

Prédire les cours des actions à l'aide d'algorithmes de machine Learning : « Étude comparative entre les réseaux LSTM (Long Short-Term Memory) simples et les LSTM optimisés par des algorithmes génétiques ».

Auteur 1 : TALHARTIT Imad

Auteur 2 : IFLEH Abdelhadi

Auteur 3 : EL KABBOURI Mounime

TALHARTIT Imad, (Doctorant en sciences de gestion)
Université Hassan Premier Settat, Maroc
École Nationale de Commerce et de Gestion Settat
Laboratoire Recherche en finance, Audit et Gouvernance des Organisations – LARFAGO

IFLEH Abdelhadi ,
Laboratoire de recherche en gestion des organisations, droit et diversité
Faculté de commerce et de gestion
Université internationale de Casablanca

EL KABBOURI Mounime, (Professeur de l'enseignement Supérieur)
Université Hassan Premier Settat, Maroc
École Nationale de Commerce et de Gestion Settat
Laboratoire Recherche en finance, Audit et Gouvernance des Organisations – LARFAGO

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : TALHARTIT .I, IFLEH .A & EL KABBOURI .M (2024) « Prédire les cours des actions à l'aide d'algorithmes de machine Learning : « Étude comparative entre les réseaux LSTM (Long Short-Term Memory) simples et les LSTM optimisés par des algorithmes génétiques » », African Scientific Journal « Volume 03, Numéro 25 » pp: 0686 – 0703.

Date de soumission : Juillet 2024

Date de publication : Août 2024



DOI : 10.5281/zenodo.13388410
Copyright © 2024 – ASJ



Résumé

Ces dernières années, les chercheurs se sont intéressés à l'utilisation de techniques avancées telles que l'apprentissage automatique pour prédire les cours des actions. L'informatique joue un rôle essentiel dans cette exploration, permettant aux analystes d'explorer des modèles non linéaires et complexes pour prédire les fluctuations du marché. En raison des développements technologiques, les outils basés sur l'intelligence artificielle tels que les réseaux de neurones artificiels (ANN), les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (RNN) ont prouvé leur capacité à prédire les cours des actions. Ces algorithmes aident les traders et les investisseurs à prendre des décisions éclairées sur les marchés financiers.

Dans cet article, nous visons à évaluer la prévisibilité de 10 actions des deux indices suivants (S&P 500, MADEX Maroc). Pour ce faire, nous utiliserons deux modèles différents. Le premier modèle concerne les réseaux de neurones LSTM (Long Short-Term Memory), tandis que le deuxième modèle sera un LSTM optimisé par les paramètres des algorithmes génétiques. L'objectif est de comparer la prévisibilité des deux modèles. Cette prédiction revêt une importance cruciale pour de nombreuses décisions liées au financement et à l'investissement. Les résultats expérimentaux montrent que l'intégration des algorithmes génétiques dans le modèle LSTM donne de bons résultats sur les indices MADEX et S&P500.

Mots clés : Prévisions, Cours boursiers, Marché boursier, Apprentissage Automatique, Les algorithmes génétiques, LSTM.

Abstract

In recent years, researchers have been interested in using advanced techniques such as machine learning to predict share prices. Computer science plays a key role in this exploration, allowing analysts to explore complex, non-linear models to predict market movements. As a result of technological developments, artificial intelligence-based tools such as artificial neural networks (ANNs), convolutional neural networks (CNNs) and recurrent neural networks (RNNs) have proven their ability to predict share prices. These algorithms help traders and investors to make informed decisions on the financial markets.

In this paper, we aim to evaluate the predictability of 10 stocks from the following two indices (S&P 500, MADEX Morocco). To do this, we will use two different models. The first model involves LSTM (Long Short-Term Memory) neural networks, while the second model will be an LSTM optimised by the parameters of genetic algorithms. The aim is to compare the predictability of the two models. This prediction is of crucial importance for many financing and investment decisions. The experimental results show that integrating the genetic algorithms into the LSTM model gives good results on the MADEX and S&P500 indices.

Keywords : Forecasting, Stock prices, Stock market, Machine learning, Genetic algorithms, LSTM.

Introduction

La prédiction des tendances des actions cotées en bourse est une tâche difficile en raison des complexités inhérentes aux séries temporelles financières, telles que la volatilité élevée, la non-stationnarité et la non-linéarité (Long, Chen, He, Wu, & Ren, 2019). L'hypothèse de l'efficience des marchés postule qu'il est impossible de prédire les mouvements des cours boursiers et que les prix se comportent de manière aléatoire (Fama, 1965). En revanche, l'analyse technique (AT) affirme que les prix intègrent toutes les informations disponibles et que la détection des tendances facilite la prédiction des prix (Patel, 2014).

Ces dernières années, de nombreuses techniques d'intelligence artificielle et des systèmes intelligents hybrides ont résolu les limites des méthodes traditionnelles et statistiques dans les problèmes de données, notamment la volatilité élevée, la non-stationnarité et la non-linéarité. Des chercheurs ont exploré l'utilisation des algorithmes des réseaux neuronaux artificiels (ANN), les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les mémoires à long terme (LSTM) ainsi que les algorithmes génétiques (AG) pour la prédiction des tendances boursiers des actions (Jigar Pate et al 2015).

Gonzalez et al. (2015) ont utilisé un système d'ensemble basé sur un algorithme génétique avec 10 classificateurs SVM pour prédire le prix du marché boursier de l'indice de la bourse de São Paulo au Brésil. Yizhen et al. (2011) ont combiné l'AG avec un réseau neuronal de rétropropagation pour prédire le prix de clôture de l'indice de Shanghai.

Récemment, plusieurs études ont combiné des algorithmes d'intelligence artificielle (IA) avec des TI pour obtenir des prévisions plus précises sur les marchés financiers. Les modèles les plus couramment utilisés sont les réseaux neuronaux artificiels (ANN), les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les mémoires à long terme (LSTM) (Sezer, Gudelek et Ozbayoglu, 2019). Cette étude vise à prédire différents indices de Swiss Market (SM) en utilisant ANN, CNN et LSTM combinés avec des indicateurs de l'analyse technique.

Alhnaity et Abbod (2020) ont proposé un modèle hybride intelligent pour la prédiction de séries temporelles en utilisant des réseaux de neurones artificiels (ANN), la régression par vecteur de support (SVR) et des algorithmes génétiques (AGs). D'autres études ont également exploré l'utilisation de l'AG pour la prédiction des prix des actions, la modélisation de la demande énergétique et l'analyse des données de la pandémie.

Pour notre article, nous devons étudier la prédiction des cours boursiers à travers deux modèles (LSTM classique et LSTM optimisés par des AGs) sous la thématique suivante : Prédire les

cours des actions à l'aide d'algorithmes de machine learning. « Étude comparative entre les réseaux LSTM (Long Short-Term Memory) simples et les LSTM optimisés par des algorithmes génétiques ».

L'objectif de notre article est de comparer la capacité prédictive des réseaux de mémoire à long terme (LSTM) classiques avec celle des LSTM optimisés par des algorithmes génétiques. Nous visons à évaluer laquelle de ces approches offre les meilleures performances pour prédire les tendances des cours boursiers.

Pour atteindre l'objectif de notre article, notre travail doit être structuré de la manière suivante :

- Revue de littérature : Lister plusieurs études empiriques en relation avec la thématique de notre article.
- Méthodologie de recherche : Expliquer la méthodologie à suivre pour atteindre l'objectif de l'article.
- Résultats : Présenter et analyser les différents résultats obtenus.
- Conclusion : Conclure notre article par une conclusion générale.

1. Revue de littérature

La prédiction des cours boursiers est en effet un domaine complexe qui suscite un grand intérêt, notamment grâce aux avancées en intelligence artificielle et en apprentissage automatique. Dans cet article, nous examinerons différentes études empiriques qui ont exploré la prédiction des cours boursiers à l'aide d'algorithmes de machine Learning. Ces études ont cherché à répondre à des questions telles que « Peut-on prédire les fluctuations des marchés financiers ? » et « Quels modèles sont les plus performants pour prédire les mouvements des actions ? »

Les résultats de ces recherches mettent en évidence les approches les plus prometteuses et leurs performances respectives pour la prédiction des prix des actions. Les chercheurs ont exploré diverses techniques, notamment les réseaux de neurones, les méthodes statistiques et les algorithmes de séries temporelles. Cependant, il est essentiel de noter que la prédiction des cours boursiers reste un défi complexe, car elle est influencée par de nombreux facteurs tels que les nouvelles économiques, les événements mondiaux et les comportements des investisseurs (Kyoung-jae et al 2003).

Plusieurs travaux empiriques ont été réalisés sur la question des prévisions des cours boursiers à l'aide d'algorithmes d'intelligence artificielle et de stratégies d'évolution, notamment les

algorithmes génétiques. Voici les différentes études réalisées sur ce sujet en utilisant des algorithmes de machine Learning.

Ivo Pires en 2018 « à réaliser une étude sur une approche séquentielle dans la prévision de l'indice S&P500 à travers la combinaison de l'algorithme génétique AG et des forêts aléatoires RF. Les résultats obtenus permettent de conclure qu'en utilisant la fonction d'adaptation Risk Return Ratio (RRR) (qui inclut le calcul du risque associé à l'investissement, pénalisant ainsi les stratégies plus risquées), le système mis en œuvre a été capable d'obtenir des performances raisonnables sur certains des marchés testés (en particulier sur l'indice S&P500 et sur les actions Coca-Cola et AT&T).

Hyejung Chung et Kyung-shik Shin, 2018 « ont réaliser une étude sur Réseau de mémoire à long terme LSTM optimisé par algorithme génétique AG pour la prédiction des marchés boursiers. Les résultats expérimentaux présentés montrent que l'approche proposée présente des MSE, MAE et MAPE inférieurs, et que les améliorations sont statistiquement significatives. Ces résultats globaux démontrent qu'une approche GA-LSTM peut être une méthode efficace pour la prévision du marché boursier afin de refléter les modèles temporels ».

Rasheed Khaled, 2013 « à réaliser un travail sur Prévision des cours boursiers à l'aide d'algorithmes génétiques et de stratégies d'évolution. Les résultats obtenus montrent que cette nouvelle façon de prédire le prix des actions est prometteuse. Dans chaque cas, les algorithmes ont été capables de prédire avec une précision d'au moins 70,00 %. Comme cette approche est nouvelle, toute étude supplémentaire dans ce domaine peut certainement donner de meilleurs résultats ».

K. V. Prema, N. Manish Agarwal, 2015, « Ont réaliser une étude sur Prédiction du marché boursier à l'aide d'un modèle Neurogénétique. Les résultats obtenus montrent que Le réseau neuronal artificiel est une technique d'informatique douce efficace pour prédire les tendances de l'indice boursier. Différents algorithmes de formation basés sur la rétropropagation des erreurs ont été testés, parmi lesquels l'algorithme de formation par propagation résilient fournit les résultats de formation les plus efficaces, car il annule l'erreur qui se produit en raison de l'écrasement des entrées. Le modèle de réseau neuronal est encore amélioré en utilisant l'algorithme génétique pour initialiser les poids synaptiques. En introduisant l'algorithme génétique, le réseau est formé plus efficacement ».

NADIA ABDUL JAWAD, 2019 « à réaliser un travail sur le système de prédiction des cours boursiers en utilisant des réseaux neuronaux et les algorithmes génétiques. Les résultats

expérimentaux ont prouvé l'efficacité du modèle GA-BPN (Genetic Algorithm - Back Propagation Network) en le comparant à d'autres modèles. Dans cette étude, nous avons utilisé dix indicateurs techniques comme entrées. Cependant, une amélioration supplémentaire serait de collecter plus de variables ou de nouveaux indicateurs techniques afin d'augmenter la performance de prédiction du modèle GA-BPN proposé ».

S.Kopperundevi, 2014 « à réaliser une étude sur la prédiction du prix des actions d'une société pétrolière et gazière à l'aide d'un algorithme génétique. Les résultats expérimentaux montrent que le réseau est entraîné par 60% des données expérimentales. 30% des informations essentielles qui ont été reconnues pour tester la pertinence ont été introduites dans le modèle. Les valeurs prédites ont été comparées aux valeurs expérimentales pour évaluer la performance. Les résultats obtenus est nettement plus performant, ce qui entraîne des bénéfices plus importants. On peut donc conclure que l'algorithme proposé est bien adapté à la prédiction des prix des actions ».

Bitva Delnavaz, 2014 « à réaliser une étude sur la prévision de l'indice boursier du riz P à l'aide d'un réseau neuronal flou et d'algorithmes génétiques. Les résultats des modèles neuronaux flous et des algorithmes génétiques sont comparés à l'aide de quatre critères de mesure d'erreur après la conception et la mise en œuvre des deux modèles. Les résultats montrent que le modèle combiné des réseaux neuronaux flous et des algorithmes génétiques prédit l'indice des prix des actions ».

Dinesh K. Sharma, 2021 « Ont réaliser une étude sur l'intégration d'un algorithme génétique avec un réseau neuronal artificiel pour la prévision des marchés boursiers. Les résultats expérimentaux obtenus en utilisant le DOW30 et le NASDAQ100 révèlent que la précision du modèle hybride GA et ANN pour le DOW30 et le NASDAQ100 est supérieure à celle de la technique ANN simple (BPANN), à la fois à court et à long terme ».

Elham Khatibi et Abdolreza Rasouli, 2011 « Ont réaliser une étude sur une nouvelle méthode de prévision des marchés boursiers basée sur un algorithme génétique et une machine à vecteurs de support (SVM-AG). Les résultats obtenus ont montré que le concept de corrélation et l'AG ont permis d'améliorer considérablement les performances du système SVM pour prédire le prix des actions ».

Carlos Simões et Rui Neves, 2016 « Ont réaliser une étude sur l'utilisation du sentiment de Twitter optimisé par des algorithmes génétiques pour prédire le marché boursier. Les résultats obtenus montrent qu'il est possible de construire une stratégie rentable de trading en bourse en

utilisant Twitter avec les règles que nous avons implémentées. Au cours de notre période de test (du 7 novembre 2016 au 16 décembre 2016), nous avons obtenu un rendement de 11 %, dépassant les composites S&P 500, NASDAQ 100 et DJIA ».

QiSen Cai , Defu Zhang, 2013 « Ont réaliser une étude sur une modèle de prévision des stocks basé sur des séries temporelles floues et un algorithme génétique. Les résultats expérimentaux montrent que, par rapport à d'autres modèles basés sur des séries temporelles floues, FTSGA peut réduire considérablement l'erreur quadratique moyenne et améliorer la précision ».

Konrad Magnusson et Tim Olsson, 2016 « Ont réaliser une étude sur la formation de réseaux neuronaux artificiels avec des algorithmes génétiques pour la prévision des stocks. Les résultats indiquent qu'il n'y a pas d'augmentation significative de la précision à gagner en investissant des ressources dans la formation avec des algorithmes génétiques, en utilisant notre modèle proposé. Les résultats indiquent qu'il n'y a rien à gagner à entraîner les ANN avec GA plutôt qu'avec BP pour les prédictions quotidiennes des prix des actions ».

Abdelhadi Ifleh, 2023 « à réaliser un travail sur la contribution du Deep Learning à la Prévision des Cours Boursiers à l'Aide d'utilisation des Indicateurs de l'analyse Technique. Les résultats obtenus montrent que le modèle ANN est plus performante que les autres modèles dans la majorité des marchés. Aussi, ils montrent que le modèle RF surpasse la corrélation dans la sélection des variables pertinentes. Les résultats de l'étude de prévision ont prouvé la pertinence de nos modèles dans la prédiction des tendances futures pour les différentes actions dans les différents horizons de temps ».

Kazuhiro Matsui et Haruo Sato 2009, « Ont réaliser une étude sur la comparaison des représentations du génotype pour acquérir une stratégie de trading boursier à l'aide d'algorithmes génétiques. Les résultats obtenus montrent que le codage indirect basé sur les allèles a obtenu le plus grand profit et son coût de calcul était le plus faible parmi les trois méthodes. A partir de ce résultat, il s'est avéré que le codage indirect basé sur l'allèle était très efficace pour le trading automatique d'actions en utilisant des algorithmes génétiques ».

2. Méthodologie de recherche

Notre objectif est de prédire les tendances boursières de cinq actions issues de chacun des indices suivants (S&P 500, MADEX Maroc). Nous utilisons deux modèles pour ces prévisions. Le premier modèle repose sur un réseau de mémoire à long terme (LSTM) classique pour prédire les prix des actions. Le deuxième modèle utilise également un LSTM, mais il est optimisé à l'aide des paramètres des algorithmes génétiques. Les données ont été collectées sur

le site Investing.com à l'aide de la bibliothèque Investpy de logiciel de programmation Python. Pour mener à bien notre étude, nous utiliserons le langage de programmation Python, qui permet de réaliser rapidement et efficacement les prévisions des cours boursiers à l'aide d'algorithmes de machine learning.

Le tableau 1 présente la liste des actions prises pour chaque indice des indices (S&P 500, MADEX Maroc) :

Tableau N°1 : Liste des actions pour chaque indice boursier

S&P 500	MADEX Maroc
-MA	-ATW
-V	-SID
-TSLA	-IAM
- PYPL	-CTM
-MCD	-AKT

Source : Tableau créé par les auteurs

Tableau N°2 : La période et le nombre d'observation pour chaque action

Indice	Action	Période	Nombre d'observation
S&P 500	MA	25/05/2006 Jusqu'à 29/11/2023	4 409
	V	19/03/2008 Jusqu'à 29/11/2023	3 953
	TSLA	29/06/2010 Jusqu'à 29/11/2023	3 379
	PYPL	06/07/2015 Jusqu'à 29/11/2023	2 117
	MCD	05/07/1966 Jusqu'à 29/11/2023	14 450
MADEX Maroc	ATW	18/06/2012 Jusqu'à 02/03/2022	2 434
	SID	18/11/1996 Jusqu'à 29/11/2023	6 803
	IAM	18/06/2012 Jusqu'à 02/03/2022	2 434
	CTM	13/10/2022 Jusqu'à 29/11/2023	284
	AKT	22/05/2008 Jusqu'à 01/10/2021	3 347

Source : Elaboration personnelle des auteurs

Les modèles de machine Learning nécessitent une grande quantité de données pour produire des prédictions précises. C'est pourquoi nous avons cherché à importer le maximum de données disponibles pour chaque action, ce qui explique la variation du nombre de données entre les différentes actions.

2.1. Les modèles mobilisés

L'objectif de ce travail est de calculer les paramètres d'évaluation des actions sélectionnées en utilisant deux modèles : le LSTM classique et le LSTM optimisé par des algorithmes génétiques. Parmi les paramètres à calculer, on trouve le MSE, RMSE, MSLE, RMSLE et MAE.

2.1.1. Réseau de mémoire à long terme (LSTM) :

Les Réseaux de Mémoire à Long Terme (LSTM) sont une variante des Réseaux de Neurones Récurrents (RNN). En 1997, le modèle LSTM a été proposé pour la première fois par Hochreiter et Schmidhuber. Il résout le problème de la disparition du gradient dans les RNN. Ce problème est dû au fait que l'information n'est pas conservée pendant une longue période et que le gradient dans les couches les plus profondes devient inutile.

2.1.2. Réseau de mémoire à long terme Optimisés par des algorithmes génétiques (LSTM-AG)

Ce modèle a pour objectif d'optimiser les résultats ou la performance de modèle LSTM classique à l'aide des paramètres d'optimisations des algorithmes génétiques à savoir (Population initial, nombre de génération, taux de croisement, taux de mutation).

2.2. Présentation des paramètres d'évaluation des modèles

Il existe un large éventail de mesures de performance pour juger de la précision du modèle de prévision ; dans notre travail, nous utilisons ces mesures (Ifleh & El Kabbouri, 2021) :

Tableau N°3 : Les paramètres d'évaluation des modèles des prévisions

Paramètres	Définition	Formule
Mean Squared Error (MSE)	C'est la moyenne des carrés des erreurs, c'est-à-dire la différence entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
Root Mean Squared Error (RMSE)	C'est la racine carrée de la MSE. Elle donne une idée de la magnitude des erreurs.	$RMSE = \sqrt{MSE}$
Mean Squared Logarithmic Error (MSLE)	C'est la moyenne des carrés des erreurs logarithmiques. Utile lorsque les valeurs cibles varient sur plusieurs ordres de grandeur.	$MSLE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log(1 + y_i) - \log(1 + \hat{y}_i))^2$
Root Mean Squared Logarithmic Error (RMSLE)	C'est la racine carrée de la MSLE.	$RMSLE = \sqrt{MSLE}$
Mean Absolute Error (MAE)	C'est la moyenne des valeurs absolues des erreurs.	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $

Source : Ifleh & El Kabbouri, 2021

3. Présentation des résultats Obtenus

Les tableaux 4 et 5 montrent les résultats des prédictions utilisant LSTM et LSTM-AG pour différentes actions issues du MADEX et du SP500. Les tableaux présentent les performances des deux modèles pour chaque indice. Les performances des modèles sont évaluées à l'aide de différentes mesures telles que MSE, RMSE, MSLE, RMSLE et MAE. Des valeurs plus faibles pour ces mesures indiquent une meilleure performance. Par exemple, dans l'action MA du tableau 5, le modèle LSTM-AG a une MSE de 3,46, une RMSE de 1,86, une MSLE de 0,01, une RMSLE de 0,07 et une MAE de 1,28. Cela suggère que le modèle LSTM-AG a un taux d'erreur relativement plus faible que l'autre modèle, qui a une MSE de 485,72, une RMSE de 22,04, une MSLE de 0,02, une RMSLE de 0,14, et une MAE de 20,39. Il convient de noter que différents modèles peuvent être plus performants dans différents indices, en fonction de la complexité et de la volatilité du marché boursier. De plus, les différents indices peuvent avoir des caractéristiques différentes qui peuvent affecter la précision de la prédiction.

Les résultats montrent également que la LSTM-AG est plus performante que la LSTM pour prédire les actions des deux indices.

Tableau N°4 : Les mesures de performance de l’algorithme LSTM Simple pour quelques actions de l’indice MADEX et S&P 500.

Indice	Action	"Modèle LSTM"				
		MSE	RMSE	MSLE	RMSLE	MAE
MADEX Maroc	ATW	17082,86	130,70	2,67	1,63	98,40
	SID	0,02	0,13	0,00	0,03	0,10
	IAM	26,15	5,11	0,01	0,10	3,82
	CTM	8,92	2,99	8,92	2,99	2,90
	AKT	972,88	31,19	0,51	0,71	10,28
S&P 500 (USA)	MA	485,72	22,04	0,02	0,14	20,39
	V	986,74	31,41	0,88	0,94	22,61
	TSLA	33087,00	181,90	3,51	1,87	174,91
	PYPL	4686,79	68,46	2,69	1,64	62,29
	MCD	21,94	4,68	0,001	0,04	4,06

Source : Elaboration personnelle des auteurs.

Tableau N°5 : Les mesures de performance de l’algorithme LSTM Optimisées par les AGs pour quelques actions de l’indice MADEX et S&P 500

Indice	Action	"Modèle LSTM-AG"				
		MSE	RMSE	MSLE	RMSLE	MAE
MADEX Maroc	ATW	59,45	7,71	0,000	0,02	5,96
	SID	0,01	0,11	0,001	0,03	0,08
	IAM	1,27	1,13	6,86	0,01	0,76
	CTM	0,002	0,04	0,001	0,03	0,03
	AKT	11,50	3,39	0,47	0,69	2,07
S&P 500 (USA)	MA	3,46	1,86	0,01	0,07	1,28
	V	161,51	12,71	0,003	0,06	11,04
	TSLA	1541,72	39,26	0,02	0,14	27,70
	PYPL	501,40	22,39	0,07	0,26	18,36
	MCD	9121,16	95,50	0,46	0,68	69,72

Source : Elaboration personnelle des auteurs.

Conclusion

La prédiction du marché boursier peut générer une perte ou un gain financier réel, il est donc pratiquement important d'améliorer la prédictibilité des modèles. Par conséquent, de nombreuses études ont tenté de modéliser et de prédire les séries chronologiques financières, en utilisant des compétences statistiques ou informatiques douces capables d'examiner le marché financier complexe et chaotique. Ces dernières années, les techniques d'apprentissage profond ont été activement appliquées, en raison de leurs excellents résultats dans divers problèmes de classification.

Dans cette étude, nous avons construit un modèle de prédiction du prix des actions basé sur un RNN utilisant des unités LSTM, qui est l'une des méthodologies typiques de l'apprentissage profond. Nous avons intégré GA et le réseau LSTM pour optimiser les paramètres LSTM. Dans cette étude, nous avons cherché à prédire Cinq actions des indices (MADEX et S&P 500) en utilisant deux modèles suivants (LSTM simple et LSTM optimisées par des AGs).

D'après les résultats obtenus, l'application d'un modèle LSTM (Long Short-Term Memory) optimisé par des Algorithmes Génétiques (AGs) a démontré une performance supérieure par rapport à un modèle LSTM Classique. Cette amélioration est quantifiée par un taux d'erreur plus bas, comme en témoigne un MSE (Mean Squared Error) réduit pour les cinq actions composant l'indice MADEX. Le modèle LSTM-AG affiche ainsi un MSE inférieur à celui du modèle LSTM Classique, indiquant une meilleure précision dans la prédiction des mouvements de ces actions. De même, pour l'indice S&P500, quatre actions parmi les cinq actions étudiées bénéficient d'une réduction de l'erreur grâce au modèle LSTM-AG, avec un MSE inférieur à celui observé avec le modèle LSTM Classique. Ces résultats soulignent l'efficacité des AG dans l'optimisation des modèles LSTM pour la prédiction des cours boursiers.

En outre, lorsqu'il s'agit de définir les paramètres de contrôle de l'AG, comme la population initiale, le nombre de génération, le taux de croisement et le taux de mutation, de nombreuses combinaisons appropriées peuvent être dérivées et améliorer les performances de la recherche.

Pour conclure, les résultats obtenus révèlent que le modèle LSTM amélioré grâce à l'intervention d'Algorithmes Génétiques (AGs) surpassait le modèle LSTM traditionnel en termes de précision et de fiabilité. Cela confirme l'efficacité des AG dans l'optimisation des modèles LSTM pour des applications telles que l'analyse de marché boursier.

Dans le cadre de nos prochains articles, nous devons travailler sur la comparaison entre les réseaux de neurones artificiels (ANN) simples et les ANN optimisés par des algorithmes génétiques (ANN-AG).

Liste des abréviations

- AKT : AKDITAL SA
- ANN : Réseaux de neurones artificiels AKT
- ANN : Réseaux de neurones artificiels
- AT : Analyse technique
- ATW : Attijariwafa bank
- CNN : Réseaux de neurones convolutifs
- CTM : Compagnie de Transports au Maroc
- GA-BPN : Genetic Algorithm - Back Propagation Network
- IAM : ITISSALAT AL-MAGHRIB
- LSTM : Long Short-Term Memory
- MA : MASTERCARD INCORPORATED
- MADEX : Moroccan Most Active Shares Index
- MAE : Mean Absolute Error
- MCD : MACDONAL'S CORPORATION
- MSE : Mean Squared Error
- MSLE : Mean Squared Logarithmic Error
- PYPL : PayPal Holdings
- RF : Random Forest
- RMSE : Root Mean Squared Error
- RMSLE : Root Mean Squared Logarithmic Error
- RNN : Réseaux de neurones récurrents
- RRR : Risk Return Ratio
- SID : Ste Nationale de Siderurgie
- S&P 500 : Standard & Poor's 500
- SVM : Support Vector Machines
- SVR : Régression par vecteur de support
- TSLA : Tesla
- V : VISA

BIBLIOGRAPHIE

- 1) Abdelhadi IFLEH (2023). « Contribution du Deep Learning à la Prédiction des Cours Boursiers à l'Aide de l'Utilisation des Indicateurs de l'Analyse Technique », pp 189-196.
- 2) ADIA ABDUL JAWAD et Dr.MHD BASSAM KURDY (2019). « Système de prédiction des cours boursiers en utilisant des reseaux de neuronaux et les algorithmes génétiques ». Journal de l'informatique théorique et appliquée 15th août 2019. Vol.97. No 15 pp 212-2014.
- 3) Ayşe Tuğba Dosdoğru.: Comparative study of hybrid artificial neural network methods un-der stationary and nonstationary data in stock market. Manage Decis Econ. 2019;1–12., (2019) DOI: 10.1002/mde.3016.
- 4) Baris Baykant Alagoz (2022). « Une programmation génétique avec optimisation évolutionnaire d'hyper-paramètres et son application à la prédiction des tendances boursières », <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1158075/>, pp233-236.
- 5) Bita Delnavaz (2014), Prédiction de l'indice des prix des actions en utilisant le réseau fuzzy-neuronal et les algorithmes génétiques. J. Appl. Sci. et Agric. 9(9) : 109-117, 2014.
- 6) Carlos Simões et Rui Neves (2016). « Utilisation du sentiment de Twitter optimisé par des algorithmes génétiques pour prédire le marché boursier », EEE 11th International Conference on (pp. 232-239).
- 7) Dasgupta, A., Deep Q Learning Applied to Stock Trading. All Graduate Theses and Dissertations. 7983. (2020).
- 8) Elham Khatibi et Abdolreza Rasouli (2011). « Une nouvelle méthode de prédiction des marchés boursiers basée sur un algorithme génétique et une machine à vecteurs de support (SVM-AG) », International Journal of the Physical Sciences Vol. 6(25), pp. 6091-6097.
- 9) Ganesh Bonde et Rasheed Khaled. (2016) « Prédiction des cours boursiers à l'aide d'algorithmes génétiques et de stratégies d'évolution » : Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 2012, 4, Pages 108-119.

- 10) Garnett Wilson et Wolfgang Banzhaf (2009). « Prédiction des cours boursiers inter journaliers à l'aide de la programmation génétique développementale et linéaire », Evo Workshops 2009, LNCS 5484, pp. 172-181, 2009.
- 11) Hyejung Chung et Kyung-shik Shin (2018). « Réseau de mémoire à long terme optimisé par algorithme génétique pour la prédiction des marchés boursiers ». <http://www.mdpi.com/journal/sustainability> Pages 151-153.
- 12) Ivo Pires (2018). « Une approche séquentielle dans la prévision de l'indice S&P500 : Combinaison de l'algorithme génétique et des forêts aléatoires ». The Journal of Finance, Pages 383-385.
- 13) Jeong, S.H. ; Lee, H.S. ; Nam, H. ; Oh, K.J. Using a Genetic Algorithm to Build a Volume Weighted Average Price Model in a Stock Market. Durabilité 2021, 13 <https://doi.org/10.3390/su13031011>.
- 14) Jiang, W. (2021). Applications of deep learning in stock market prediction: recent progress. Expert Syst. Appl., 184, 115537.
- 15) Kate Brown¹ et Richa Handa (2021). « Intégration d'un algorithme génétique avec un réseau neuronal artificiel pour la prévision des marchés boursiers ». Intégration d'un algorithme génétique avec un réseau neuronal », <https://doi.org/10.1007/s13198-021-01209-5>.
- 16) Kazuhiro Matsui et aruo Sato (2009). « Une comparaison des représentations du génotype pour acquérir une stratégie de trading boursier à l'aide d'algorithmes génétiques » Conférence internationale 2009 sur les systèmes adaptatifs et intelligents Pages 106-108.
- 17) Keiko Nagata et Kazuhiro Takeyasu (2012). « Une méthode hybride pour améliorer la précision des prévisions à l'aide d'un algorithme génétique et son application aux données sur les prix du marché boursier ». African Journal of Marketing Management Vol. 5(2), pp. 38-55, février, 2013.
- 18) Konrad Magnusson et Tim Olsson (2016). « Formation de réseaux neuronaux artificiels avec des algorithmes génétiques pour la prévision des stocks », pp13-16.
- 19) Kyoung-jae Kim (2003). « Financial time series forecasting using support vector machines, Neurocomputing », Volume 55, Issues 1-2 (September 2003), Pages 307-319.

- 20) M.Tawarish et K. Satyanarayana (2019). « Une revue de la prédiction des prix sur le marché boursier par différentes techniques dans le domaine de l'exploration de données et de l'algorithme génétique », <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2019/05812019>, pp77-79.
- 21) Moghar, A., & Hamiche, M. (2020). Stock Market Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network. ANT/EDI40.
- 22) Murali Krishna et Visakha Agarwal (2015). « Prédiction du marché boursier à l'aide d'un modèle neurogénétique ». Indian Journal of Science and Technology, Vol 8(35), DOI : 10.17485/ijst/2015/v8i35/71306, décembre 2015. pp. 194-196.
- 23) Nitasha Soni et Tapas Kumar (2016). « Prédiction des marchés financiers basée sur le cloud grâce aux algorithmes génétiques », Journal international des applications informatiques (0975 -8887).
- 24) Omar S. Soliman et Ahmed A. Toony (2014). « Hybride d'un système d'inférence neuro-flou et d'un algorithme génétique quantique pour la prédiction dans le marché boursier ». Issues in Business Management and Economics Vol.2 (6), pp. 094-102, juin 2014 pp. 533-534.
- 25) Phichhang Ou et Hengshan Wang (2011). « Modélisation et prédiction de la volatilité par une régression vectorielle de soutien hybride avec des algorithmes génétiques chaotiques », La revue arabe internationale des technologies de l'information, vol. 11, n° 3, pp206-209.
- 26) Phua PKH, Ming D, Lin W. Réseau neuronal avec algorithmes génétiques pour la prédiction des stocks. 5e conférence de l'Association of Asian-Pacific Operations Research Societies ; Singapour. 2000 Jul 5-7.
- 27) QiSen Cai et Defu Zhang (2013). « Un nouveau modèle de prévision des stocks basé sur des séries temporelles floues et un algorithme génétique », l'International Conference on Computational Science 2013 doi : 10.1016/j.procs. 2013.05.281.
- 28) Rafael Thomazi Gonzalez, Carlos Alberto Padilha et Dante Augusto Couto, " Ensemble system based on genetic algorithm for stock market forecasting ", Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2015, pp. 3102-3108.
- 29) S.Kopperundevi et .A.Iyemperuma (2014). « Prédiction du prix des actions d'une société pétrolière et gazière à l'aide d'un algorithme génétique modifié et d'une

approche de recuit simulé ». Journal australien des sciences fondamentales et appliquées, 8(9) : 375-382, 2014.

- 30)** Sina Ardabili et Shahab S. Band (2020). « Formation d'un perceptron multicouche à l'aide d'algorithmes génétiques et de l'optimisation des essaims de particules pour la modélisation de la prédiction de l'indice des prix des actions », <http://www.mdpi.com/journal/entropy> Entropie 2020, 22, 1239.
- 31)** Song, S. ; Singh, V.P. Analyse de la fréquence des sécheresses à l'aide de la copule de Plackett et estimation des paramètres par l'algorithme génétique. Stoch. Environ. Res. Risk Assess. 2010, 24, 783-805.
- 32)** Yusuf Perwej et Asif Perwej (2012). « Prédiction des rendements du marché de la Bourse de Bombay (BSE) à l'aide d'un réseau neuronal artificiel et d'un algorithme génétique », Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 2012, 4, 108-119. Pp285-287.