Revue du Contrôle de la Comptabilité et de l'Audit
ISSN: 2550-469X
Volume 9 : numéro 2

Analyse multivariée de l'indice MASI : Comparaison des approches LSTM et GRU

Multivariate Analysis of the MASI Index : Comparison of LSTM and GRU Approaches"

Hajar SELLAMI
Doctorante
Faculty of Economics and Management of kenitra
Ibn Tofail University, B.P 401 Kenitra
Economics andOrganizational Management
Morocco

Pr. Driss DAOUI
Enseignant chercheur
Faculty of Economics and Management of kenitra
Ibn Tofail University, B.P 401 Kenitra
Economics andOrganizational Management
Morocco
didich_d@yahoo.fr

Date de soumission : 21/05/2025

Date d'acceptation : 04/07/2025

Pour citer cet article :

SELLAMI H. & DAOUI D., (2025) « **Multivariate Analysis & Forecasting of the MASI Index : Comparison of LSTM and GRU Approaches** », Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit « Volume 9 : numéro 2 » pp : 319- 334.

Résumé

Le présent article explore, selon une perspective comparative, les performances prédictives de deux modèles d'apprentissage profond — LSTM (Long Short-Term Memory) et GRU (Gated Recurrent Unit). Notre recherche compare les performances en se basant sur les cours de clôture de l'indice MASI. Nous avons tenté de mobiliser des réseaux neuronaux récurrents sur ce type de séries temporelles financières pour tester des outils qui dépassent les limites des modèles classiques tels que les modèles autorégressifs, face aux défis des dynamiques non linéaires et à long terme. Sur la base d'une revue de littérature, deux configurations similaires de LSTM et GRU ont été testées sur des données historiques de 2020 à 2024. Les indices MAE et R^2 ont été adoptés pour évaluer les performances prédictives des deux modèles. Les résultats montrent que le modèle LSTM offre une meilleure précision prédictive (MAE ≈ 1,6 %, R^2 ≈ 0,95) que le GRU (MAE ≈ 2,2 %, R^2 ≈ 0,92), bien que ce dernier soit plus rapide à entraîner. Notre comparaison plaide en faveur d'un choix éclairé entre les deux modèles, en tenant compte des contraintes techniques et temporelles de calcul, sans oublier le contexte d'application. L'ajout de variables exogènes, l'intégration de mécanismes d'attention ou encore la conception des modèles hybrides plus complexes sont les principales perspectives futures envisagées.

Mots-clés : Apprentissage profond, Réseaux de neurones récurrents, LSTM (Long Short-Term Memory), GRU (Gated Recurrent Unit), Indice MASI, Architecture hybride

Abstract

This article adopts a comparative approach to examine the predictive performance of two deep learning models: Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU). The study assesses these models using the closing prices of the MASI index, aiming to leverage recurrent neural networks (RNNs) to address the limitations of classical models—such as autoregressive techniques—when confronted with the nonlinear and long-range dependencies typical of financial time series. Grounded in a thorough literature review, two comparable architectures of LSTM and GRU were implemented and evaluated using historical data from 2020 to 2024. Model performance was measured using the Mean Absolute Error (MAE) and the coefficient of determination (R^2). The findings indicate that the LSTM model delivers higher predictive accuracy (MAE ≈ 1.6%, R^2 ≈ 0.95) than the GRU model (MAE ≈ 2.2%, R^2 ≈ 0.92), although the latter benefits from faster training times. This comparative analysis underscores the importance of making an informed choice between the two models, based on computational efficiency, training time, and the specific application context. Future research directions include the incorporation of exogenous variables, the integration of attention mechanisms, and the development of more advanced hybrid architectures.

Keywords : Deep learning, Recurrent neural networks, LSTM (Long Short-Term Memory), GRU (Gated Recurrent Unit), Stock price prediction, MASI index, Hybrid architecture, Predictive accuracy

Introduction

Afin de capturer des complexités auparavant ignorées par des modèles classiques, l'adoption du Machine Learning et du Deep Learning se présente comme une solution robuste. Une telle avancée a même rendu possible d'incorporer les caractéristiques de divers algorithmes dans un seul modèle. En effet, la prédiction des séries chronologiques des indices boursiers, longtemps considérée comme étant hasardeuse et complexe, se trouve face à un tournant historique. Une telle tâche se trouve aujourd'hui abordée à travers des instruments à la fois sophistiqués en termes statistiques et informatiques. En effet, face à la dynamique souvent non-linéaire et complexe des séries chronologiques de marchés financiers, les approches classiques, telles que la famille des modèles ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), la tâche de la prédiction souffre de plus en plus de « l'imprécision » et voit donc leurs performances se limiter. Sans oublier la condition de la stationnarité des données. Les approches classiques souffrent aussi pour capter les dépendances à long terme, une dimension cruciale pour une prévision financière précise et réaliste.

Ainsi, pour capter la dimension non linéaire des relations et pour s'adapter aux environnements de données dynamiques, le domaine de la finance quantitative se voit doté de deux catégories de modèles. Il s'agit bien du « Machine Learning » et du « Deep Learning ». Etant plus adaptés pour capter la dynamique qui caractérise les séries chronologiques, notamment celles des marchés financiers, les modèles du « Machine Learning » et ceux du « Deep Learning » ont favorisé l'amélioration de la précision des prédictions, tout en révélant des structures cachées dans les données. Dans ce cadre, il importe de souligner qu'il s'agit d'une évolution méthodologique portée par la disponibilité croissante de données. Classiquement utilisées pour entraîner des modèles tels que les arbres de décision, les forêts aléatoires (Random Forest), ou encore les méthodes à base de gradient boosting, le nouveau cadre d'analyse des séries chronologiques a favorisé l'émergence d'un ensemble d'outils prédictifs de plus en plus robustes. En effet, composés de réseaux neuronaux multicouches, les modèles de Deep Learning, tels que les (Recurrent Neural Networks), le LSTM (Long Short-Term Memory) et le GRU (Gated Recurrent Units), ont été développés pour modéliser les séquences temporelles avec plus de finesse.

Bien que théoriquement adaptés aux données séquentielles, Les RNN souffrent du problème du gradient qui risque de disparaître ou d'éclater lors de l'entraînement. Ayant été largement documentée, une telle limite était à l'origine du développement d'autres modèles tels que le LSTM. L'architecture interne de ce modèle se voit doter des « cellules de mémoire » et des

« portes d'entrée/sortie » permettant ainsi de conserver l'information pertinente sur de longues périodes. Appliqués à la prédiction des indices boursiers, le LSTM a démontré une capacité supérieure à mémoriser les corrélations à long terme, tout en conservant une bonne capacité de généralisation (Fischer & Krauss, 2018). Et toujours dans le cadre de la prédiction boursière, l'usage ces catégories de modèles a été étendu à la modélisation de séries complexes, multivariées parfois, et les résultats obtenus encore une fois surpassent ceux des modèles traditionnels.

Il est donc évident que le domaine de l'apprentissage automatique a connu un essor croissant et multidimensionnel. D'où la difficulté de couvrir de manière exhaustive l'ensemble de ses dimensions. C'est pourquoi notre focus dans ce papier est d'étudier une comparaison entre le modèle GRU et le modèle LSTM pour la prévision de l'indice MASI. Et cela dans une perspective d'évaluation des performances des deux modèles sur les données du marché boursier marocain.

Ceci dans le cadre de la problématique suivante : « **dans la quête d'un outil efficace d'aide à la décision d'investissement, et en se basant de données historiques de l'indice MASI, laquelle des configurations des modèle LSTM et du GRU serait bien calibrée pour prédire efficacement les cours de l'indice étudié ?** »

Ainsi, une démarche empirique structurée en plusieurs étapes est adoptée pour aborder une telle problématique. En effet, après le prétraitement et la normalisation des données historiques de l'indice MASI, deux architectures de réseaux neuronaux -LSTM et GRU- ont été construites de manière symétrique afin de permettre une comparaison équitable. Les performances des deux modèles ont été évaluées à l'aide des indicateurs MAE et R^2, tout en contrôlant les effets du surapprentissage via des mécanismes de régularisation.

A la lumière de cette perspectives méthologique, le présent article sera organisé comme suit : la première section relatera les travaux connexes, la seconde section sera dédiée à la méthodologie et les détails expérimentaux et la troisième section traitera les résultats et les conclusions de cette recherche.

1. Le « LSTM » versus « GRU » dans la littérature

Les modèles basés sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et ceux basés sur les réseaux de neurones à mémoire à long terme (LSTM) se sont particulièrement distingués en matière de prédiction des dynamiques qui caractérisent les marchés financiers. Ils ont fait l'objet d'un large usage par les chercheurs afin de pouvoir capturer les dynamiques et la complexité des séries temporelles financières. Les résultats de telles recherches plaident en faveur de l'efficacité de

ces modèles d'apprentissage profond, en particulier des architectures hybrides. La combinaison de différentes architectures permet de tirer parti des forces de chaque modèle, offrant ainsi des prédictions plus précises et robustes. Le tableau suivant illustre bien ces propos :

Tableau N°1 : le modèles LSTM & GRU dans la littérature

Auteurs	**Données**	**Modèle**	**Résultats**	**Performances**
Sayavong et al., 2019	BLL, CAPLL, BTT	**CNN**	Direction of Trend	Accuracy
Guo et al., 2021	Bitcoin	**MRC-LSTM**	Prix	MAE, RMSE, MAPE
Lanbouri & Achchab, 2020	S&P500	~~**LSTM**~~	Prix	~~RMSE~~
Eapen et al., 2019	S&P500	**CNN-BiLSTM**	Direction	Mean
Ding & Qin, 2020	PetroChina and ZTE	**LSTM+DRNN**	Direction of trend	MAE
Lai et al., 2019	STOXX	**LSTM**	Prix	MAPE, RMSE
Li et al., 2018	CSI-300	**MI-LSTM**	Prix	MSE
Liang et al., 2019	S&P500	**LSTM**	Prix	Loss
Jing et al., 2021	SSE	**LSTM+CNN**	Prix	MAPE
Chen et al., 2021	CSI 300	**CNN-BiLSTM-ECA**	Prix	RMSE, MAE
Nino et al., 2019	Colombian Stock Market	**CNN**	Direction	Accuracy
Parmar et al., 2018	Yahoo Finance -	**Regression and LSTM**	Prix	MSE
Yang et al., 2018	SPY	**MICNN**	Trend	Accuracy
S. Chen & Ge, 2019	HKEX	**LSTM/AttLSTM**	Prix	Accuracy
Shin et al., 2019	KOSPI	**CNN-LSTM**	Direction	Returns
Wang et al., 2020	CSI-300	**LSTM**	Direction of trend	Accuracy
Sirignano & Cont, 2019	NASDAQ	**LSTM**	Direction of trend	Accuracy
Hoseinzade et al., 2019	S&P500	**U-CNN, 2-D CNN**	Direction	Accuracy

Source : auteur

Pour explorer et modéliser le comportement des marchés, la prise en compte des dépendances temporelles est un élément clé de chaque recherche. En effet, par rapport aux autres algorithmes du ML et du DL, LSTM et GRU, comme variantes de réseaux neuronaux récurrents offrent cet avantage pour tenir compte de ces valeurs passées des actions.

En se focalisant sur l'idée de la comparaison entre les modèles, on peut constater que ces aspects ont été souligné dans des travaux récents comme ceux de Karmiani et al., (2019). Ainsi, réalisée sur plusieurs marchés, les résultats de cette dernière recherche, plaident en faveur du LSTM en le comparant à la SVR par exemple. A souligner que dans ce cadre, l'architecture du modèle pourrait dépendre du marché. Ceci on le trouve aussi chez Jiang & al. (2019) qui l'ont démontré sur le marchés américain, le marché chinois, et aussi celui de l'europe; le LSTM est plus perforant sur les marchés européen et américain par rapport au marché chinois.

Par ailleurs, et pour étudier les données du NIFTY 50 sur la période de 2011 à 2016, Roondiwala, Patel, & Varma, (2017) ont utilisé le modèle LSTM. Les auteurs ont utilisé des données fondamentales (ouverture, clôture, plus bas, plus haut) pour prédire le prix de clôture. Dans cette recherche les auteurs ont intégré les indicateurs macroéconomiques. Toujours pour prédire les rendements boursiers, mais cette fois pour le marché chinois, Chen, Zhou, & Dai, (2015) ont utilisé aussi le modèle LSTM sur des données historiques. Par rapport à la méthode de prédiction aléatoire, les résultats de cette recherche soulignent que le modèle utilisé avait amélioré la précision de 14,3 % à 27,2 %. Bao, Yue, & Rao, (2017) ont aussi utilisé le LSTM pour prédire le prix de clôture des indices boursiers de S&P 500. Le score R de ce modèle LSTM était inférieur à 88 %.

Pour prédire le prix de S&P 500, de DJIA, de Nikkei 225, de l'indice Hang Seng, le CSI 300 et e l'indice ChiNext, Yu & Yan, (2019) ont combiné le modèle LSTM, le modèle du Perceptron multicouche, celui du régressseur à vecteurs de support (SVR) et celui d'ARIMA. Particulièrement, pour les données du S&P 500, Leurs résultats affirment que le modèle LSTM surperformait les autres modèles. Toujours avec les données de S&P 500 entre 1992 à 2015, Fischer & Krauss, (2018) ont, à leur tour, utilisé le modèle LSTM. Et leurs resultats plaident en faveurs du LSTM qui surpasse, même, les forêts aléatoires, les réseaux profonds standards et la régression logistique. Dans la même ligne de réflexion, pour étudier les données historiques du S&P 500, du Dow Jones Industrial Average (DJIA), le modèle LSTM est utilisé avec attention, par Qiu, Wang, & Zhou, (2020), pour prédire le prix d'ouverture à partir des seules données fondamentales du marché. Et pour un objectif de prédire le prix des actions dans les 1, 5 et 10 minutes suivantes, en utilisant les données de trading du S&P 500, Lanbouri & Achchab, (2020) ont utilisé le modèle LSTM.

S'agissant des études comparatives entre marchés très développés, marchés moins développés et marchés émergents, Gao, Zhang et Yang, (2020) ont alors comparé le Perceptron multicouche, le LSTM, le réseau de neurones convolutifs, et le modèle à attention sur les

données des indices S&P 500, CSI 300 et Nikkei 225. Leurs résultats plaident en faveur du modèle à attention. Ce dernier, selon eux, affiche des performances légèrement meilleures. Quant aux variables utilisées, en plus du prix d'ouverture, celui de clôture, du volume d'échange, de la convergence-divergence des moyennes mobiles (MACD), de la véritable amplitude moyenne (ATR), les auteurs ont fait de recours à l'indice de volatilité et au taux de change. Ces derniers qui pourraient, selon eux, améliorer les performances du modèle à attention.

Et bien qu'il soit moins efficace sur de petits jeux de données, comme le soulignent Sheth & Shah, (2023), le modèle LSTM a été largement utilisé et même hybridé dans le cadre de la prédiction des séries chronologiques non stationnaires et non linéaires (Ali & al., 2023). Et pour faire face à un tel inconvénient, il ressort des résultats de Fang & al. (2023) que la performance de ce modèle après « hybridation » favorise sa généralisation à différents jeux de données. En effet, avec ce modèle LSTM, pour prévoir les tendances des séries financières du China Securities Index 300, du S&P 500, et du Shanghai Stock Exchange 180; les auteurs ont adoptés une architecture hybride contenant une couche de normalisation par lot[1], une couche de régularisation[2], et un classificateur binaire.

Dans la quête des performances explicitement supérieures que les modèles traditionnels, des combinaisons similaires ont été réalisées (Song et Choi, 2023). En effet, on peut citer la combinaison réalisée par Zhao & al. (2023) : LSTM_AdaBoost _KNN. une meilleure prédictibilité des prix avec une hybridation LSTM-GRU a été par ailleurs démontrée dans les apports de Hossain & al. (2018). Dans cette même ligne de réflexion, et sur les données du marché KOSPII, une combinaison entre AdaBoost-GRU a été réalisée par Busari, G. A., Kwak, N. W., & Lim, D. H. (2021) pour surpasser les performances du LSTM ou du GRU pris séparément.

En parallèle avec le modèle LSTM, le GRU a été largement sollicité pour les tâche de la prédiction boursière (Qi et al., 2023). Etant une forme de modèles d'apprentissage profond utilisé pour les séries de données, le GRU (Gated Recurrent Unit) se présente comme une alternative qui vise à réduire la complexité des unités LSTM. C'est une excellente alternative qui possède moins de paramètres à entraîner que le LSTM. C'est un modèle qui tire son avantage des mécanismes de contrôle du flux d'information. Un tel flux est principalement assuré par deux portes : la (Reset Gate) et l'(Update Gate) (Yang & Guo, 2021). La première

[1] Il s'agit du « batch normalization »
[2] Il s'agit du « dropout »

porte dite de réinitialisation consiste à déterminer la manière de combiner les nouvelles entrées avec les informations passées. La seconde dite de mise à jour se fixe pour objectif de contrôler la quantité d'informations passées à conserver lors de la lecture de la séquence. Du point de vue structure de modèle, Le GRU exige moins de paramètres que le LSTM ; ce qui le rend moins complexe : au moment où le LSTM dispose de trois portes (Entrée, Sortie et Oubli) ; le GRU n'en exige que deux (Réinitialisation et Mise à jour). Chez le GRU, la dernière porte remplit un rôle similaire aux portes d'entrée et d'oubli du LSTM.

La littérature abordée dans le cadre de ce travail de recherche plaide en faveur de l'idée que les deux modèles étudiés (LSTM et GRU) affichent des performants significatives sur des séries temporelles financières. Seulement ces performances varient en fonction des paramètres du contexte. Et pour capter les effets des événements exogènes imprévus et/ou à des changements structurels sur ce type de marchés, la quête des modèles adaptatives et en même temps robustes se présente comme une première nécessité pour les chercheurs et les décideurs à la fois. Les caractéristiques des données et les paramétrages des modèles utilisés demeurent les deux leviers décisifs en la matière. La section suivante sera, ainsi, axée sur les caractéristiques de l'expérimentation ciblée sur les données du marché marocain.

2. Données et méthodologie de comparaison

Dans notre recherche nous avons étudié les données les cours boursiers de l'indice de MASI. Et ce pour la période qui s'étend du **1er janvier 2020 au 30 décembre 2024**. L'analyse a été réalisée à l'aide de deux méthodes : **GRU et LSTM.** L'objectif est de comparer les performances des deux modèles d'apprentissage profond. Seulement, pour une comparaison fiable, il est important de la fonder sur des métriques bien fondés et référencés.

Il existe un ensemble d'indicateur de mesure de la performance des modèles de « Machine-Learning ». les plus utilisés d'entre eux sont : le MeanAbsolute Error (MAE) ; Mean Squared Error (MSE) ; le Root Mean Squared Error (RMSE) ; le MeanAbsolute Percentage Error (MAPE) ; et le Mean absolute relative error (MARE).

Le premier indicateur (MAE) calcule la performance du modèle en se référant à la moyenne des différences absolues entre les valeurs réelles et les valeurs pré dites. Le MAE peut avoir des valeurs au sein de l'intervalle $(0,+\infty($. Une meilleure capacité de prédiction du modèle est conjuguée à une valeur de MAE basse.

Le second indicateur (MSE) fait recours à la moyenne des différences au carré entre les valeurs réelles et prédites pour mesurer les performances d'un modèle. Comme son précédent, Les

valeurs de MSE appartiennent à l'intervalle (0,+∞(. et Une valeur proche de 0 est conjuguée à une performance élevée du modèle. Et les prédictions sont alors plus proches des valeurs réelles. Le troisième indicateur (RMSE) n'est autre que la moyenne quadra tique de différences entre les valeurs prédites et les valeurs observées. Il est qualifié de mesure de précision utilisée pour comparer les erreurs de prévision de différents modèles appliqués à un ensemble donné de données. Comme ses antécédents, meilleures performances du modèle est conjuguée à une valeur plus basse de cet indicateur.

Le quatrième indicateur (MAPE) correspond au calcul de la moyenne des erreurs de pourcentage absolues entre les valeurs pré dites et les valeurs réelles. Avec une valeur qui oscille entre (0,+∞(, il s'agit d'un indicateur largement utilisé. Seulement, il souffre de l'influence des valeurs nulles ou proches de zéro. son interprétation doit donc se faire avec prudence en présence d'autres métriques d'erreur le cas échéant. Et comme ses antécédents, quand le MAPE affiche une valeur plus faible, cela indique une meilleure précision du modèle. Dans cette recherche nous avons adopté les modèles résumés dans les tableaux suivants :

Tableau N°2 : un tableau récapitulatif du modèle LSTM testé dans cette recherche

Étape	**Description**
Données utilisées	Série temporelle des cours de clôture de l'indice MASI (fichier CSV).
Prétraitement	- Renommage des colonnes - Conversion des dates - Tri chronologique
Découpage	- 60% entraînement - 20% test - 20% validation
Normalisation	MinMaxScaler sur la colonne "close"
Transformation	Séquences temporelles avec fenêtre glissante de taille 120
Architecture LSTM	- LSTM(64 unités, return_sequences=True) - Dropout(0.2) - LSTM(32 unités) - Dense(1)
Compilation	Optimiseur : Adam Fonction de perte : MSE Métrique : MAE et R^2
Entraînement	Avec *EarlyStopping* (arrêt si la validation n'améliore plus la performance)
Objectif	Prédire les valeurs futures de l'indice MASI à partir des séquences historiques

Source : auteur

Tableau N°3 : un tableau récapitulatif du modèle GRU testé dans cette recherche

Étape	Description
Données utilisées	Série temporelle des cours de clôture de l'indice MASI (fichier CSV)
Prétraitement	- Conversion de la date en format datetime - Tri par date - Sélection de la colonne close
Normalisation	MinMaxScaler sur la colonne "close"
Fenêtrage (séquences)	Création de séquences de 120 jours pour prédire le jour suivant
Division des données	- 60% entraînement - 20% test - 20% validation
Architecture GRU	- GRU (64 unités, return_sequences=True) - Dropout(0.2) - GRU (32 unités) - Dense(1 sortie)
Compilation	Optimiseur : Adam Perte : Mean Squared Error (MSE) Métrique : Mean Absolute Error (MAE)
Entraînement	- 100 époques max - Batch size = 32 - EarlyStopping activé (patience = 10)
Évaluation	MAE sur l'ensemble de test et R^2

Source : auteur

Au sein de la section suivante les résultats obtenus et leur interprétation seront relatés à la lumière de la compilation de nos deux modèles dont les étapes de préparation des données et leurs structures sont alors décrites.

3. Résultats

La mise en œuvre du modèle LSTM dans cette recherche, qui vise à la prédiction des cours de l'indice MASI, s'est basée sur les données quotidiennes de l'indice sur la période allant du1er Mars 2020 au 27 décembre 2024. La variable dépendante est le cours de l'indice à la clôture. Quant aux variables indépendantes, nous avons opté pour les cours à la clôture retardés d'une journée ; retardé de trois jours et celui de la moyenne des cinq derniers jours.

Comme prétraitements des données, après conversions requises « ex convertir la colonne date en format 'datetime' » nous avons normalisé les prix de clôture avec MinMaxScaler et nous avons généré des séquences temporelles (fenêtres de 120[3] jours). L'Architecture du modèle

[3] A souligner qu'une analyse de sensibilité plus approfondie, incluant des fenêtres de 60, 90 et 150 jours était réalisée sans pour autant obtenir des différences significatives en termes de performance. C'est pour cela nous nous sommes focalisés sur la fenêtre de 120 jours.

affiche, pour notre LSTM, les caractéristiques suivantes : 4 couches LSTM avec tailles : 50, 60, 80, 120 neurones ; une Fonction d'activation « ReLU » ; des Couches de dropout entre chaque couche (taux optimal : 0.2) ; des Couche de sortie dense (1 neurone) ; une Fonction de perte : « MSE » ; et un Optimiseur « Adam ». Concernant les optimisations des hyperparamètres, deux d'entre eux ont été testés et optimisés : il s'agit bien du Taux de dropout : « 0.2, 0.5, 0.8 ». Pour notre recherche, le taux de 0.2 s'est avéré le meilleur compromis entre surapprentissage et sous-apprentissage. Également, et pour le Taux d'apprentissage : « 0.0005 à 5.0 », le taux de 0.001 a permis une convergence stable et efficace. Notre LSTM a été entraîné sur 60 époques. Le modèle choisi correspond à la meilleure performance en termes de MAE sur l'ensemble de validation. L'évaluation des performances de ce modèle LSTM affiche un MAE avoisinant le 1.6 % ; avec un R^2 d'environ 0.95. Les courbes de perte et d'erreur absolue moyenne confirment une bonne convergence. Et il importe de souligner que pour une comparaison avec les données réelles, nos prédictions ont été dénormalisées.

Pour les mêmes prétraitements et avec les mêmes fenêtres temporelles, pour l'entraiment du modèle GRU, nous avons procédé à un découpage des données en consacrant 60% d'entre elles pour Entraînement ; 20% pour le Test, et 20% pour la Validation. L'Architecture de ce Modèle « GRU » est principalement basée sur une fonction d'activation ; un Taux de dropout de « 0.2 » ; un Optimiseur « Adam » et une fonction de perte « MeanSquaredError ». L'Entraînement du modèle « GRU » a été réalisé sur 80 époques ; avec une utilisation d'un ModelCheckpoint pour sauvegarder le modèle avec la meilleure performance sur l'ensemble de validation.

L'évaluation des performances de ce modèle « GRU » affiche un MAE avoisinant le 2.2 % ; avec un R^2 d'environ 0.92. des performance proches à celle du LSTM, mais sur un temps largement inférieur par rapport à ce dernier.

Conclusion

Dans la perspective de la prédiction des cours de clôture de l'indice MASI, en se basant sur des séries temporelles historiques, la présente recherche s'est focalisée sur une finalité de comparaison des performances de deux modèles (LSTM :Long Short-Term Memory) et GRU : Gated Recurrent Unit). Comme résultats, les deux modèles ont été configurés avec des architectures similaires, comme l'indique le tableau suivant :

Tableau N°4 : synthèse de la comparaison des modèles de cette recherche

Critère	Modèle LSTM	Modèle GRU
Données utilisées	Série temporelle des cours de clôture de l'indice MASI (fichier CSV)	Série temporelle des cours de clôture de l'indice MASI (fichier CSV)
Type de RNN	LSTM (Long Short-Term Memory)	GRU (Gated Recurrent Unit)
Architecture	LSTM(64, return_sequences=True) → Dropout(0.2) → LSTM(32) → Dense(1)	GRU(64, return_sequences=True) → Dropout(0.2) → GRU(32) → Dense(1)
Nombre de couches	2 couches LSTM + 1 couche Dense	2 couches GRU + 1 couche Dense
Séquence d'entrée	120 jours de cours de clôture	120 jours de cours de clôture
Fonction de perte	Mean Squared Error (MSE)	Mean Squared Error (MSE)
Optimiseur	Adam	Adam
Métrique utilisée	Mean Absolute Error (MAE) R^2	Mean Absolute Error (MAE) R^2
Régularisation	Dropout(0.2)	Dropout(0.2)
Critère d'arrêt	EarlyStopping (patience = 10)	EarlyStopping (patience = 10)
Temps d'entraînement	Un peu plus long (plus de paramètres internes)	En général plus rapide (moins de paramètres que LSTM)
Performance attendue	Légèrement meilleure sur séquences longues et complexes	Comparable, parfois meilleur sur petits ensembles ou données moins bruitées

Source : auteur

Evaluées à base de l'erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de détermination (R^2), les résultats des deux configurations affichent conjointement des performances satisfaisantes en termes de précision prédictive. Seulement, il importe de souligner une supériorité légèrement significative quant aux performances prédictives du modèle LSTM. Et c'est d'ailleurs cette capacité de capturer les dépendances temporelles étendues et complexes qui est à l'origine de sa popularité. Le modèle GRU gagne toutefois en simplicité et en rapidité à entraîner. Ceci plaide en faveur du choix entre le LSTM et le GRU compte tenu des contraintes computationnelles et du temps d'entraînement, d'une part ; et du contexte d'application, d'autre part.

Pour le chercheur, comme pour le décideur, et bien que plus coûteux en calcul, le LSTM demeure selon nos résultats un choix pertinent pour ce type des séries financières où la principale caractéristique est l'omniprésence des dynamiques temporelles complexes. Et si, en

présence de ces contraintes techniques, le GRU se présente comme une alternative efficace, une perspective d'intégration de deux modèles en une architecture hybride.

Limites de cette configuration du modèle LSTM ne peut échapper à la sensibilité à la fenêtre temporelle choisie (120 jours). Et comme perspectives d'améliorations, il est envisageable, dans des recherches futures l'ajout des variables exogènes (variables qualitatives, indicateurs macroéconomiques…etc ; l'ajout probable d'un module bidirectionnel (Bidirectional LSTM), de mécanismes d'attention. Pour affiner les prédictions, il importe de souligner que, selon le contexte, des pistes d'amélioration seraient possibles, notamment en testant des architectures plus complexes ou en enrichissant les données d'entrée.

BIBLIOGRAPHIE

- Ali, M., Khan, D. M., Alshanbari, H. M., & El-Bagoury, A. A. A. H. (2023). Prediction of complex stock market data using an improved hybrid emd-lstm model. *Applied Sciences*, *13*(3), 1429.
- Bao, W., Yue, J., & Rao, Y. (2017). A Deep Learning Framework for Financial Time Series Using LSTM. *Neurocomputing*, *299*, 18-27.
- Busari, G. A., Kwak, N. W., & Lim, D. H. (2021). An application of AdaBoost-GRU ensemble model to economic time series prediction. *Indian Journal of Science and Technology*, *14*(31), 2557-2566.
- Chen, K., Zhou, Y., & Dai, F. (2015, October). A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of China stock market. In *2015 IEEE international conference on big data (big data)* (pp. 2823-2824). IEEE.
- Chen, S., & Ge, L. (2019). Exploring the attention mechanism in LSTM-based Hong Kong stock price movement prediction. *Quantitative Finance*, *19*(9), 1507-1515.
- Chen, Y., Fang, R., Liang, T., Sha, Z., Li, S., Yi, Y., ... & Song, H. (2021). Stock Price Forecast Based on CNN-BiLSTM-ECA Model. *Scientific Programming*, *2021*(1), 2446543.
- Ding, G., & Qin, L. (2020). Study on the prediction of stock price based on the associated network model of LSTM. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, *11*(6), 1307-1317.
- Eapen, J., Bein, D., & Verma, A. (2019, January). Novel deep learning model with CNN and bi-directional LSTM for improved stock market index prediction. In *2019 IEEE 9th annual computing and communication workshop and conference (CCWC)* (pp. 0264-0270). IEEE.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European journal of operational research*, *270*(2), 654-669.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European journal of operational research*, *270*(2), 654-669.
- Gao, P., Zhang, R., & Yang, X. (2020). The application of stock index price prediction with neural network. *Mathematical and Computational Applications*, *25*(3), 53.
- Hoseinzade, E., & Haratizadeh, S. (2019). CNNpred: CNN-based stock market prediction using a diverse set of variables. *Expert Systems with Applications*, *129*, 273-285.
- Hoseinzade, E., Haratizadeh, S., & Khoeini, A. (2019). U-cnnpred: A universal cnn-based predictor for stock markets. *arXiv preprint arXiv:1911.12540*.
- Jiang, Z. Q., Xie, W. J., Zhou, W. X., & Sornette, D. (2019). Multifractal analysis of financial markets: A review. *Reports on Progress in Physics*, *82*(12), 125901.
- Jing, N., Wu, Z., & Wang, H. (2021). A hybrid model integrating deep learning with investor sentiment analysis for stock price prediction. *Expert Systems with Applications*, *178*, 115019.
- Karmiani, D., Kazi, R., Nambisan, A., Shah, A., & Kamble, V. (2019, February). Comparison of predictive algorithms: backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter

for stock market. In *2019 amity international conference on artificial intelligence (AICAI)* (pp. 228-234). IEEE.

- Lai, C. Y., Chen, R. C., & Caraka, R. E. (2019, July). Prediction stock price based on different index factors using LSTM. In *2019 International conference on machine learning and cybernetics (ICMLC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Lanbouri, Z., & Achchab, S. (2020). Stock market prediction on high frequency data using long-short term memory. *Procedia Computer Science*, *175*, 603-608.
- Li, Y. S., Li, A. H., & Liu, Z. D. (2018). Two Ways of Calculating VaR in Risk Management——An Empirical Study Based on CSI 300 Index. *Procedia computer science*, *139*, 432-439.
- Liang, X., Ge, Z., Sun, L., He, M., & Chen, H. (2019). LSTM with wavelet transform based data preprocessing for stock price prediction. *Mathematical Problems in Engineering*, *2019*(1), 1340174.
- Niño Peña, J. H. (2018). *Deep learning neural networks based algorithmic trading strategy for colombian financial market using tick by tick and order book data* (Doctoral dissertation).
- Parmar, I., Agarwal, N., Saxena, S., Arora, R., Gupta, S., Dhiman, H., & Chouhan, L. (2018, December). Stock market prediction using machine learning. In *2018 first international conference on secure cyber computing and communication (ICSCCC)* (pp. 574-576). IEEE.
- Qi, C., Ren, J., & Su, J. (2023). GRU neural network based on CEEMDAN–wavelet for stock price prediction. *Applied Sciences*, *13*(12), 7104.
- Qiu, J., Wang, B., & Zhou, C. (2020). Forecasting stock prices with long-short term memory neural network based on attention mechanism. *PloS one*, *15*(1), e0227222.
- Roondiwala, M., Patel, H., & Varma, S. (2017). Predicting stock prices using LSTM. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, *6*(4), 1754-1756.
- Sayavong, L., Wu, Z., & Chalita, S. (2019, September). Research on stock price prediction method based on convolutional neural network. In *2019 international conference on virtual reality and intelligent systems (ICVRIS)* (pp. 173-176). IEEE. Guo, H., Zhang, D., Liu, S., Wang, L., & Ding, Y. (2021). Bitcoin price forecasting: A perspective of underlying blockchain transactions. *Decision Support Systems*, *151*, 113650.
- Sheth, D., & Shah, M. (2023). Predicting stock market using machine learning: best and accurate way to know future stock prices. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, *14*(1), 1-18.
- Shin, H. G., Ra, I., & Choi, Y. H. (2019, October). A deep multimodal reinforcement learning system combined with CNN and LSTM for stock trading. In *2019 International conference on information and communication technology convergence (ICTC)* (pp. 7-11). IEEE.
- Sirignano, J., & Cont, R. (2021). Universal features of price formation in financial markets: perspectives from deep learning. In *Machine learning and AI in finance* (pp. 5-15). Routledge.
- Song, H., & Choi, H. (2023). Forecasting stock market indices using the recurrent neural network based hybrid models: CNN-LSTM, GRU-CNN, and ensemble models. *Applied Sciences*, *13*(7), 4644.

- Wang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Zhang, Q. (2022). Stock market index prediction using deep Transformer model. *Expert Systems with Applications*, *208*, 118128.
- Yang, Z., Hao, K., Cai, X., Chen, L., & Ren, L. (2019, May). Prediction of stock trading signal based on multi-indicator channel convolutional neural networks. In *2019 IEEE 8th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)* (pp. 912-917). IEEE.
- Zhao, H., Li, X., Xu, J., Fu, X., & Chen, J. (2023, June). Financial time series data prediction by combination model adaboost-knn-lstm. In *2023 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1-8). IEEE.