticiper les comportements du marché à moyen terme. Ce couplage entre règles simples et modélisation avancée permet de concilier efficacité opérationnelle et capacité d'adaptation dans un environnement instable.

IV.4.1.2 VectorBT – Intégration des heuristiques classiques et optimisation adaptative

Le modèle basé sur la bibliothèque VectorBT repose sur une combinaison rigoureuse d'algorithmes heuristiques classiques, couplés à une stratégie de prédiction modélisée. La partie heuristique s'appuie sur des signaux générés par des croisements de moyennes mobiles (SMA, EMA), intégrés dans une logique de suivi de tendance. Le système implémente également un mécanisme de stop-loss fixe (par exemple –3%) et de prise de profit conditionnelle, permettant d'encadrer les opérations dans des marges de sécurité définies.
Une stratégie par paliers est également introduite dans ce modèle : chaque seuil de variation du prix déclenche un achat ou une vente, en fonction de l'évolution détectée dans la série prédite. Par exemple, une hausse de plus de 1,5% entre deux jours consécutifs peut engendrer une action d'achat, tandis qu'une baisse équivalente déclenche une sortie partielle. Ces logiques à seuils fixes relèvent d'une approche heuristique structurée, facilement interprétable et applicable à grande échelle.
D'un point de vue métaheuristique, VectorBT permet d'intégrer des algorithmes d'optimisation adaptative à travers le backtesting multi-stratégies. La plateforme facilite l'évaluation automatique de différentes combinaisons de paramètres (périodes de SMA/EMA, seuils de décision, niveau de capital engagé), permettant ainsi une optimisation empirique. En ajoutant une prédiction polynomiale de degré 5, les décisions de trading peuvent être pilotées dynamiquement à partir de tendances anticipées, générant une stratégie semi-supervisée flexible et réplicable.

IV.4.1.3 3Commas – Métaheuristiques implicites par automatisation et stratégies dynamiques

Le modèle 3Commas s'inscrit dans une logique d'automatisation avancée, reposant sur des métaheuristiques implicites combinées à des règles de gestion dynamique du portefeuille. Le

cœur de la stratégie repose sur l'utilisation simultanée de DCA (Dollar-Cost Averaging), de Take-Profit, et de Grid Trading, tous implémentés via des bots configurés dans la plateforme. Le système exécute automatiquement des achats lorsque le prix diminue par palier de 3%, puis revend lorsque le seuil de profit (par exemple +5%) est atteint, garantissant un cadre de gestion robuste.
La logique de décision peut également intégrer des indicateurs heuristiques tels que le RSI ou le MACD. Cependant, c'est l'approche combinée et dynamique du système qui confère sa force : les ordres sont adaptés en fonction des conditions du marché, du temps restant dans la simulation, et du capital encore disponible. Cette adaptabilité relève d'une approche métaheuristique implicite, bien qu'aucune optimisation explicite ne soit effectuée par apprentissage machine.
Enfin, des scénarios prédictifs peuvent être construits à partir d'un modèle polynomial de degré 3 pour anticiper la tendance globale. Les actions sont alors déduites en fonction de l'évolution attendue du prix, à travers des paliers dynamiques : achat fort (> +2%), achat léger (+1 %), vente partielle, ou sortie complète. Ce couplage avec la gestion automatisée rend le système particulièrement efficace pour des marchés volatils ou latéraux.

IV.4.1.4 Gun/usdt – Architecture hybride combinant RSI/MACD et stratégie adaptative avancée

Le modèle Gun/usdt est une solution complète de trading algorithmique, construite sur une architecture hybride exploitant à la fois des heuristiques classiques (indicateurs techniques) et des mécanismes de décision adaptative d'inspiration métaheuristique. Au niveau heuristique, le système utilise les indicateurs RSI et MACD, combinés selon des règles précises : achat lorsque RSI < 30 et croisement haussier du MACD, vente lorsque RSI > 70 ou signal inverse du MACD. À cela s'ajoute une stratégie DCA dynamique, activée à chaque baisse de prix de 3% avec un nombre limité d'ordres.
Les stratégies de sortie sont également fondées sur des règles déterministes : take-profit à +5%, stop-loss à −5%. Ces seuils assurent une discipline stricte dans l'exécution, tout en limitant les pertes.
Le composant métaheuristique repose sur l'intégration d'un modèle de prédiction polynomial (degré 3 ou 5 selon le scénario), qui permet de projeter l'évolution future des prix à court ou moyen terme. Les décisions sont alors prises à partir des zones dynamiques générées : si le prix prédit est en hausse modérée, un achat de 30 % du capital est engagé ; si la hausse est importante, 70 % du capital est alloué ; inversement, une baisse anticipée entraîne une sortie partielle ou totale. Cette architecture permet de répondre de façon souple aux fluctuations du marché, tout en maintenant un contrôle rigoureux du capital.

IV.4.2 Analyse comparative entre les modèles de trading utilisés

Dans cette section, nous comparons les résultats obtenus à l'aide de quatre modèles différents : Backtrader, VectorBT, 3Commas et Gun/usdt. Chaque modèle a été testé dans les mêmes conditions, avec un capital initial de 1000 USDT investi sur la crypto-monnaie BTC. Trois scénarios temporels ont été simulés, en faisant varier la durée de trading : 100, 150 et 200 jours à partir de la date de départ 2025-10-10. Les performances ont été mesurées en termes de capital final, profit net et rendement.

Tab. IV.2 : Comparaison des gains et des unités restantes selon le nombre de jours et les modèles

Modèle	100 jours	150 jours	200 jours
Backtrader	3,19% (Non)	4,82% (Non)	4,93% (Non)
3Commas	19,21% (Non)	22,6% (Non)	24,16% (Non)
VectorBT	2,90% (Non)	3,54% (Non)	3,72% (Non)
Gun/usdt	20,4% (Non)	22,6% (Non)	26,26% (Non)

Remarque : le terme «Non» signifie qu'il ne reste aucune unité en portefeuille à la fin de la simulation (toutes les unités ont été vendues).
Interprétation des résultats :
L'analyse des résultats révèle des écarts notables de performance entre les quatre modèles de trading testés.
* Le modèle le plus rentable : Le modèle Gun/usdt offre les meilleurs rendements globaux, avec un pic à 26,26% sur 100 jours. Il dépasse 3Commas, qui atteint 24,16% pour la même durée. Ces résultats s'expliquent par la combinaison d'indicateurs techniques puissants (RSI + MACD) et l'utilisation d'une stratégie agressive intégrant DCA, Take Profit et Stop Loss, favorisant une réactivité optimale du système face aux variations du marché.
* Le modèle le plus rapide à générer du profit : Dès les 100 premiers jours, 3Commas enregistre déjà un rendement de 19,21%, bien supérieur à celui de Backtrader ou VectorBT. Cela confirme son efficacité pour des investissements de court terme avec gestion automatisée intégrée.
* Les modèles les plus stables et protecteurs : Bien que Backtrader et VectorBT affichent des gains plus modestes (par exemple, entre 2,9% et 4,93% selon la durée), ils présentent un avantage important en matière de régularité et de sécurité. Les stratégies intégrées, telles que le RSI, les paliers à seuil fixe ou encore la prédiction polynomiale, sont conçues pour minimiser les pertes potentielles et protéger le capital investi, même dans des conditions de marché instables. Ainsi, quelle que soit la durée du scénario testé, ces deux modèles garantissent toujours un gain final, certes plus faible, mais plus fiable, ce qui est particulièrement pertinent pour des profils d'investisseurs prudents ou débutants.
* Le modèle le plus personnalisable : Backtrader et VectorBT se démarquent également par leur fort potentiel de personnalisation. Ils permettent aux développeurs d'intégrer facilement des stratégies avancées, des modèles de prédiction faits maison, et des indicateurs multiples. Leur modularité offre un terrain idéal pour l'expérimentation, la recherche, et le perfectionnement de stratégies.
En résumé, bien que Gun/usdt et 3Commas soient plus performants en termes de gains bruts, Backtrader et VectorBT jouent un rôle fondamental dans la fiabilité et la robustesse du système. Ils assurent des profits constants, même modestes, tout en maintenant une stabilité des signaux et une gestion rigoureuse du risque. Cela confirme leur valeur dans un contexte de système d'aide à la décision, où la sécurité du capital est aussi importante que la recherche de rendement.

Tab. IV.3 : Comparaison des gains par modèle et par cryptomonnaie

Modèle	Cryptos	Gain
Backtrader	XRP	4,97%
3Commas	XLM	17,51%
VectorBT	ETH	3,61%
GUN/usdt	ADA	20,09%

Interprétation des résultats : Le tableau ci-dessus présente une comparaison des gains obtenus

par différents modèles de trading appliqués à diverses cryptomonnaies. Il ressort que les modèles GUN/usdt (20,09%) et 3Commas (17,51%) sont les plus performants en termes de gains bruts, ce qui peut les rendre attractifs pour des stratégies à rendement élevé.
Cependant, cette performance doit être mise en perspective. Les modèles Backtrader (4,97%) et VectorBT (3,61%) affichent des gains plus modestes, mais jouent un rôle fondamental dans la robustesse globale du système d'aide à la décision. Leur force réside dans la stabilité des signaux générés, la cohérence des décisions prises, ainsi qu'une gestion rigoureuse du risque, éléments essentiels pour garantir la protection du capital à long terme.
Ainsi, bien que certains algorithmes soient plus agressifs en termes de performance brute, Backtrader et VectorBT confirment leur pertinence stratégique dans des environnements financiers incertains, où la sécurité, la fiabilité et la constance des profits sont des critères déterminants pour la durabilité du système.

IV.5 Visualisation comparative des performances des stratégies de trading

Afin de mieux comprendre les dynamiques de chaque stratégie de trading, une visualisation graphique a été réalisée pour comparer l'évolution du capital au fil des 100 jours simulés. Le graphique ci-dessous illustre les performances cumulées des quatre modèles implémentés (Backtrader, VectorBT, 3Commas et Gun/usdt), en partant d'un capital initial de 1000 USDT, avec un début de simulation fixé au 10 octobre 2025.
Cette représentation permet de suivre l'impact des décisions de chaque stratégie jour après jour, et d'observer visuellement la stabilité, les hausses ou les baisses relatives de chaque modèle. Elle complète les tableaux numériques présentés précédemment en offrant une lecture intuitive des résultats.

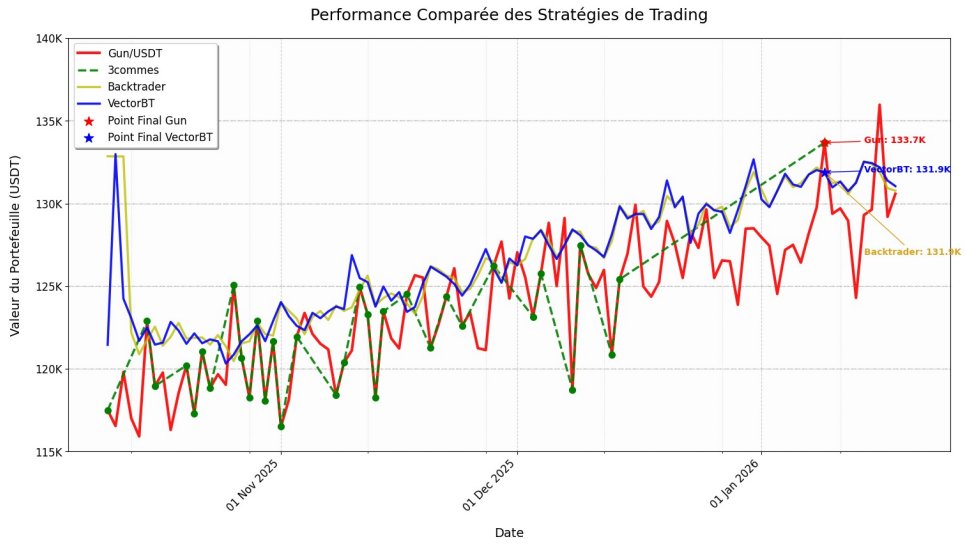


Fig. IV.2 : Courbe comparative des performances des quatre stratégies de trading sur 100 jours

Chaque courbe représente la valeur quotidienne du portefeuille selon la stratégie utilisée :
- Gun/USDT est représentée en rouge.
- 3Commas en vert avec une ligne en pointillés et des marqueurs.
- Backtrader en jaune.

- VectorBT en bleu.
Les points finaux atteints par les stratégies Gun/USDT et VectorBT sont également indiqués par des étoiles de couleur rouge et bleue respectivement, accompagnées de leurs valeurs finales pour faciliter la comparaison.

IV.6 Présentation de l'Interface Web du Système de Trading

Dans cette section, nous présentons l'interface graphique du système de trading développé, qui permet aux utilisateurs d'interagir facilement avec les différents modèles de prédiction intégrés. Ce site web constitue le point d'entrée principal pour l'exécution des stratégies de trading, avec une expérience fluide et accessible, même pour les non-experts.

IV.6.1 Accès et Authentification

L'utilisateur commence par se connecter via une page d'authentification sécurisée. Cela permet de personnaliser l'expérience et de protéger les paramètres et les historiques liés à chaque compte.

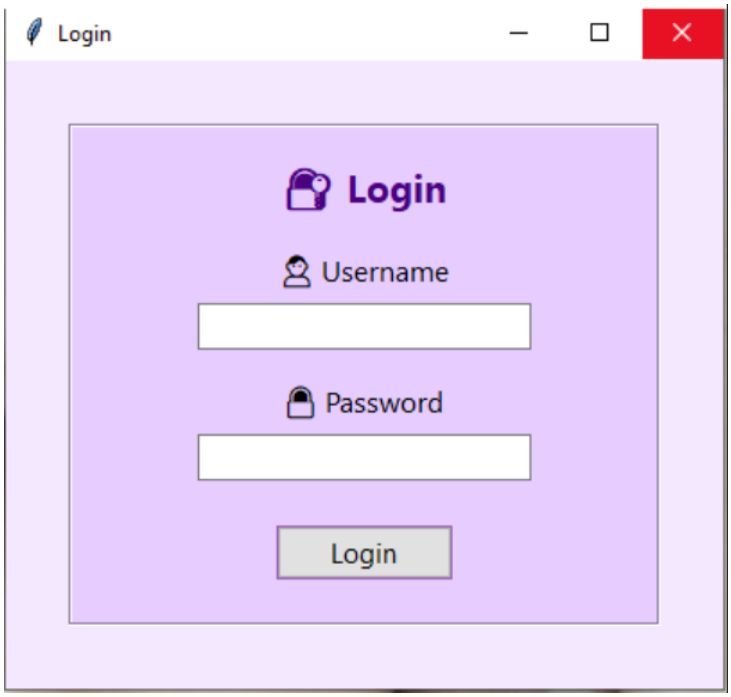


Fig. IV.3 : la page de login

IV.6.2 Configuration des Paramètres de Simulation

Une fois connecté, l'utilisateur accède à l'interface principale, dans laquelle il peut configurer sa simulation de trading. Plusieurs champs sont à remplir :
- Crypto-monnaie à trader (ex : BTC),
- Capital initial à investir (ex : 1000 USDT),
- Date de début d'apprentissage (Training Start Date) : date à partir de laquelle le modèle apprend sur les données historiques,
- Date de fin d'apprentissage (Training End Date) : limite de la période d'apprentissage,

- Date de début de prédiction (Prediction Start Date) : date à laquelle la stratégie commence à être appliquée,
- Date de fin de prédiction (Prediction End Date) : date de fin d'exécution de la stratégie,
- Modèle de trading à utiliser (ex : Backtrader, VectorBT, etc.).

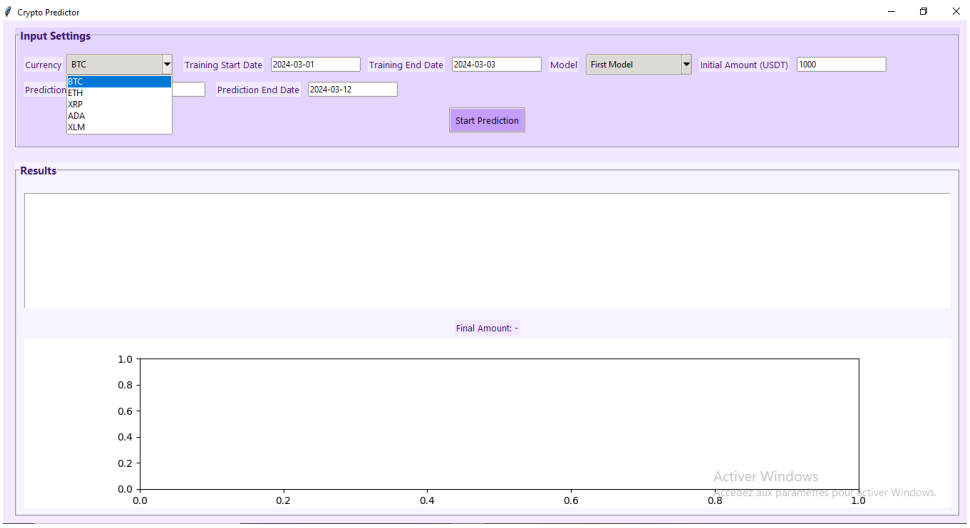


Fig. IV.4 : l'interface principale avec les champs à remplir

IV.6.3 Lancement de la Prédiction

Une fois les paramètres saisis, l'utilisateur clique sur le bouton "Start Prediction". Le système exécute alors la stratégie choisie, applique les modèles de prédiction et simule les actions de trading.

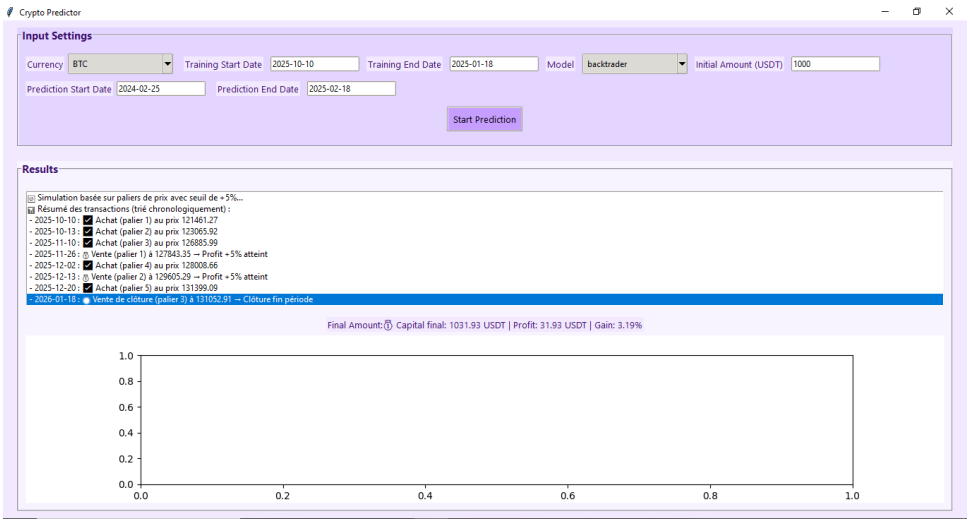


Fig. IV.5 : l'interface après clic sur "Start Prediction"

IV.6.4 Affichage des Résultats

Pour chaque modèle de prédiction sélectionné, l'interface exécute une simulation complète en appliquant sa propre stratégie de trading et son mode d'exécution spécifique. Les résultats sont ensuite affichés de manière détaillée pour permettre une évaluation approfondie. L'utilisateur

accède ainsi à une liste chronologique des opérations simulées (achats et ventes) effectuées uniquement selon les règles du modèle choisi. Chaque action est accompagnée de son prix d'exécution, de la date, ainsi que de la justification (par exemple : "Profit +5% atteint", "Clôture fin de période", etc.). Le résumé financier inclut le capital final, le gain net réalisé, ainsi que le pourcentage de rendement sur la période considérée. De plus, un graphique spécifique à ce modèle est généré, illustrant les prix prédits jour après jour avec des marqueurs visuels des signaux d'achat et de vente (flèches vertes et rouges).

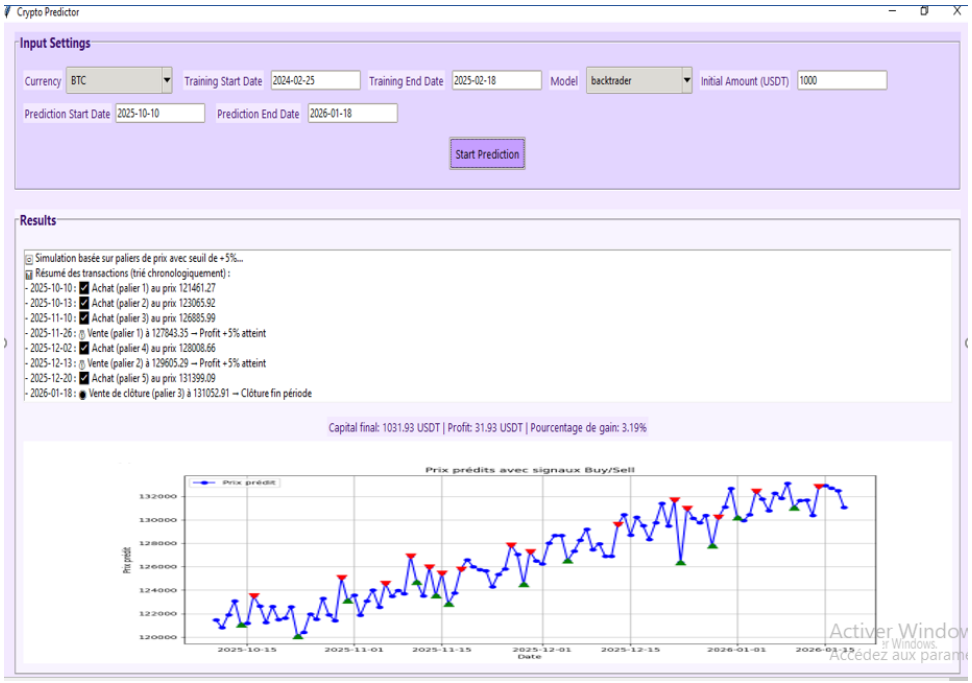


Fig. IV.6 : Exemple d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction

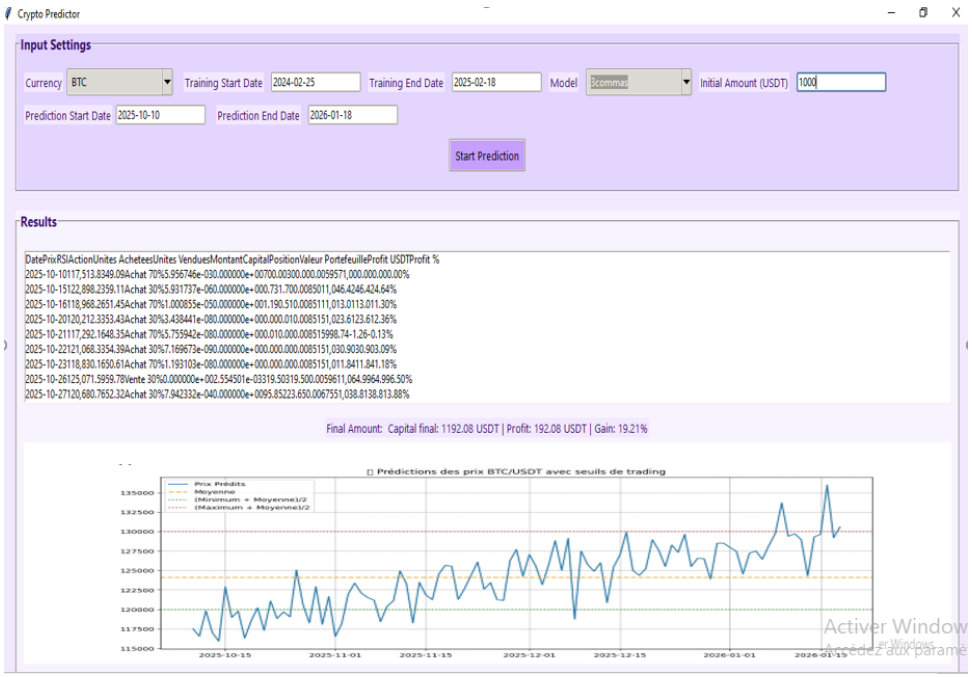


Fig. IV.7 : Exemple 2 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction

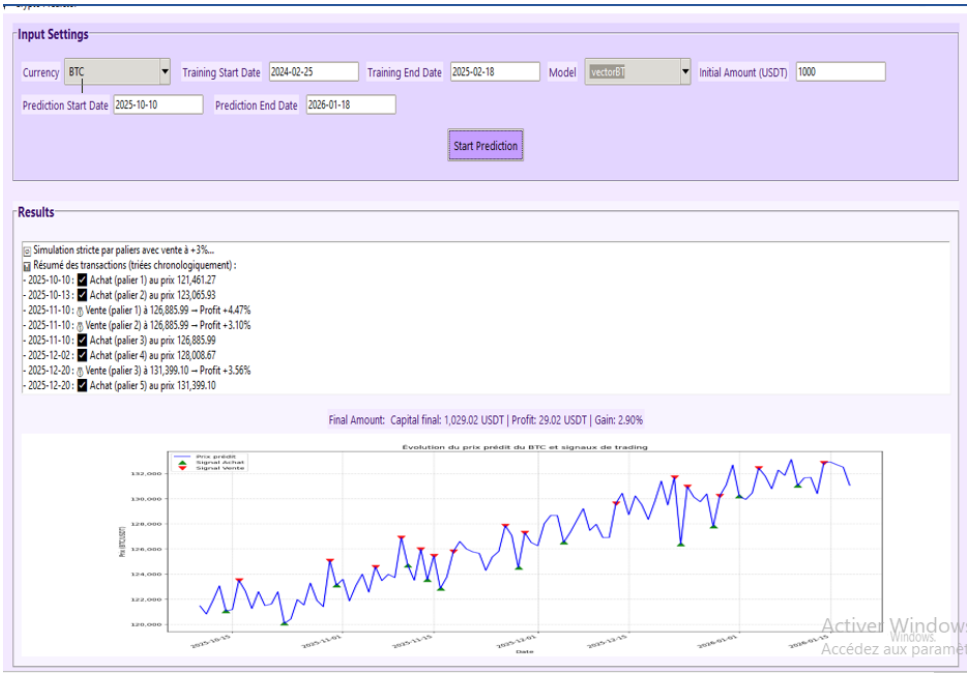


Fig. IV.8 : Exemple 3 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction

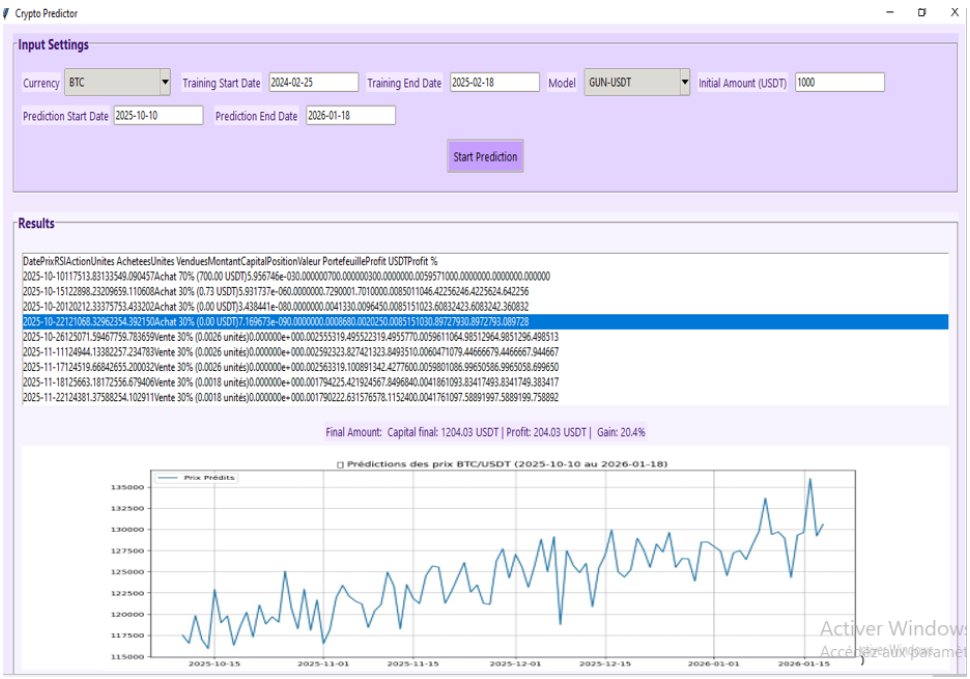


Fig. IV.9 : Exemple 4 d'affichage des résultats après l'exécution de la prédiction

IV.6.5 Expérience Utilisateur et Intérêt

L'interface développée vise à offrir une expérience utilisateur fluide, intuitive et complète, même pour les utilisateurs non familiers avec les algorithmes de prédiction. Grâce à la simplicité des paramètres à configurer et à la clarté des résultats affichés, l'utilisateur peut tester plusieurs scénarios de trading en modifiant la crypto-monnaie, la période, le capital initial ou encore la stratégie. Il peut ensuite comparer les performances des différents modèles prédic-

tifs afin de choisir celui qui correspond le mieux à ses objectifs. Cette flexibilité, combinée à une visualisation explicite des actions de trading, fait de l'interface un véritable outil d'aide à la décision, utile aussi bien aux investisseurs particuliers qu'aux chercheurs ou développeurs souhaitant analyser le comportement de stratégies automatisées basées sur des modèles d'intelligence artificielle.

IV.7 Conclusion

À l'issue de ce chapitre, nous avons pu démontrer la diversité des approches intégrées dans notre système d'aide à la décision, ainsi que leur potentiel respectif dans le domaine du trading algorithmique des cryptomonnaies. Les quatre modèles testés ont révélé des performances variables selon les critères d'analyse choisis (précision de prédiction, réactivité, robustesse, adaptabilité), mettant en évidence la complémentarité des approches heuristiques et méta-heuristiques.
L'analyse comparative a permis de mieux cerner les avantages et les limites de chaque solution, tout en soulignant l'intérêt d'un système flexible qui laisse à l'utilisateur la possibilité de sélectionner la stratégie la plus adaptée à son profil de risque ou à ses attentes en termes de performance.
La mise en œuvre d'une interface web conviviale représente un atout supplémentaire, permettant une interaction intuitive avec les modèles, une visualisation claire des signaux et une personnalisation des paramètres de trading. Ce travail pose ainsi les bases d'un outil décisionnel intelligent et évolutif, capable de s'adapter à un environnement de marché en perpétuelle mutation.
Le chapitre suivant viendra conclure l'ensemble de ce mémoire en récapitulant les contributions principales, en proposant des pistes d'amélioration, et en ouvrant la voie à de futures évolutions du système.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Dans un contexte financier en constante évolution, marqué par une forte volatilité et une complexité croissante, ce mémoire a exploré les possibilités offertes par l'intelligence artificielle, et plus précisément les algorithmes heuristiques et méta-heuristiques, pour la création d'un système d'aide à la décision appliqué au domaine du trading des cryptomonnaies.

À travers une approche méthodologique rigoureuse, nous avons défini les fondements théoriques du trading algorithmique, analysé les modèles de trading existants (tels que Backtrader, VectorBT, 3Commas, etc.), et étudié des stratégies populaires comme le RSI, le DCA ou le MACD. Par la suite, nous avons conçu et implémenté un système interactif, capable de collecter, analyser et traiter des données financières pour émettre des recommandations automatisées, tout en restant accessible aux utilisateurs non experts.

Les résultats obtenus à partir de simulations pratiques confirment la pertinence de cette approche, tant sur le plan de la performance que de la robustesse. Ils montrent que les algorithmes méta-heuristiques, correctement paramétrés, peuvent non seulement rivaliser avec les méthodes classiques, mais aussi les surpasser dans des contextes incertains et hautement dynamiques.

Ce travail ouvre la voie à plusieurs perspectives de recherche et d'amélioration : optimisation continue des performances, intégration de modèles prédictifs basés sur le deep learning, ou encore développement d'interfaces plus intelligentes et réactives. Il offre également une base concrète pour le déploiement futur de solutions de trading autonome à plus grande échelle, adaptées aux réalités du marché algérien et international.

Références

IV.8 Références

Références

[1] National Academy of Economic Sciences, « Définition du trading financier », *Revue des Marchés*, vol. 12, 2021.

[2] Durand, M., *Stratégies et techniques de trading*, Éditions Économica, 2018.

[3] Hammurabi, K., « Trade in Ancient Mesopotamia », *Journal of Economic History*, 2010.

[4] Van der Molen, A., « The Amsterdam Stock Exchange : The World's First Official Market », *Dutch Finance Journal*, 2005.

[5] Smith, L., *Foundations of Modern Finance : From Dow to Keynes*, Oxford Press, 1999.

[6] Jackson, G., *The Man Who Solved the Market : Jim Simons*, Penguin Books, 2020.

[7] Université Harvard, « Trading algorithmique et IA : Étude de cas », *Harvard Financial Review*, 2022.

[8] Université d'Alger, « Le trading numérique en Algérie : tendances et défis », *Cahiers de l'économie algérienne*, 2022.

[9] Nakamoto, S., "Bitcoin : A Peer-to-Peer Electronic Cash System", 2008. [En ligne]. Disponible : https ://bitcoin.org/bitcoin.pdf

[10] V. Buterin, "Ethereum Whitepaper : A Next-Generation Smart Contract and Decentralized Application Platform," 2013.

[11] Ripple Labs Inc., "Ripple Protocol Overview," 2014.

[12] Stellar Development Foundation, "Stellar : An Open Network for Storing and Moving Money," 2023.

[13] C. Hoskinson et IOHK, "Cardano Whitepaper and Research," 2017–2024. Publications sur : https://iohk.io

[14] Stuart Russell and Peter Norvig, *Artificial Intelligence : A Modern Approach*, 3rd ed., Pearson, 2009.

[15] Thomas H. Cormen et al., *Introduction to Algorithms*, 3rd ed., MIT Press, 2009.

[16] Christian Blum and Andrea Roli, "Metaheuristics in Combinatorial Optimization : Overview and Conceptual Comparison," ACM Computing Surveys, vol. 35, no. 3, pp. 268–308, 2003.

[17] John Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.

[18] Anthony Brabazon and Michael O'Neill, *Biologically Inspired Algorithms for Financial Modelling*, Springer, 2006.

[19] A. E. Eiben and J. E. Smith, *Introduction to Evolutionary Computing*, Springer, 2003.

[20] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, ”A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, 2002.

[21] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. Van Veldhuizen, *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*, 2nd ed., Springer, 2007.

[22] E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele, ”SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm”, Technical Report 103, ETH Zurich, 2001.

[23] Q. Zhang and H. Li, ”MOEA/D : A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 11, no. 6, pp. 712–731, 2007.

[24] K. Deb, ”A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization : NSGA-II”, in *Parallel Problem Solving from Nature*, Springer, 2002.

[25] J. Branke, S. Scheckenbach, and K. Deb, ”Portfolio optimization with an envelope-based multi-objective evolutionary algorithm”, European Journal of Operational Research, vol. 199, no. 3, pp. 684–693, 2009.

[26] M. Maragoudakis and I. A. Tsiakas, ”Multi-objective optimization for dynamic portfolio management using evolutionary algorithms”, Expert Systems with Applications, vol. 184, 2021.

[27] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle Swarm Optimization,” in *Proceedings of ICNN’95 - International Conference on Neural Networks*, 1995.

[28] M. Clerc and J. Kennedy, “The Particle Swarm : Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 1, pp. 58–73, 2002.

[29] C. Grosan and A. Abraham, *Evolutionary Learning Algorithms for Software Optimization*, Springer, 2007.

[30] Anthony Brabazon and Michael O’Neill, *Biologically Inspired Algorithms for Financial Modelling*, Springer, 2006.

[31] R. Eberhart and Y. Shi, “Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization,” in *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, 2001.

[32] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colorni, “Ant system : Optimization by a colony of cooperating agents,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, vol. 26, no. 1, pp. 29–41, 1996.

[33] M. Dorigo and T. Stützle, *Ant Colony Optimization*, MIT Press, 2004.

[34] A. Brabazon and M. O’Neill, *Natural Computing in Computational Finance*, Vol. 2: Applications in Nature-Inspired Computation for Finance, Springer, 2008.

[35] C. F. Tsai and Y. H. Hsiao, “Combining multiple feature selection methods for stock prediction : Union, intersection, and multi-intersection approaches,” Decision Support Systems, vol. 50, no. 1, pp. 258–269, 2010.

[36] K. Socha and M. Dorigo, “Ant colony optimization for continuous domains,” European Journal of Operational Research, vol. 185, no. 3, pp. 1155–1173, 2008.

[37] Philip Treleaven, Michael Galas, and Vladik Zicari, “High-frequency trading,” *Communications of the ACM*, vol. 56, no. 11, pp. 76–85, 2013.

[38] Cryptohopper, “What is Cryptohopper ?”, 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://www.cryptohopper.com/

[39] Cryptohopper Documentation, “Trading Bot Documentation & Features,” 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://docs.cryptohopper.com/

[40] 3Commas Official Documentation. “Smart Trading and Bots,” 3commas.io, 2023. [Online]. Available : https://help.3commas.io

[41] Crypto Briefing. “3Commas Review : Smart Crypto Trading Bots,” 2022. [Online]. Available : https://cryptobriefing.com/3commas-review/

[42] G. M. Caporale et al., “Dollar-Cost Averaging Strategies in Cryptocurrency Markets,” *International Review of Financial Analysis*, vol. 72, 2020.

[43] CCXT Developers. “CCXT : Cryptocurrency Trading Library,” GitHub Repository, 2023. [Online]. Available : https://github.com/ccxt/ccxt

[44] Technical Analysis Library in Python (TA-Lib). “Documentation and Python Bindings,” 2023. [Online]. Available : https://mrjbq7.github.io/ta-lib/

[45] Binance API Documentation. “Security and API Key Permissions,” 2023. [Online]. Available : https://binance-docs.github.io/apidocs/spot/en/

[46] Pionex, “Whitepaper & Bot Overview,” Pionex Official Documentation, 2023. [En ligne]. Disponible sur : https://www.pionex.com/en

[47] OctoBot Documentation, “What is OctoBot ?”, Drakkar Software, [En ligne]. Disponible sur : https://doc.octobot.online [consulté en juin 2025].

[48] Drakkar Software, “OctoBot – GitHub Repository,” GitHub, [En ligne]. Disponible sur : https://github.com/Drakkar-Software/OctoBot [consulté en juin 2025].

[49] OctoBot Team, “Understanding Tentacles and Strategy Modules,” OctoBot Documentation, 2023.

[50] OctoBot Team, “TradingView Integration Guide,” OctoBot Docs, 2024.

[51] OctoBot Community, “Community Support and Contribution,” Discord & Telegram Channels, 2024.

[52] Abhishek Chakraborty, Ujjwal Maulik, and Robert Kozma, “A Deep Reinforcement Learning Framework for the Financial Portfolio Management Problem,” in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 638–650, 2019.

[53] Tianyu Chen et al., “A Survey of the Applications of Deep Learning in Trading,” in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 203266–203298, 2020.

[54] Thomas A. Fischer and Christopher Krauss, “Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions,” in *European Journal of Operational Research*, 2018.

[55] Michael Pompian, *Behavioral Finance and Investor Types : Managing Behavior to Make Better Investment Decisions*, Wiley Finance, 2011.

[56] Y. Zhang and X. Zhang, “CryptoBot : An Intelligent Cryptocurrency Trading System Using Machine Learning,” in *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Big Data*, 2020.

[57] Z. Li and Y. Liu, “Automated Trading Systems : Design, Implementation, and Evaluation,” in *Journal of Financial Technology*, vol. 5, no. 1, 2022.

[58] F. Kawski et al., “Interpretable Trading Pattern Discovery with Deep Learning and Backtrader,” *Patterns*, vol. 2, no. 9, 2021. DOI : https ://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100360

[59] Oleg Polak, *vectorbt : Quantitative Analysis and Trading Library*, GitHub Repository, 2020. [Online]. Available : https://github.com/polakowo/vectorbt

[60] vectorbt Documentation, [Online]. Available : https://vectorbt.dev

[61] O. Polak, “Ultra-fast Backtesting and Analysis with vectorbt,” GitHub, 2020. [Online]. Available : https://vectorbt.dev

[62] O. Polak, *Machine Learning Integration in vectorbt*, vectorbt blog, 2021.

[63] O. Polak, “How to Use vectorbt for Strategy Optimization,” GitHub Discussions, 2021.

[64] N. Jegadeesh and S. Titman, “Returns to Buying Winners and Selling Losers : Implications for Stock Market Efficiency,” Journal of Finance, vol. 48, no. 1, pp. 65–91, 1993.

[65] M. Carhart, “On Persistence in Mutual Fund Performance,” Journal of Finance, vol. 52, no. 1, pp. 57–82, 1997.

[66] C. Asness, A. Frazzini, and L. Pedersen, “Quality Minus Junk,” AQR Capital Management, 2013.

[67] T. J. Moskowitz, Y. H. Ooi, and L. H. Pedersen, “Time Series Momentum,” Journal of Financial Economics, vol. 104, no. 2, pp. 228–250, 2012.

[68] K. Daniel and T. Moskowitz, “Momentum Crashes,” Journal of Financial Economics, vol. 122, no. 2, pp. 221–247, 2016.

[69] N. Barberis, A. Shleifer, and R. Vishny, “A Model of Investor Sentiment,” Journal of Financial Economics, vol. 49, no. 3, pp. 307–343, 1998.

[70] E. F. Fama and K. R. French, “Multifactor Explanations of Asset Pricing Anomalies,” Journal of Finance, vol. 51, no. 1, pp. 55–84, 1996.

[71] J. W. Wilder Jr., *New Concepts in Technical Trading Systems*, Trend Research, 1978.

[72] Springer Nature, “Applications of Artificial Intelligence in Financial Markets,” 2021.

[73] L. Alessandretti, A. ElBahrawy, L. M. Aiello, and A. Baronchelli, “Anticipating Cryptocurrency Prices Using Machine Learning,” Complexity, vol. 2018, Article ID 8983590.

[74] G. Appel, *The Moving Average Convergence Divergence Trading Method*, Signalert Corporation, 1979.

[75] T. T. L. Chong and W. H. Ng, “Technical analysis and the London stock exchange : testing the MACD and RSI rules using the FT30,” *Applied Economics Letters*, vol. 15, no. 14, pp. 1111–1114, 2008.

[76] Y. Wang, J. Zhang, and H. Zhou, “An Enhanced MACD Trading Strategy Using Wavelet Transform and Machine Learning,” *Journal of Forecasting*, vol. 38, no. 6, pp. 561–578, 2019.

[77] Malkiel, B. G., *A Random Walk Down Wall Street*, W. W. Norton Company, 2019.

[78] Statman, M., “Behavioral Finance vs. Standard Finance,” *CFA Institute Conference Proceedings Quarterly*, vol. 12, no. 3, pp. 14–22, 1995.

[79] Rozeff, M. S., “Lump-Sum Investing versus Dollar-Cost Averaging,” *Journal of Portfolio Management*, vol. 20, no. 1, pp. 45–50, 1994.

[80] Ernie Chan, *Algorithmic Trading : Winning Strategies and Their Rationale*, Wiley, 2013.

[81] David H. Bailey et Marcos López de Prado, “The Probability of Backtest Overfitting,” *Journal of Computational Finance*, 2014.

[82] Andrew Lo, “The Statistics of Sharpe Ratios,” *Financial Analysts Journal*, vol. 58, no. 4, 2002.

[83] Christopher J. Neely, Paul A. Weller, and Joshua M. Ulrich, “The Adaptive Markets Hypothesis : Evidence from the Foreign Exchange Market,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 49, no. 2, 2014.

[84] Christopher M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 2006.

[85] J. B. Heaton, N. G. Polson, and J. H. Witte, “Deep Learning for Finance : Deep Portfolios,” *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, vol. 33, no. 1, 2017.

[86] S. Katsiampa, S. Corbet, and Y. Lucey, “Copy Trading and Investor Performance : Evidence from eToro,” *Mirror Trading International Working Paper Series*, 2020.

[87] John J. Murphy, *Technical Analysis of the Financial Markets : A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*, New York Institute of Finance, 1999.