

Analyse comparative entre les modèles ARIMA et les réseaux neuronaux artificiels pour la prédiction des prix des actions

Comparative analysis between ARIMA models and artificial neural networks for stock price prediction

MAHBOUB Sabah

Doctorante

Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales Ain Sebaa

Université Université Hassan II

MAEGE

Maroc

mahboubssabah97@gmail.com

GUERBAZ Raby

Enseignant Chercheur

Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales Ain Sebaa

Université Université Hassan II

MAEGE

Maroc

rguerbaz@gmail.com

Date de soumission : 20/02/2024

Date d'acceptation : 03/05/2024

Pour citer cet article :

MAHBOUB. S. & GUERBAZ. R. (2024) « Analyse comparative entre les modèles ARIMA et les réseaux neuronaux artificiels pour la prédiction des prix des actions », Revue Internationale du chercheur « Volume 5 : Numéro 2 » pp : 1-14

Résumé

Cet article entreprend une analyse comparative des performances de deux approches de modélisation, à savoir les modèles ARIMA (Moyenne Mobile Intégrée Auto-Régressive) et les Réseaux Neuronaux Artificiels (ANN), dans le contexte de la prédiction des cours boursiers. En utilisant les données historiques quotidiennes des actions de Dell Incorporated sur une période s'étalant d'août 2016 à janvier 2024, l'étude s'attache à déterminer lequel de ces deux modèles offre une précision supérieure dans les prévisions des mouvements boursiers. Pour ce faire, la méthodologie adoptée implique le développement des modèles ARIMA à l'aide du logiciel EViews, tandis que les modèles ANN sont mis en œuvre grâce à Python, en utilisant soit TensorFlow soit PyTorch. Les résultats obtenus sont présentés de manière détaillée à travers divers graphiques et tableaux, permettant ainsi d'éclairer les débats contradictoires persistants quant à l'efficacité relative de ces deux approches en matière de prédiction des fluctuations boursières. La comparaison exhaustive des performances de ces modèles contribue à une meilleure compréhension des avantages et des limitations de chaque méthode.

Mots-clés : ARIMA; Réseaux Neuronaux Artificiels; Prédiction boursière; Série temporelle; Performance des modèles.

Abstract

This article undertakes a comparative analysis of the performance of two modeling approaches, namely Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models and Artificial Neural Networks (ANN), in the context of stock price prediction. Using daily historical data of Dell Incorporated stocks spanning from August 2016 to January 2024, the study aims to determine which of these models offers superior accuracy in forecasting stock movements. To achieve this, the methodology involves developing ARIMA models using EViews software, while ANN models are implemented using Python, employing either TensorFlow or PyTorch. The results are presented in detail through various graphs and tables, shedding light on the ongoing debates regarding the relative effectiveness of these two approaches in predicting stock fluctuations. The comprehensive comparison of these models' performances contributes to a better understanding of the strengths and limitations of each method.

Keywords: ARIMA; Artificial Neural Networks; Stock Prediction; Time Series; Model Performance.

Introduction

Plusieurs études de recherche sur les prédictions boursières ont été menées avec diverses techniques de solution proposées au fil des ans. Les techniques principales se divisent en deux grandes catégories, à savoir les techniques statistiques et les techniques d'informatique douce. Les techniques statistiques comprennent, entre autres, le lissage exponentiel, le modèle autorégressif intégré à moyenne mobile (ARIMA) et le modèle autorégressif conditionnellement hétéroscédastique généralisé (GARCH). Le modèle ARIMA, également connu sous le nom de modèle ou méthodologie Box-Jenkins, est couramment utilisé dans l'analyse et la prévision. Il est largement considéré comme la technique de prévision la plus efficace en sciences sociales et est largement utilisé pour les séries chronologiques. L'utilisation de l'ARIMA pour la prévision de séries chronologiques est essentielle en présence d'incertitude car elle ne suppose pas la connaissance d'un modèle sous-jacent ou de relations comme dans certaines autres méthodes. L'ARIMA repose essentiellement sur les valeurs passées de la série ainsi que sur les termes d'erreur précédents pour la prévision (Meyler, et al., 1998) Cependant, les modèles ARIMA sont relativement plus robustes et efficaces que les modèles structurels plus complexes en ce qui concerne la prévision à court terme. Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) en tant que technique d'informatique douce sont les modèles de prévision les plus précis et les plus largement utilisés dans de nombreux domaines, notamment sociaux, techniques, économiques, commerciaux, financiers, de change et de bourse (Khashei & Bijari, 2010). Leur large utilisation est due à plusieurs caractéristiques distinctives des ANN qui les rendent attrayants tant pour les chercheurs que pour les praticiens industriels. Comme indiqué dans (Khashei & Bijari, 2010), les ANN sont des méthodes auto-adaptatives basées sur les données avec peu d'hypothèses préalables. Ils sont également de bons prédicteurs avec la capacité de tirer des observations généralisées à partir des résultats appris des données d'origine, permettant ainsi une inférence correcte de la partie latente de la population. De plus, les ANN sont des approximateurs universels car un réseau peut approximer efficacement une fonction continue au niveau de précision désiré. Enfin, il a été constaté que les ANN sont très efficaces pour résoudre des problèmes non linéaires, y compris ceux du monde réel. Cela contraste avec de nombreuses techniques traditionnelles de prévision de séries chronologiques, telles que l'ARIMA, qui supposent que les séries sont générées à partir de processus linéaires et peuvent donc être inappropriées pour la plupart des problèmes du monde réel qui sont non linéaires (Khashei & Bijari, 2009). Il y a un besoin croissant de résoudre des problèmes hautement non linéaires et variant dans le

temps, car de nombreuses applications telles que les marchés boursiers sont non linéaires avec un comportement incertain qui change avec le temps (Fuller, 1995). Les ANN sont connus pour fournir des résultats compétitifs par rapport à divers modèles traditionnels de séries chronologiques tels que le modèle ARIMA. Dans cet article, la performance des modèles ANN et ARIMA est étudiée et comparée pour un cas de prédiction boursière, ce qui clarifie et/ou confirme également les opinions contradictoires rapportées dans la littérature sur la supériorité de chaque modèle l'un par rapport à l'autre.

1. Approfondissement de ARIMA et ANN : Revue de Littérature et Méthodologie

1.1. Revue de littérature :

La recherche de techniques efficaces de prédiction des prix des actions est un sujet profondément étudié dans la littérature. Cela est motivé en partie par la nature dynamique du problème ainsi que par le besoin de meilleurs résultats. (Tansel, et al., 1999) ont comparé les performances de l'optimisation linéaire, des réseaux de neurones artificiels (ANN) et des algorithmes génétiques (GAs) dans la modélisation de données de séries temporelles en termes de précision de modélisation, de commodité et de temps de calcul. L'étude a révélé que les techniques d'optimisation linéaire donnaient les meilleures estimations, les GAs fournissant des résultats similaires si les limites des paramètres et la résolution étaient soigneusement sélectionnées, tandis que les ANN donnaient les pires estimations. Le travail rapporté dans (Lee, et al., 2007) a également comparé les performances de prévision des modèles ARIMA et ANN dans la prévision de l'indice des prix des actions coréennes. Le modèle ARIMA a généralement fourni des prévisions plus précises que le modèle de réseau de neurones à rétropropagation (BPNN) utilisé. Cela est plus prononcé pour les horizons de prévision de moyenne portée. (Merh, et al., 2010) ont présenté une comparaison entre les approches hybrides des ANN et ARIMA pour la prévision de tendances des actions indiennes, avec de nombreux exemples des valeurs prédites par ARIMA montrant être meilleures que celles des valeurs prédites par ANN par rapport à la valeur réelle des actions. (Sterba & Hilovska, 2010) ont soutenu que le modèle ARIMA et le modèle ANN ont atteint de bonnes performances de prédiction dans de nombreuses applications du monde réel, en particulier la prédiction de séries temporelles. Les résultats expérimentaux obtenus par les auteurs ont en outre révélé que le modèle ARIMA se comporte généralement mieux dans la prédiction de séries temporelles linéaires, tandis que les ANN se comportent mieux dans la prédiction de séries temporelles non linéaires. (Yao, et al., 1999) ont comparé les performances de prévision

des actions des modèles ANN et ARIMA et ont montré que le modèle ANN obtenait de meilleurs rendements que les modèles ARIMA classiques. (Wijaya, et al.,2010) ont effectué une comparaison similaire basée sur la bourse indonésienne et ont obtenu une meilleure précision avec ANN qu'avec le modèle ARIMA. Plusieurs études ont montré l'utilisation généralisée des ANN comme outil efficace pour la prédiction des prix des actions, ce qui fait des ANN une technique prometteuse ou un hybride potentiel pour la prédiction des mouvements en séries temporelles. Cependant, la littérature présente des opinions divergentes sur les performances relatives et la supériorité des modèles ARIMA et ANN pour la prédiction de séries temporelles, notamment pour différentes données utilisées ; d'où la nécessité d'études supplémentaires pouvant aider à unifier une vision cohérente sur la meilleure méthodologie. Ce document cherche donc à clarifier davantage les opinions contradictoires rapportées dans la littérature sur la supériorité du modèle ANN par rapport au modèle ARIMA et vice versa dans la prédiction efficace des prix des actions.

1.2 Données et méthodologie

La méthodologie de recherche pour cette étude est résumée ci-dessous. L'intention est de développer les modèles ARIMA en utilisant le logiciel EViews. Pour ce qui est des modèles ANN, l'approche consiste à les créer en utilisant la boîte à outils de réseaux neuronaux de Python, avec un accent particulier sur des bibliothèques telles que TensorFlow. Ces outils seront choisis en fonction de leur capacité à répondre aux besoins spécifiques de la recherche et à fournir des résultats précis et fiables.

Les données utilisées dans ce travail de recherche sont des prix historiques quotidiens des actions de Dell Incorporated qui couvrent la période du 17 août 2016 au 26 janvier 2024, avec un nombre total de 1874 observations. Les données sur les actions comprennent le prix d'ouverture, le prix le plus bas, le prix le plus élevé, le prix de clôture et le volume échangé. Dans cette recherche, le prix de clôture est choisi pour représenter le PoI (prix d'ouverture de l'indice) à modéliser et à prédire. Cela est dû au fait que le prix de clôture reflète l'ensemble des activités de l'indice au cours de la journée.

- Développement du modèle $ARIMA(p, d, q)$ pour le prix des actions de Dell Incorporation :

Il a été observé que le motif original de la série temporelle de l'indice n'est pas stationnaire. Les séries temporelles ont un motif de marche aléatoire et varient de manière aléatoire sans tendance globale ni motif de saisonnalité observé. Un correlogramme est utilisé pour

déterminer si une série particulière est stationnaire ou non stationnaire. Habituellement, une série temporelle stationnaire donnera une fonction d'autocorrélation (ACF) qui décroît rapidement depuis sa valeur initiale de l'unité à un décalage nul. Dans le cas de séries temporelles non stationnaires, l'ACF diminue progressivement avec le temps. Le correlogramme de la série temporelle de l'indice boursier de Dell a été observé comme non stationnaire car l'ACF diminue extrêmement lentement. La différenciation est utilisée pour rendre cette série temporelle non stationnaire stationnaire. La valeur de différence (d) est déterminée par le nombre de fois où la différenciation est effectuée sur la série temporelle. Afin de construire le meilleur modèle ARIMA pour l'indice boursier de Dell, les paramètres autorégressifs (p) et moyenne mobile (q) doivent être déterminés de manière efficace pour un modèle efficace. Pour déterminer le meilleur modèle, nous fixons les critères comme suit (également représentés dans le tableau 1) : critère d'information bayésien (BIC) relativement faible et erreur standard de régression (SER) relativement faible, R^2 ajusté relativement élevé. Les statistiques Q et le correlogramme réalisé n'ont montré aucun modèle significatif restant dans les ACF et les fonctions d'autocorrélation partielle (PACF) des résidus, ce qui implique que le résidu du modèle sélectionné est un bruit blanc. Le tableau 2 montre les différents paramètres p et q dans le modèle ARIMA. ARIMA (1, 0, 0) est considéré comme le meilleur pour l'indice boursier de Dell comme indiqué dans le tableau 1. En termes de prévision, le meilleur modèle sélectionné peut être exprimé comme suit :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \theta_0 + \varepsilon_t \quad (1)$$

$\varepsilon_t = Y_t - \hat{Y}_t$ est la différence entre la valeur réelle et la valeur prévue de la série.

Tableau N°1 : Les résultats de l'estimation ARIMA (1, 0, 0) avec la clôture de l'indice Dell.

Dependent Variable: CLOSE

Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)

Sample: 8/17/2016 1/26/2024

Included observations: 1873

Convergence achieved after 16 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	44.51296	24.75066	1.798455	0.0723
AR(1)	0.999611	0.001227	814.7643	0.0000
R-squared	0.997074	Mean dependent var		34.87338
Adjusted R-squared	0.997071	S.D. dependent var		15.38919
S.E. of regression	0.832827	Akaike info criterion		2.503333
Sum squared resid	1297.035	Schwarz criterion		2.512199
Log likelihood	-2341.371	Hannan-Quinn criter.		2.506599
F-statistic	318658.0	Durbin-Watson stat		1.849718
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	1.00			

Source : Auteurs

Tableau N°2 : Résultats statistiques des différents paramètres ARIMA pour l'indice boursier de Dell.

ARIMA	BIC	Adjusted R-squared	SER
(1,0,0)	2.5121	0.9970	0.8328
(1,0,1)	2.5161	0.9970	0.8331
(3,0,0)	3.5861	0.9914	1.4206
(0,0,1)	7.1060	0.7349	7.9271
(0,0,3)	7.1457	0.7164	8.1985
(1,1,0)	2.5075	-0.0010	0.8431
(0,1,0)	2.4992	0.0000	0.8427
(0,1,1)	2.5075	-0.0010	0.8431
(1,1,3)	2.5094	0.0008	0.8423
(3,1,0)	2.5052	0.0025	0.8421
(3,1,3)	2.5056	0.0048	0.8406

- Construction du modèle ANN pour l'indice boursier de Dell :

Cette étude a utilisé un modèle de perceptron multicouche à trois couches (une couche cachée) entraîné avec l'algorithme de rétropropagation. Le modèle ANN utilisé pour les données non linéaires est représenté comme suit :

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^q w_j \cdot g(w_{0j} + \sum_{i=1}^p w_{ij} \cdot y_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2)$$

Où w_{ij} ($i = 0, 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, q$) et w_j ($j = 0, 1, 2, \dots, q$) sont les poids de connexion, p est le nombre de nœuds d'entrée, et q est le nombre de nœuds cachés. Dix variables d'entrée, regroupées en deux comme entrées pour le jour $i-1$ et le jour $i-2$, ont été fournies dans le modèle. Ces variables sont le prix d'ouverture (O_{i-1}, O_{i-2}), le prix le plus élevé de la journée (H_{i-1}, H_{i-2}), le prix le plus bas de la journée (L_{i-1}, L_{i-2}), le prix de clôture de la journée (C_{i-1}, C_{i-2}), et le volume de transactions (V_{i-1}, V_{i-2}).

Tableau N°3 : Performance statistique du modèle ANN de l'indice boursier de Dell

ARIMA	1000 epochs	2000 epochs	5000 epochs
10-10-1	0.139072	0.122362	0.099243
10-11-1	0.145122	0.108245	0.090521
10-12-1	0.132010	0.091423	0.088157
10-13-1	0.135452	0.099241	0.092649
10-14-1	0.142834	0.096651	0.085206
10-15-1	0.134690	0.099222	0.843123
10-16-1	0.134092	0.093576	0.842742
10-17-1	0.133488	0.091672	0.075589
10-18-1	0.128557	0.085111	0.071589

La création du modèle prédictif ANN avec Python pour l'indice boursier de Dell implique les étapes suivantes.

- (i) Création de la topologie du réseau : Cela implique la sélection du nombre de neurones d'entrée (dans ce cas, 10 entrées), le nombre de couches cachées, le nombre de neurones cachés dans la couche cachée (voir Tableau 3), et le nombre de neurones de sortie (un, dans ce cas).
- (ii) Entraînement du réseau : Cela implique la sélection du type de réseau/algorithme d'entraînement.

Les paramètres d'entraînement ont été définis comme suit : taux d'apprentissage = 0,01, terme de momentum = 0,9, et taille de l'époque = 1000, 2000, 5000. Enfin, le réseau a été testé avec l'ensemble de données pour estimer sa capacité de généralisation.

Pour déterminer le meilleur modèle en performance, une expérience de simulation a été réalisée sur différentes configurations de modèles ANN. Les données d'entraînement et de test ont été soigneusement sélectionnées. Cependant, l'entraînement n'a pas été effectué avec les données de test. Le modèle a été entraîné avec 1000, 2000 et 5000 époques, respectivement, tandis que l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour chaque session d'entraînement des différentes structures de réseau a été notée.

Le Tableau 3 présente les résultats des différentes sessions d'entraînement dans chacune des structures de réseau ANN. Il a été observé dans la plupart des cas que le meilleur modèle était obtenu lorsque le réseau était bien entraîné.

2. Résultats et Discussion

- Résultats du Modèle ARIMA

Nous avons mené des expériences avec différents paramètres autorégressifs (p) et moyenne mobile (q) afin de déterminer le meilleur modèle qui fournira les meilleures prévisions, comme indiqué dans le Tableau 2. ARIMA (1, 0, 0) est considéré comme le meilleur pour l'indice boursier de Dell, comme le montre le Tableau 1 ; il a donc été sélectionné comme le meilleur modèle en fonction des critères énumérés dans la section précédente. Le prix réel de l'action et les valeurs prédites sont présentés dans le Tableau 4, tandis que la Figure 1 donne le graphique du prix prévu par rapport au prix réel de l'action pour voir la performance du modèle ARIMA sélectionné. L'erreur de prévision, bien qu'existante, semble relativement constante et n'est pas particulièrement élevée car les valeurs prédites sont proches des valeurs réelles et se déplacent dans la direction des valeurs prévues dans de nombreux cas, comme le montre la Figure 1, ce qui illustre la corrélation du niveau de précision. L'erreur de prévision est déterminée par :

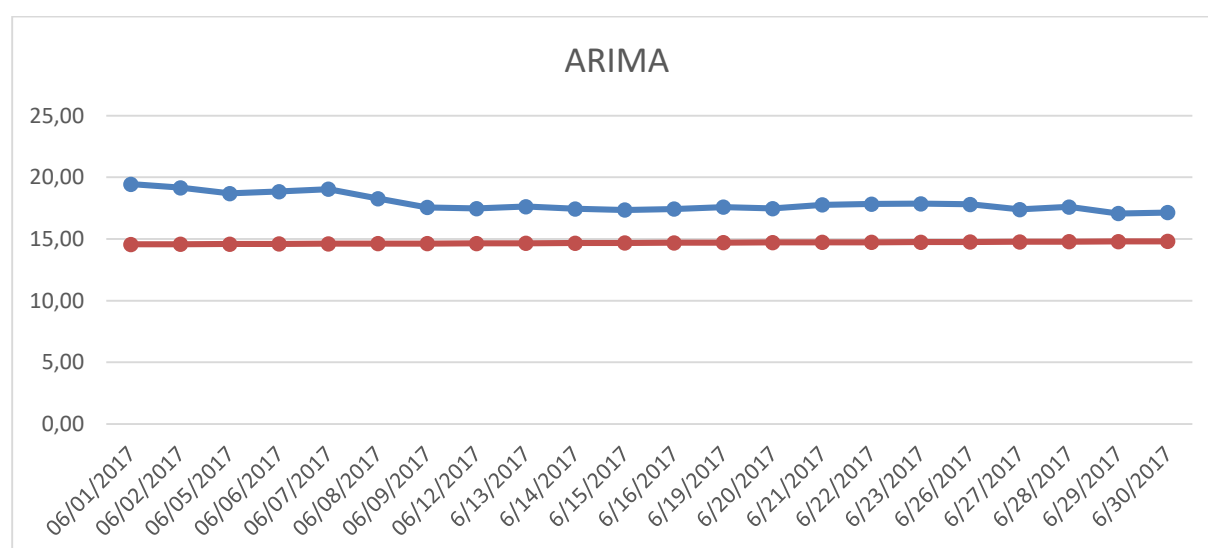
$$\text{Erreur de Prévision (FE)} = \frac{\text{réel} - \text{prévu}}{\text{réel}} \quad (3)$$

Tableau N°4 : Échantillon des résultats empiriques de l'ARIMA (1, 0, 0) de l'indice boursier de Dell.

Période d'échantillonnage	Valeurs réelles	Valeurs prédites	Erreur de prévision
6/01/2017	19,44	14,56	0,250895
6/02/2017	19,15	14,58	0,238982
6/05/2017	18,69	14,59	0,219622
6/06/2017	18,84	14,60	0,225050
6/07/2017	19,04	14,61	0,232436
6/08/2017	18,27	14,62	0,199612
6/09/2017	17,56	14,63	0,166454
6/12/2017	17,47	14,65	0,161503
6/13/2017	17,63	14,66	0,168586
6/14/2017	17,45	14,67	0,159229
6/15/2017	17,36	14,68	0,154210
6/16/2017	17,43	14,69	0,157221
6/19/2017	17,59	14,70	0,163958
6/20/2017	17,46	14,72	0,157384
6/21/2017	17,77	14,73	0,171237
6/22/2017	17,84	14,74	0,173717
6/23/2017	17,85	14,75	0,173848
6/26/2017	17,81	14,76	0,170985
6/27/2017	17,39	14,77	0,150658
6/28/2017	17,60	14,79	0,159755
6/29/2017	17,06	14,80	0,132820
6/30/2017	17,15	14,81	0,136545

Source : Auteurs

Figure 1 : Graphique du prix réel de l'action par rapport aux valeurs prédites pour l'indice boursier de Dell en utilisant ARIMA.



- Résultats du modèle ANN :

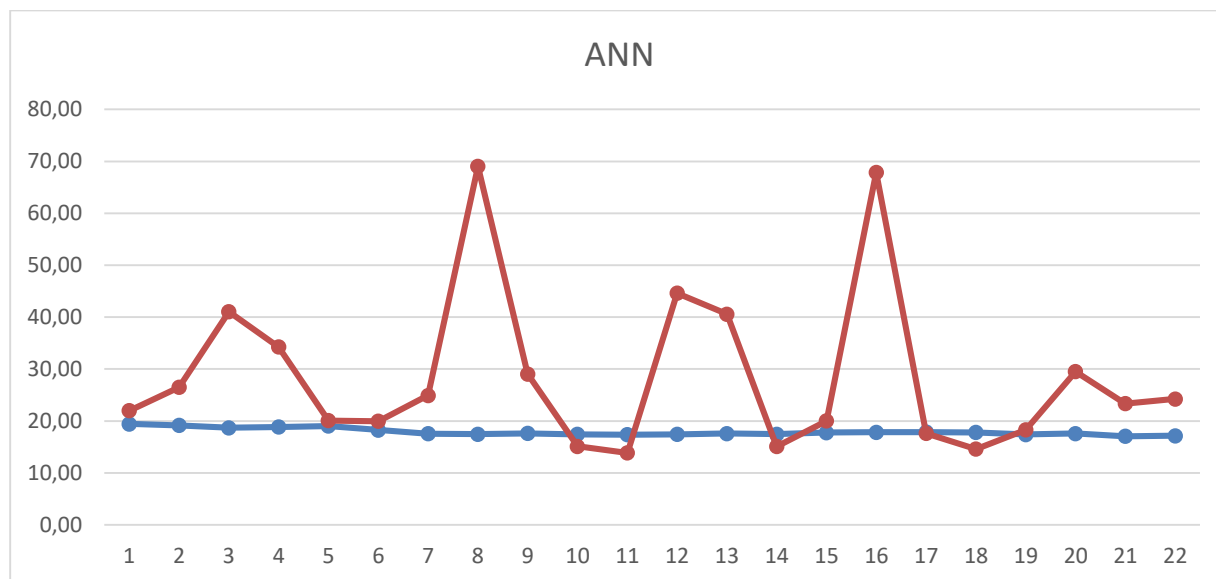
Après plusieurs expériences avec différentes architectures de réseau basées sur notre algorithme ANN, la structure de réseau qui retourne le MSE le plus petit a été notée pour fournir la meilleure précision de prévision avec les données de test. Le MSE enregistré dans les expériences est présenté dans le Tableau 3, à partir duquel nous avons observé que 10-18-1 (10 neurones d'entrée, 18 neurones cachés et 1 neurone de sortie) est le modèle prédictif avec la prédiction de prix quotidienne la plus précise. L'erreur de prévision du modèle ANN est relativement faible sauf des cas particuliers, ce qui démontre de bonnes performances de prévision comme indiqué dans le Tableau 5.

Tableau N°5 : Résultats d'échantillonnage du modèle ANN pour l'indice boursier de Dell

Période d'échantillonnage	Valeurs réelles	Valeurs prédites	Erreur de prévision
6/01/2017	19,44	21,99	-0,130998884
6/02/2017	19,15	26,51	-0,384050394
6/05/2017	18,69	41,04	-1,195395554
6/06/2017	18,84	34,28	-0,819571026
6/07/2017	19,04	20,09	-0,055365642
6/08/2017	18,27	19,95	-0,09196
6/09/2017	17,56	24,93	-0,419941279
6/12/2017	17,47	69,04	-2,95253784
6/13/2017	17,63	29,05	-0,647756549
6/14/2017	17,45	15,13	0,132832752
6/15/2017	17,36	13,85	0,202088151
6/16/2017	17,43	44,63	-1,560002019
6/19/2017	17,59	40,58	-1,30726354
6/20/2017	17,46	15,08	0,136531776
6/21/2017	17,77	20,03	-0,12715823
6/22/2017	17,84	67,86	-2,80430052
6/23/2017	17,85	17,63	0,012576488
6/26/2017	17,81	14,59	0,180651795
6/27/2017	17,39	18,3	-0,052069386
6/28/2017	17,60	29,52	-0,677620124
6/29/2017	17,06	23,35	-0,368447534
6/30/2017	17,15	24,26	-0,414566436

Source : Auteurs

Figure 2 : Graphique du modèle ANN des valeurs prédites par rapport aux valeurs réelles pour l'indice boursier de Dell.



Comparaison du modèle ARIMA et du modèle ANN :

Les prédictions du modèle ARIMA montrent généralement une correspondance plus étroite avec les valeurs réelles par rapport au modèle ANN, comme le montrent les erreurs de prévision plus faibles dans le Tableau 4. Cependant, le modèle ANN semble mieux prévoir les valeurs extrêmes. Par exemple, le 12/06/2017, le modèle ANN a prédit une valeur proche de la valeur réelle extrêmement élevée, tandis que la prédiction du modèle ARIMA était beaucoup plus basse.

Les prédictions du modèle ARIMA présentent un modèle plus linéaire et directionnel, comme en témoignent les variations plus faibles entre les valeurs prédites et réelles. En revanche, les prédictions du modèle ANN montrent plus de variation, capturant les pics et les creux soudains de l'indice boursier.

Les deux modèles obtiennent des erreurs de prévision relativement faibles, ce qui suggère une bonne performance globale de la prévision. Le test statistique ne révèle aucune différence significative entre les valeurs réelles et prédites des deux modèles, mais le modèle ANN semble légèrement meilleur en termes de précision de prévision, surtout pour les valeurs extrêmes.

Le modèle ARIMA peut être plus adapté pour capturer les tendances et les changements graduels de l'indice boursier, offrant des prédictions stables dans le temps. En revanche, le modèle ANN excelle dans la capture des fluctuations soudaines et des valeurs extrêmes, le

rendant potentiellement plus utile pour la prévision à court terme ou dans des scénarios présentant une forte volatilité.

Conclusion

Les résultats empiriques obtenus avec des données boursières publiées sur la performance des modèles ARIMA et ANN pour la prédiction des prix des actions ont été présentés dans cette étude. La performance du modèle prédictif ANN développé dans cette étude a été comparée au modèle ARIMA de Box-Jenkins conventionnel, largement utilisé pour la prévision de séries chronologiques. Nos résultats ont révélé que les modèles ARIMA et ANN peuvent tous deux obtenir de bonnes prévisions dans l'application à des problèmes réels et peuvent donc être efficacement utilisés avec profit pour la prédiction des prix des actions. Nous avons également observé que le modèle de prévision ARIMA présente un modèle directionnel. Le modèle prédictif des prix des actions développé avec l'approche basée sur les ANN a démontré une performance supérieure aux modèles ARIMA ; en effet, les valeurs réelles et prédites du modèle prédictif des prix des actions développé sont assez proches. Dans les études futures, des techniques intelligentes hybrides similaires à celles rapportées (Sterba & Hilovska, 2010) peuvent être utilisées pour améliorer les modèles prédictifs existants avec des données boursières récentes et plus d'indices boursiers.

BIBLIOGRAPHIE

1. Fuller, R. (1995). Neural Fuzzy System. Abo Akademic University.
2. Khashei, M., & Bijari, M. (2010). An artificial neural network (p, d, q) model for time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37(1), 479–489.
3. Lee, C. K., Sehwan, Y., & Jongdae, J. (2007). Neural network model versus SARIMA model in forecasting Korean stock price index (KOSPI). *Issues in Information System*, 8(2), 372–378.
4. Merh, N., Saxena, V. P., & Pardasani, K. R. (2010). A comparison between hybrid approaches of ANN and ARIMA for Indian stock trend forecasting. *Journal of Business Intelligence*, 3(2), 23–43.
5. Meyler, A., Kenny, G., & Quinn, T. (1998). Forecasting Irish Inflation Using ARIMA Models. Technical Paper 3/RT/1998, Central Bank of Ireland Research Department.
6. Sterba, J., & Hilovska, K. (2010). The implementation of hybrid ARIMA neural network prediction model for aggregate water consumption prediction. *Aplimat—Journal of Applied Mathematics*, 3(3), 123–131.
7. Tansel, I. N., Yang, S. Y., Venkataraman, G., Sasirathsiri, A., Bao, W. Y., & Mahendrakar, N. (1999). Modeling time series data by using neural networks and genetic algorithms. In C. H. Dagli, A. L. Buczak, J. Ghosh, M. J. Embrechts, & O. Erosy (Eds.), *Smart Engineering System Design: Neural Networks, Fuzzy Logic, Evolutionary Programming, Data Mining, and Complex Systems: Proceedings of the Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks* (Vol. 9, pp. 1055–1060). ASME Press.
8. Wijaya, Y. B., Kom, S., & Napitupulu, T. A. (2010). Stock price prediction: Comparison of Arima and artificial neural network methods—an Indonesia stock's case. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Advances in Computing, Control and Telecommunication Technologies (ACT '10)* (pp. 176–179). Jakarta, Indonesia.