

Influential Article Review - Unique Methods on predicting stock closing price

Reid Bryant

Jarrold Burks

Arif Rose

This paper examines finance. We present insights from a highly influential paper. Here are the highlights from this paper: Accurate prediction of stock market behavior is a challenging issue for financial forecasting. Artificial neural networks, such as multilayer perceptron have been established as better approximation and classification models for this domain. This study proposes a chemical reaction optimization (CRO) based neuro-fuzzy network model for prediction of stock indices. The input vectors to the model are fuzzified by applying a Gaussian membership function, and each input is associated with a degree of membership to different classes. A multilayer perceptron with one hidden layer is used as the base model and CRO is used to the optimal weights and biases of this model. CRO was chosen because it requires fewer control parameters and has a faster convergence rate. Five statistical parameters are used to evaluate the performance of the model, and the model is validated by forecasting the daily closing indices for five major stock markets. The performance of the proposed model is compared with four state-of-art models that are trained similarly and was found to be superior. We conducted the Deibold-Mariano test to check the statistical significance of the proposed model, and it was found to be significant. This model can be used as a promising tool for financial forecasting. For our overseas readers, we then present the insights from this paper in Spanish, French, Portuguese, and German.

Keywords: Artificial neural network, Neuro-fuzzy network, Multilayer perceptron, Chemical reaction optimization, Stock market forecasting, Financial time series forecasting

SUMMARY

- The model is validated on five real stock indices: DJIA, BSE, NASDAQ, TAIEX, and FTSE. The closing prices are collected for each transaction day of the stock exchanges from January 1, 2003 to September 12, 2016. These data are publicly available. The historical daily closing prices that form the financial time series are considered for experimentation. The datasets and total number of data points in each set are summarized in Table 2. The closing prices are plotted in Fig. 6.
- For more clarity on the data analysis, the descriptive statistics of daily closing prices are summarized in Table 3. As can be observed, the positive skewness values of the closing price result in the BSE, DJIA, and NASDAQ datasets being spread out toward right, which is a good symptom of investment opportunities. The kurtosis analysis implies that the stock prices of the DJIA and NASDAQ more prone to outliers, whereas all the other financial time series are less outlier prone.

Also, from the Jarque-Bera test statistics, it can be observed that all the stock price datasets are non-normally distributed.

- We use a sliding window of fixed size for selecting the input for the forecasting model. In this method, rather than selecting all the data seen so far, or some sample therein, we make decisions based only on recent closing prices. On each sliding of the window, a new closing price is incorporated and the oldest one is discarded. The window moves through the whole financial time series, and the selection of window size is a matter of experimentation. For an example, the indices used for one-day-ahead and one-month-ahead are shown in Figs.
- The four-performance metrics used for evaluating the forecasting models are as follows: The mean absolute percentage error is the first performance metric to establish a comparable measure across experiments with different stock data sets.
- The next metric considered is the median absolute percentage error. It is the middle value of all the percentage errors for a data set when the absolute values of the errors are ordered by size. Like the above two metrics, an efficient model is the one in which the MDAPE value is closer to zero.
- If the ARV value of the forecasting model is equal to 1, then it is the same as the mean of the financial time series.
- Extensive simulation studies are conducted to observe the performance of the proposed CNFN-based forecasting model. Separate experiments are conducted for each data set. To avoid the biases of the neural-based models, 20 simulations are conducted, and the averaged results are collected for comparison purposes. The performance of the proposed approach is compared with four other state-of-the-art forecasting models. The comparative models are CRO-based MLP, backpropagation-based MLP, the radial basis functional neural network, and an adaptive neuro-fuzzy inference system based forecasting model. The training and testing data sets for all the models are the same. Since only one new closing price data point is included into the training set through each move of the sliding window over the financial time series, there may not be a significant change in the nonlinear behavior of the training data set. Therefore, we have used the previously optimized weight set for the successive training instead of considering another random weight set. In this fashion, after the first training set, the number of iterations has been fixed to a small value, significantly reducing training time. During experimentation, different possible values for the model parameters were tested and the best values are recorded. Suitable parameter values obtained during simulation process are called the simulated parameters, and they are presented in Table 6.
- The MAPE, NMSE, MDAPE, R2, and ARV values generated by all the forecasting models from all five stock indices are presented in Table 7. It can be observed from Table 7 that for all five data sets considered, four models have quite good R2 values, awfully close to the ideal value.

HIGHLY INFLUENTIAL ARTICLE

We used the following article as a basis of our evaluation:

Nayak, S. C., & Misra, B. B. (2019a). A chemical-reaction-optimization-based neuro-fuzzy hybrid network for stock closing price prediction. *Financial Innovation*, 5(1), 1–34.

This is the link to the publisher's website:

<https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-019-0153-1>

INTRODUCTION

Forecasting stock market behavior is quite uncertain due to high market volatility, nonlinearity, their complex dynamic systems, and the time-varying nature of markets. In addition, markets will respond arbitrarily to changes in the current political climate and other macroeconomic factors (Hsu et al., 2016; Kotha & Sahu, 2016). These characteristics of stock market must be captured and accounted for in models

in order to establish intelligent techniques for forecasting market prices. Achieving the best forecasting accuracy with the lowest volume of input data and least complex model architecture is the key objective of market analysts, forecasters, and researchers (Nayak et al., 2018). Stock market researchers focus on developing models/methodologies to effectively forecast prices, with the goal of maximizing profits through appropriate trading strategies. However, in reality, this is a critical, demanding, and challenging job.

Early approaches to realistically solving this problem by observing the hidden laws of real stock index data were based on verities in statistical and computational models (Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014). In recent years, there has been tremendous development in the field of artificial intelligence and soft computing methodologies, including artificial neural networks (ANN), evolutionary algorithms, and fuzzy systems. Newly developed data mining techniques and advancements in computational intelligence capabilities have been applied to build intelligent information systems for modeling complex, dynamic, and multivariate nonlinear systems (Nayak et al., 2018; Adhikari & Agrawal, 2014). In particular, soft computing methodologies have been applied successfully to areas such as data classification (Alatas, 2011; Alatas, 2012; Nayak et al., 2015), financial forecasting (Nayak et al., 2018), credit scoring (Addo et al., 2018; Tomczak & Zięba, 2015; Chow, 2018), portfolio management (Xu et al., 2011a), business failure prediction, and risk level evaluation (Daubie & Meskens, 2002; Chandra et al., 2009), and they have been found to produce significantly improved results. ANNs have proven to be an effective modeling procedure in stock market forecasting when the input-output mapping contains both regularities and exceptions (Nayak et al., 2018; Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014; Gu et al., 2018; Board, 2017). ANNs also allow for adaptive fine-tuning of the model, its parameters, and the nonlinear description of the problem. Stock markets, characterized by chaos and uncertainty, also behave with regularities and exceptions in terms of data. The advantages of ANNs have made them the center of attention for researchers developing neural-network-based forecasting models for stock market prediction.

Multilayer perceptrons (MLP) are the most reliable and frequently used models among the ANN methodologies. Nonlinear processing of elements and massive interconnectivity are the most important characteristics of an MLP. Some successful applications of MLPs include financial time series forecasting (Yu et al., 2009), market trend analysis (Turchenko et al., 2011), macroeconomic data forecasting (Aminian et al., 2006), and stock exchange movement prediction (Mostafa, 2010). These studies establish the generalization capability and enhanced prediction accuracy of MLP-based forecasting methods. Other applications of MLPs are also found in railway traffic (Zhuo et al., 2007), airline passenger traffic (Blinova, 2007), and maritime traffic forecasting (Mostafa, 2004). From the literature, it can also be observed that MLPs have been successfully applied to forecasting short-term electric load consumption demand (Darbellay & Slama, 2000) and air pollution (Rahman et al., 2017). MLPs are generally trained with the backpropagation of error learning algorithms. However, suffering from slow convergence, sticking to local minima, and computational complexities are the well-known drawbacks of backpropagation learning based MLPs (Calderon & Cheh, 2002). At present, there is no formal method of deriving an optimized MLP network for a given classification or prediction task (Ecer, 2013). To overcome the local minima, more nodes can be added consecutively to the hidden layers. Multiple hidden layers and more neurons in each layer may increase the computational intricacy of the model. Hence, there is no direct method for deciding on the optimal MLP structure for solving a particular problem. The refining process may suffer from elongated computational time, accomplished through iterative testing of a range of architectural parameters and adopting the most successful architecture. Defining the optimal architecture and parameters for an MLP is a matter of experimentation, which is computationally expensive. In order to circumvent the limitations of gradient-descent-based learning, several nature-inspired learning techniques have been developed and applied successfully in the literature. However, their performance essentially depends upon fine tuning several algorithm-specific control parameters. Choosing appropriate control parameters is a difficult task and requires intensive human intervention. Inappropriate selection of algorithm parameters may add to the computational burden or land the model in local optima. Therefore, adopting an optimization technique that requires very few controlling parameters without losing performance can be better choice for solving real-world problems. From a review of the existing research on stock market forecasting, it is observed that 1)

achieving superior forecasting accuracy by adapting less complex models is an important area of present-day research, and 2) with the aim of better forecasting accuracies, researchers are moving toward adopting hybrid neural-network models with a large number of evolutionary search optimization algorithms.

Fuzzy Logic (FL) systems are effective in input-output and in-process parameter relationship modeling. The concept of fuzzy logic was introduced by Lotfi Zadeh (Zadeh, 1965) as a way of processing data by allowing partial set membership rather than crisp set membership. The essence of fuzzy set theory lies in its ability to handle vague, ambiguous, and imprecise information, unlike classical set and probabilistic theories, which can handle only dichotomous or Boolean information. Both ANNs and FL have been extensively used by researchers in modeling to describe human thinking and reasoning in a mathematical framework (Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980). The integration of ANNs and FL provides a more synergetic effect than either one used individually. The advantage of ANN learning and fuzzy “if-then” rules with suitable membership functions are hybridized to obtain a high degree of accuracy in generating nonlinear input-output relationships. These hybrid systems combine the learning and connectedness architecture of neural networks with the human-like logical reasoning capability of fuzzy systems, thereby taking advantage of both aspects (Zadeh, 1965; Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980; Alalaya et al., 2018; Romahi & Shen, 2000; Abraham et al., 2001; Nayak et al., 2012; Nayak et al., 2016; Guan et al., 2018; Ghosh et al., 2009; Kuo et al., 2001; Esfahanipour & Aghamiri, 2010; Singh et al., 2016; Castellano et al., 2007; Keles_ & Keles_, 2013; Boyacioglu & Avci, 2010; Quek, 2005; Abbasi & Abouec, 2008; Yunos et al., 2008; Atsalakis & Valavanis, 2009; Fouladvand et al., 2015). The applications of neuro-fuzzy integrations in data mining problems are discussed in Section 2.

The group method of data handling (GMDH) is another approach aimed at identifying the functional structure of a model hidden within the empirical data. It uses feed-forward networks based on short-term polynomial transfer functions, whose coefficients are obtained using regression, combined with emulation of the self-organizing activity behind neural network learning. Previous research shows that it is the optimal model, and it has a simpler structure than traditional neural models with a higher accuracy with inaccurate, small, or noisy datasets. A GMDH-type neural network based on a genetic algorithm (GA) has been applied to predict the stock price index of the petrochemical industry in Iran (Shaverdi et al., 2012). The results obtained are found to be excellent and highly effective in stock price prediction. Neuro-fuzzy GMDH networks using evolutionary algorithms were proposed in (Najafzadeh et al., 2018; Najafzadeh & Bonakdari, 2016), and the models were found to produce very precise predictions. GMDH networks developed using gravitational search algorithms (GSA), as well as particle swarm optimization (PSO) and back propagation (BP) algorithms have been utilized to predict scour at abutments in armored beds, and they have produced accurate prediction results (Najafzadeh et al., 2015). A GMDH gene expression programming (GMDH-GEP) model performed well in predicting free span expansion rates below pipelines under waves (Najafzadeh & Saberi-Movahed, 2018).

Chemical reaction optimization (CRO) is an evolutionary optimization technique inspired by the nature of chemical reactions (Alatas, 2011; Alatas, 2012). This optimization method does not necessitate a local search to improve it, and it includes both local and global search capabilities (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Unlike other optimization techniques, CRO does not entail many parameters that must be specified at beginning. It is only necessary to define the number of initial reactants prior to implementation (Alatas, 2011; Alatas, 2012). As the initial reactants are scattered over a feasible global search expanse, optimal solutions can be obtained with little iteration; hence, a significant reduction in computational time is achieved. CRO has been applied to solve many problems successfully, outperforming many existing evolutionary algorithms. There have been some applications of CRO to data mining, classification rule discovery and other domains (Lam et al., 2012; Lam et al., 2010; Pan et al., 2011; Xu et al., 2010; Xu et al., 2011b; James et al., 2011; Lam & Li, 2010; Truong et al., 2013) as well as in financial forecasting (Nayak et al., 2013; Nayak et al., 2017a; Nayak et al., 2017b), which is discussed in Section 2.

The objective of this study is to develop a hybrid model that can effectively forecast stock index prices with more precise accuracy. The hybrid model uses an MLP with one hidden layer as its base architecture. The input vectors are fuzzified by applying a Gaussian membership function, and each input is associated with a degree of membership to different classes, which in effect increases the dimensionality of the input

vector. The Gaussian membership function provides a smoother transition between members and non-members in comparison to triangular and trapezoidal membership functions. Again, when compared with a bell membership function, it has fewer parameters, which makes it easier to use. The robust optimization capability of CRO, with its low number of tuning parameters, motivated us to adopt it as the learning technique. The CRO adjusts the weight and bias vector of the MLP model. The proposed CRO-based neuro-fuzzy network (CNFN) model is validated by forecasting the daily closing indices of the DJIA, BSE, FTSE, TAIEX, and NASDAQ stock markets. The performance of the proposed model is compared to other models, such as CRO based MLP (MLPCRO), back propagation based MLP (MLP-BP), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), and radial basis functional neural network (RBFNN), that are trained similarly.

The foremost contributions of this article are as follows:

- Proposal of an integrated framework of ANNs and FL.
- Employment of CRO to adjust the weight and input vectors of the model.
- Analysis of state-of-art techniques for short- as well as long-term forecasting of real stock closing prices.
- Rigorous quantitative analysis using five of the latest techniques on data from five stock markets over a period of 13 years and 8 months.
- Statistical validation of the hypothesis indicating a significant difference between the proposed and comparative models.
- Adaptive model training to reduce the computational cost of the forecasting model.

The rest of the article is organized as follows. Related research is explored in Section 2. CRO is thoroughly discussed in Section 3. Section 4 presents the proposed CNFN approach. The experimental results are summarized in Section 5, and a clear analysis is carried out to establish the proposed model. Finally, Section 6 concludes the paper.

CONCLUSION

This paper proposed an intelligent chemical-reaction-optimization-based neuro-fuzzy network (CNFN) model to capture the high market volatility, nonlinearity, complex dynamism, and time-varying nature of stock market data. To increase the dimensionality of the input pattern space for better generalization, the input signals to the model are fuzzified. Different fuzzification methods are tested and the Gaussian membership function is found to be better. The Gaussian membership function enables smoother transitions between members and non-members in comparison to triangular and trapezoidal membership functions, and it has fewer parameters than the bell membership function. Each input pattern generated after fuzzification is associated with a degree of membership to different classes. The optimal search space of this model is explored through CRO, which requires fewer tunable parameters. The proposed CNFN model has been employed for short-term and long-term predictions of closing prices for five real stock indices over a period of 13 years and 8 months. The model is adaptive in nature and uses the least number of input closing prices, which reduces computation time. The underlying motivations for using CRO in this study are to overcome the issues of convergence, parameter setting, and over fitting as well as to accurately forecast financial time series data even when the underlying system processes are typically nonlinear. Five performance metrics were used to evaluate the performance of the model. The performance of the model was also compared to that of four other models: the MLP-CRO, MLP-BP, ANFIS, and RBFNN models, and was found to be significantly better. The Deibold-Mariano test also established the superiority of the proposed model. The use of MLP as base model in CNFN may increase the computation and is a limitation of this model. The future research may include the use of other fuzzy membership methods and testing the applicability of the proposed model in other domains.

APPENDIX

TABLE 1
REVIEW OF ANN ARTICLES ON FINANCIAL TIME SERIES PREDICTION

Citation	Methodology	Year	Application area/Dataset	Functionalities/Results
(Yu et al., 2009)	Neural network metamodeling	2009	Financial time series/S&P 500, Euro/USD	Better performance over RW, ARIMA, ES, BPNN
(Turchenko et al., 2011)	MLP with back propagation learning	2011	Short term prediction of stock prices of Fiat company,	91% of prediction result < 5% error and 33% results have < 15 error
(Aminian et al., 2006)	Artificial neural networks	2006	Forecasting economic data/U.S. Real Gross Domestic Production and Industrial Production	Neural networks significantly outperform linear regression due to nonlinearities inherent in the data sets
(Mostafa, 2010)	MLP	2010	Kuwait Stock Exchange data 2001–2003	MLP performed better to generalized regression neural networks
(Zhuo et al., 2007)	Improved back propagation neural network	2007	Railway passenger traffic volume from 1980 to 1998	Better to standard back propagation neural network
(Blinova, 2007)	28-time-lagged feed-forward ANN	2007	Intraregional and interregional passenger traffic for 2006–2010 of Russian air transport network	ANN models developed adequately described the passenger traffic demand for the next two or 3 year
(Mostafa, 2004)	ARIMA and ANN	2004	Forecasting the Suez canal traffic flow	The models gave useful insight into the behavior of maritime traffic flows
(Darbellay & Slama, 2000)	ANN and ARIMA	2000	Forecasting the short-term evolution of the Czech electric load	ANN are superior
(Rahman et al., 2017)	Feed-forward NN and Elman NN with different learning methods	2017	Temporal and spatial atmospheric pollution index of Sterlitamak city	Quite effective prediction with 83% accuracy
(Calderon & Cheh, 2002)	Review and limitations of ANN based models	2002	Audit and risk assessment	Scope and limitations of ANN models are explored
(Ecer, 2013)	MLP, SVM, RBFNN	2013	Turkish banking failures/ 34 Turkish commercial banks, 17 of which failed the periods 1994–2001 and contains 36 ratios available for those types of banks	MLP performed better with 2.94% error.
(Zhong & Enke, 2017)	ANN with PCA, fuzzy robust PCA, kernel-based PCA	2017	Forecasting daily direction of S&P 500 Index ETF return based on 60 financial and economic features	ANN + PCA gives better result than other approaches
(Zhang, 2003)	ARIMA+ANN	2003	Bench mark time series datasets	The hybrid model had superior performance
(Enke & Thawornwong, 2005)	Multilayer feed-forward NN and Generalized regression NN, Probabilistic NN	2005	Monthly data (March 1976–December 1999), total 286 periods from S&P 500	Effectiveness of NN models were established for level estimation and classification. Trading strategies guided by NN models were able to generate higher profits.
(Ture & Kurt, 2006)	ANN	2006	Future expectations index, CDI interest tax rate, Selic interest tax rate/Formal employment, Brent oil price, Domestic market automobile sales, Consumer confidence index, Investors participation	Percentage of change in direction (POCID) is 93.62% for test set and 87.50% for validation set.
(Niaki & Hoseinzade, 2013)	ANN	2013	S&P 500 index 365 trading days	POCID of linear regression is 51.75. ANN had better POCID than LR
(Alalaya et al., 2018)	ANN + Fuzzy	2018	Amman stock exchange of financial and banking sector from 1/2010 to 12/2016 with record data 265	Fuzzy-neural models are found prominent in terms of MSE, MAD

TABLE 2
DATASETS CONSIDERED FOR EXPERIMENT

Short name	Long Name	Total number of data points
BSE	Bombay Stock Exchange	3738
DJIA	Dow Jones Industrial Average	3449
NASDAQ	National Association of Securities Dealers Automated Quotation System	3447
FTSE	Financial Times Stock Exchange	3570
TAIEX	Taiwan Capitalization Weighted Stock Index	3708

TABLE 3
DESCRIPTIVE STATISTICS FROM BSE, DJIA, NASDAQ, FTSE, AND TAIEX FINANCIAL TIME SERIES

Stock Index	Descriptive statistics						
	Minimum	Maximum	Mean	Standard deviation	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera test statistics
BSE	792.1800	1.1024e+ 004	4.6235e+ 003	2.6947e+ 003	0.1154	1.7908	236.0430(n = 1)
DJIA	6.5471e+ 003	1.7138e+ 004	1.1400e+ 004	2.1801e+ 003	0.6644	3.0512	253.8134(n = 1)
NASDAQ	1.1141e+ 003	4.5982e+ 003	2.3858e+ 003	709.7888	1.0392	4.0027	764.3663(n = 1)
FTSE	3287	6.8785e+ 003	5.4165e+ 003	836.2381	-0.2837	2.1378	158.4568(n = 1)
TAIEX	3.4463e+ 003	1.0202e+ 004	6.9835e+ 003	1.4846e+ 003	-0.1776	2.0465	159.9786(n = 1)

TABLE 4
THE RESULTS FROM AUGMENTED DICKEY-FULLER TEST AND PHILLIPS-PERRON TEST FOR FIVE FINANCIAL TIME SERIES

Stock Data	Indicators	ADF-Test		PP-Test	
		Level	1st Diff.	Level	1st Diff.
BSE	t-Stat (Prob.)	-2.5460 (0.3223)	-41.5448 (0.0001)	- 2.4068 (0.3913)	-54.0093 (0.0000)
	t-critical (5%)	-3.4138	- 3.4138	- 3.4138	- 3.4138
DJIA	t-Stat (Prob.)	-2.3788 (0.4051)	-44.7766 (0.0000)	-2.4392 (0.3752)	-63.6215 (0.0000)
	t-critical (5%)	-3.4139	- 3.4139	- 3.4139	- 3.4139
NASDAQ	t-Stat (Prob.)	-2.5920 (0.2995)	-48.0225 (0.0001)	-2.5823 (0.3043)	-64.9935 (0.0001)
	t-critical (5%)	-3.4139	-3.4138	- 3.4139	-3.4138
FTSE	t-Stat (Prob.)	-2.0381 (0.5738)	-47.2026 (0.0000)	-2.1130 (0.5367)	-65.5486 (0.0000)
	t-critical (5%)	-3.4139	-3.4138	- 3.4139	-3.4138
TAIEX	t-Stat (Prob.)	-3.2628 (0.0730)	-40.8769 (0.0000)	-3.1798 (0.0889)	-58.4660 (0.0000)
	t-critical (5%)	-3.4138	-3.4138	- 3.4138	-3.4138

TABLE 5
NUMBER OF WINDOWS GENERATED FOR EACH CATEGORY OF PREDICTION

Stock Index	One-day-ahead	One-month-ahead
BSE	3733	3708
DJIA	3444	3419
NASDAQ	3442	3417
FTSE	3565	3540
TAIEX	3703	3678

TABLE 6
SIMULATED PARAMETERS FOR THE FORECASTING MODELS

Parameter	CNFN	MLP-CRO	MLP-BP	RBFNN
Learning Rate (α)	NA	NA	0.35	0.2
Momentum Factor (μ)	NA	NA	0.4	0.5
No. of iteration for 1st training set	100	150	500	500
No. of iteration for subsequent training	5	5	20	20
Reactant Number	50	50	NA	NA
Weight updated/found	CRO	CRO	Gradient descent	Gradient descent

**TABLE 7
ONE-DAY-AHEAD FORECASTING COMPARISON**

Stock Index	Model	MAPE	NMSE	MDAPE	R2	ARV
DJIA	CNFN	0.003921	0.002586	0.001371	0.967062	0.003922
	MLP-CRO	0.005877	0.007463	0.002105	0.953123	0.006825
	MLP-BP	0.026483	0.028210	0.100735	0.890663	0.063320
	ANFIS	0.009267	0.005935	0.008326	0.936653	0.017438
	RBFNN	0.008309	0.008837	0.005733	0.954482	0.008492
FTSE	CNFN	0.006739	0.000215	0.002723	0.984023	0.005749
	MLP-CRO	0.008334	0.000461	0.003659	0.979107	0.008350
	MLP-BP	0.058463	0.008563	0.038740	0.923005	0.017305
	ANFIS	0.009438	0.005582	0.006637	0.958270	0.008677
	RBFNN	0.008306	0.009452	0.008920	0.910035	0.006774
BSE	CNFN	0.001739	0.000138	0.000997	0.996460	0.003575
	MLP-CRO	0.002683	0.000105	0.001179	0.986293	0.005125
	MLP-BP	0.052281	0.008567	0.008879	0.886585	0.030067
	ANFIS	0.006653	0.002256	0.004653	0.920875	0.007549
	RBFNN	0.002310	0.020644	0.004655	0.921167	0.008407
TAIEX	CNFN	0.003748	0.000206	0.004235	0.996919	0.003988
	MLP-CRO	0.008875	0.000236	0.006847	0.993565	0.007448
	MLP-BP	0.020044	0.007432	0.060552	0.894052	0.065505
	ANFIS	0.006840	0.003054	0.008804	0.960054	0.004490
	RBFNN	0.006822	0.003205	0.008825	0.962205	0.005628
NASDAQ	CNFN	0.006035	0.000886	0.002926	0.984520	0.005965
	MLP-CRO	0.007734	0.001465	0.004650	0.969155	0.008555
	MLP-BP	0.057465	0.008706	0.029874	0.926300	0.010375
	ANFIS	0.009108	0.005985	0.007635	0.950827	0.004967
	RBFNN	0.008500	0.009655	0.008966	0.940535	0.004764

**TABLE 8
ONE-MONTH-AHEAD FORECASTING COMPARISON**

Stock Index	Model	MAPE	NMSE	MDAPE	R2	ARV
DJIA	CNFN	0.006825	0.005558	0.010375	0.937644	0.016392
	MLP-CRO	0.007547	0.008746	0.043172	0.903120	0.025682
	MLP-BP	0.073648	0.092821	0.371735	0.811963	0.088332
	ANFIS	0.070926	0.045935	0.025832	0.906651	0.050740
	RBFNN	0.078300	0.083835	0.033573	0.904785	0.073840
FTSE	CNFN	0.044673	0.013021	0.030725	0.925402	0.047745
	MLP-CRO	0.065837	0.016465	0.050652	0.910000	0.060352
	MLP-BP	0.075963	0.066863	0.087974	0.843025	0.065573
	ANFIS	0.049439	0.050584	0.056630	0.900274	0.078683
	RBFNN	0.050351	0.061453	0.050892	0.890000	0.058675
BSE	CNFN	0.045736	0.080013	0.002799	0.935400	0.026357
	MLP-CRO	0.085268	0.200125	0.043870	0.910062	0.038552
	MLP-BP	0.097285	0.578567	0.075872	0.806582	0.084606
	ANFIS	0.068852	0.088225	0.060465	0.900015	0.040754
	RBFNN	0.062315	0.090662	0.062465	0.905165	0.050840
TAIEX	CNFN	0.008845	0.038820	0.040023	0.906555	0.048395
	MLP-CRO	0.075872	0.042806	0.049684	0.883064	0.069744
	MLP-BP	0.073500	0.278432	0.099054	0.800455	0.446558
	ANFIS	0.065845	0.040305	0.087800	0.875351	0.140480
	RBFNN	0.070685	0.039920	0.080827	0.872735	0.058062
NASDAQ	CNFN	0.026733	0.020825	0.020925	0.920045	0.039596
	MLP-CRO	0.067535	0.050146	0.024657	0.909350	0.048577
	MLP-BP	0.088746	0.089570	0.075987	0.815630	0.090037
	ANFIS	0.039010	0.052986	0.070063	0.858825	0.040896
	RBFNN	0.058574	0.060965	0.071089	0.840500	0.042576

TABLE 9
COMPUTED DM STATISTIC VALUES (ONE-DAY-AHEAD FORECASTING)

Stock Data		RBFNN	MLP-CRO	ANFIS	MLP-BP
BSE	CNFN	1.9647	-2.2055	2.3300	2.7545
DJIA		2.2031	3.0505	-4.1585	-5.3562
NASDAQ		-2.4165	2.1653	2.1006	3.6581
FTSE		2.0265	1.9772	2.0515	-3.2835
TAIEX		2.2274	-2.2565	2.5627	-4.5468

FIGURE 1
CHEMICAL REACTION OPTIMIZATION PROCESS

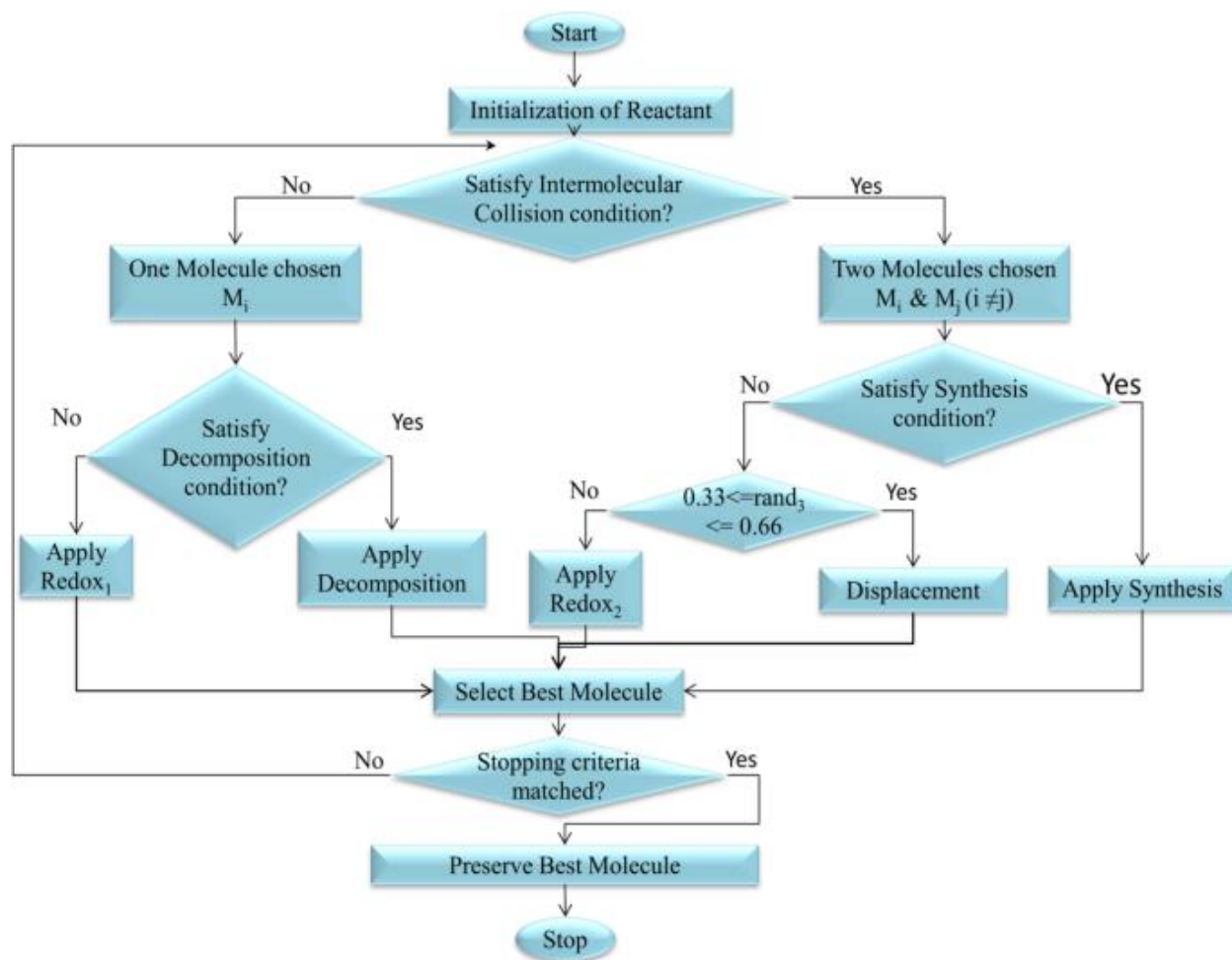


FIGURE 2
FLOW DIAGRAM FOR CNFN BASED FORECASTING

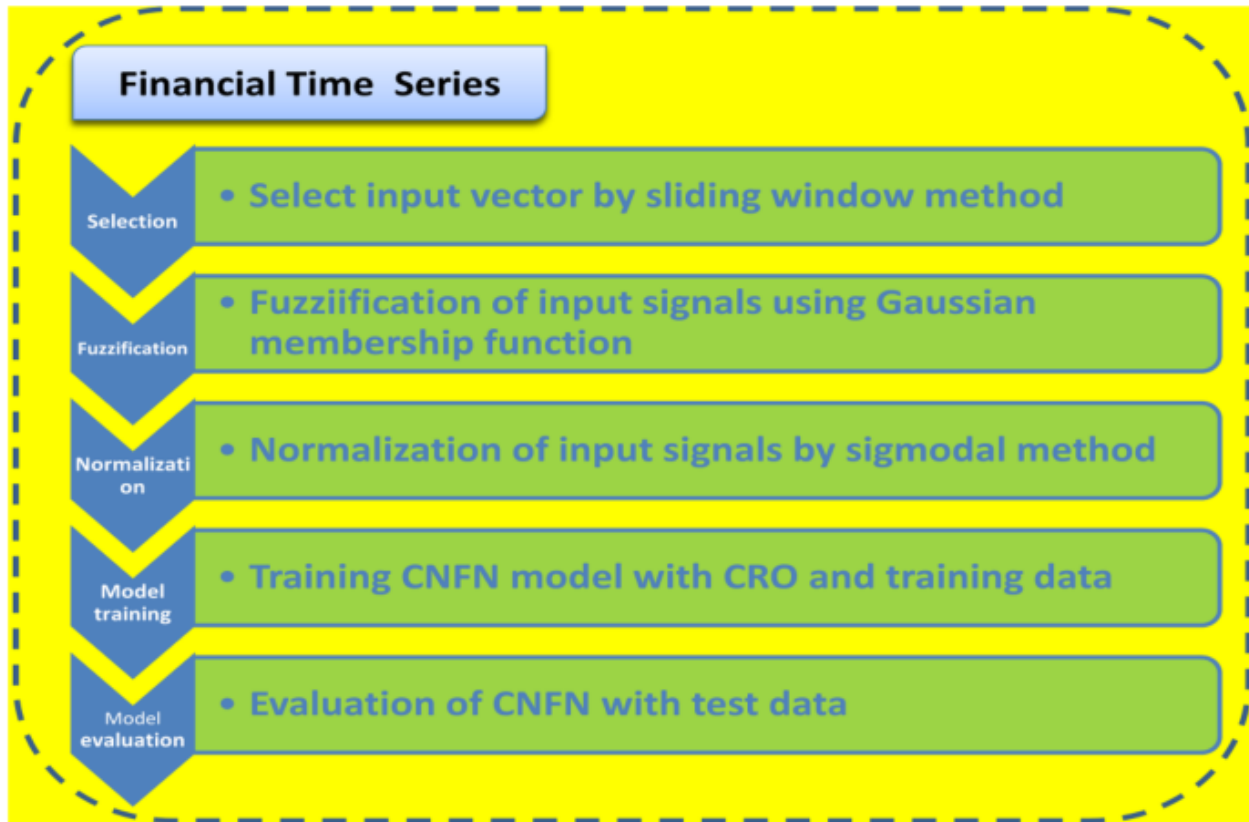


FIGURE 3
MLP BASED PREDICTOR

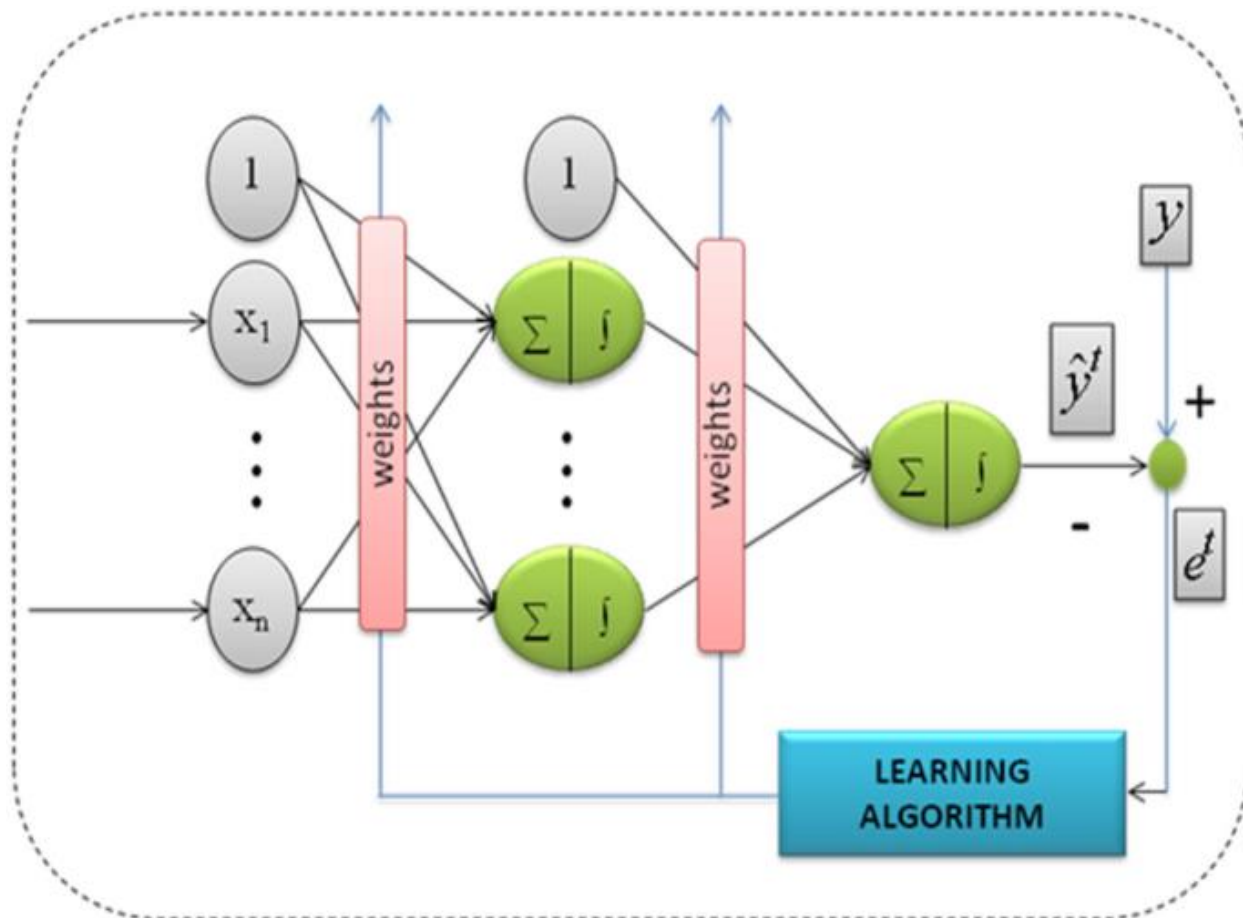


FIGURE 4
ARCHITECTURE OF CNN BASED FORECASTING MODEL

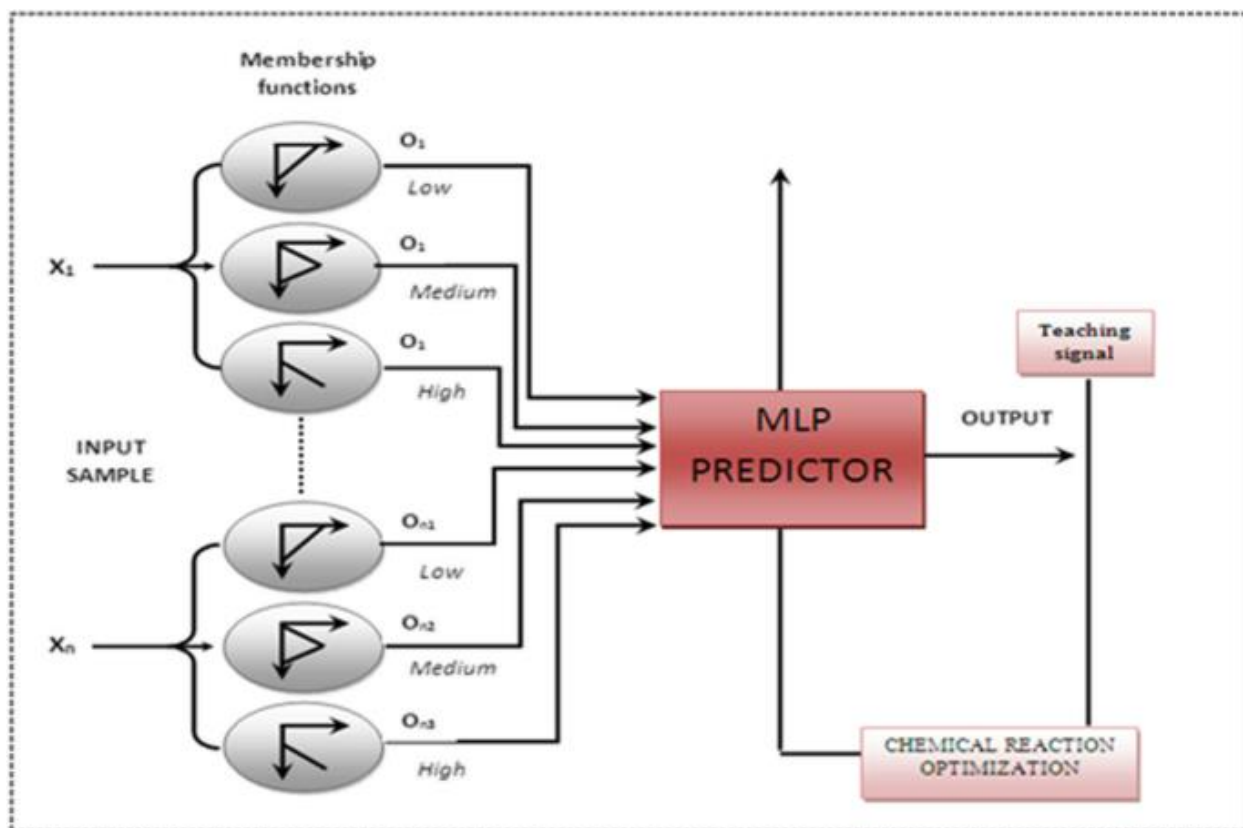


FIGURE 5
 REACTANT REPRESENTATIONS FOR CNFN MODEL

Weight Values								Bias Values	
Input and Hidden Layer				Hidden and Output Layer				Hidden	Output
V_{11}	V_{12}	...	V_{NM+H}	W_1	W_2	...	W_H	B_0	B_1

FIGURE 6
 DAILY CLOSING INDICES OF NASDAQ, BSE, DJIA, FTSE, AND TAIEX STOCK MARKET
 DURING 01 JANUARY 2003 TO 12 SEPTEMBER 2016

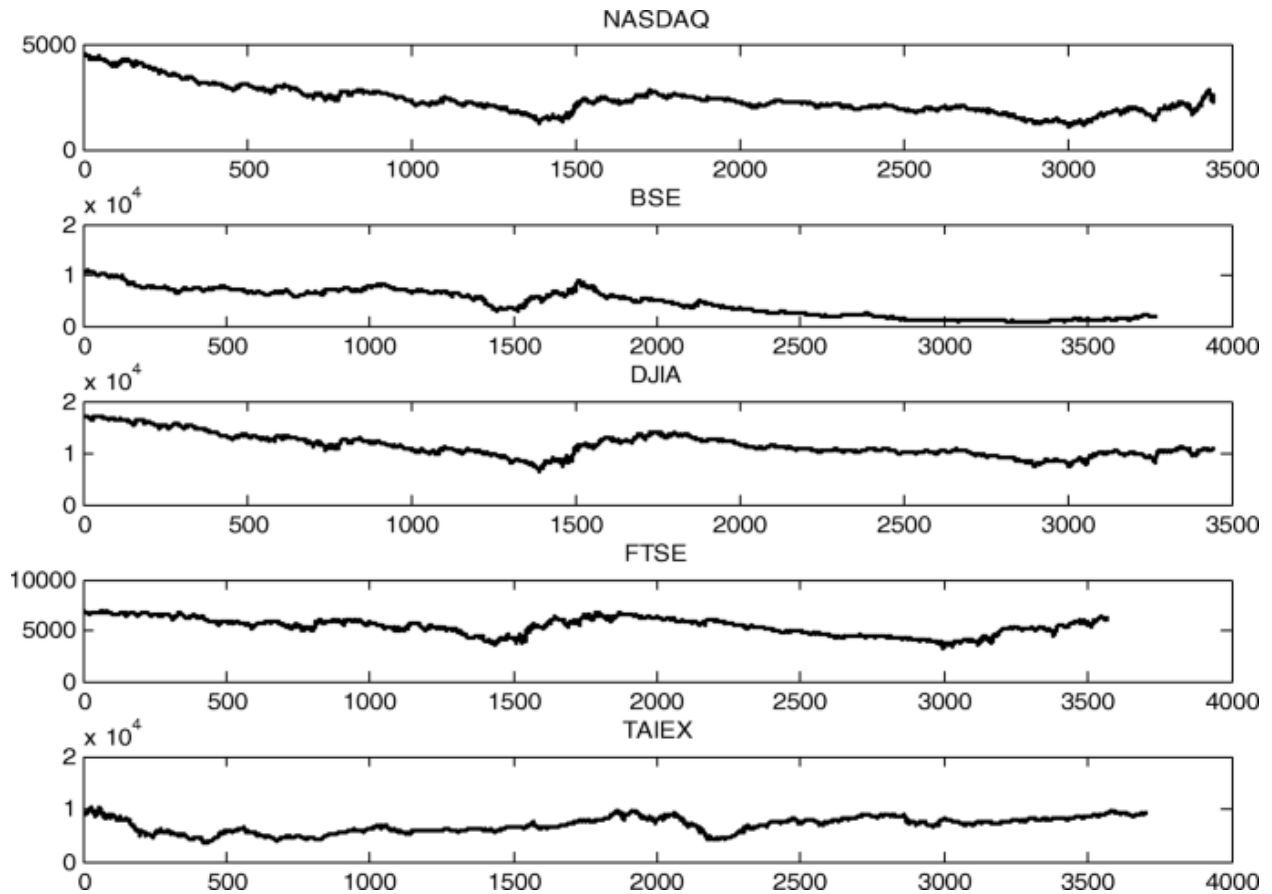


FIGURE 7
HISTOGRAM OF DAILY RETURNS OF THE BSE (LEFT) AND TAIEX (RIGHT) AGAINST
THE THEORETICAL NORMAL DISTRIBUTION

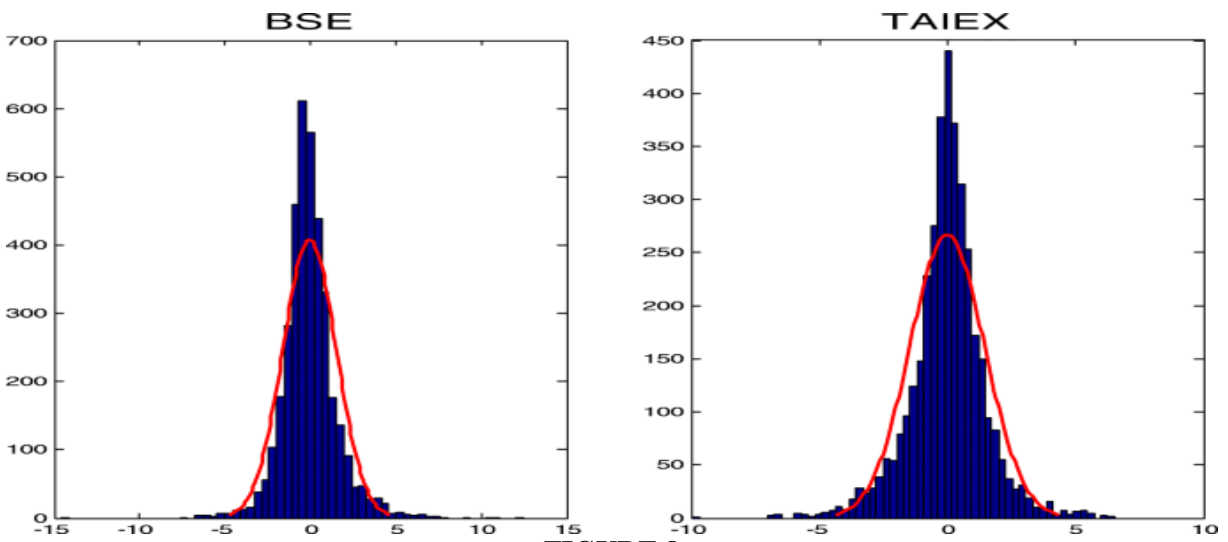


FIGURE 8
TRAINING WINDOW GENERATION FOR ONE-DAY-AHEAD FORECASTING



FIGURE 9
TRAINING WINDOW GENERATION FOR ONE-MONTH-AHEAD FORECASTING



FIGURE 10
MAPE GENERATED BY ALL MODELS FROM ALL DATASETS (ONE-DAY-AHEAD)

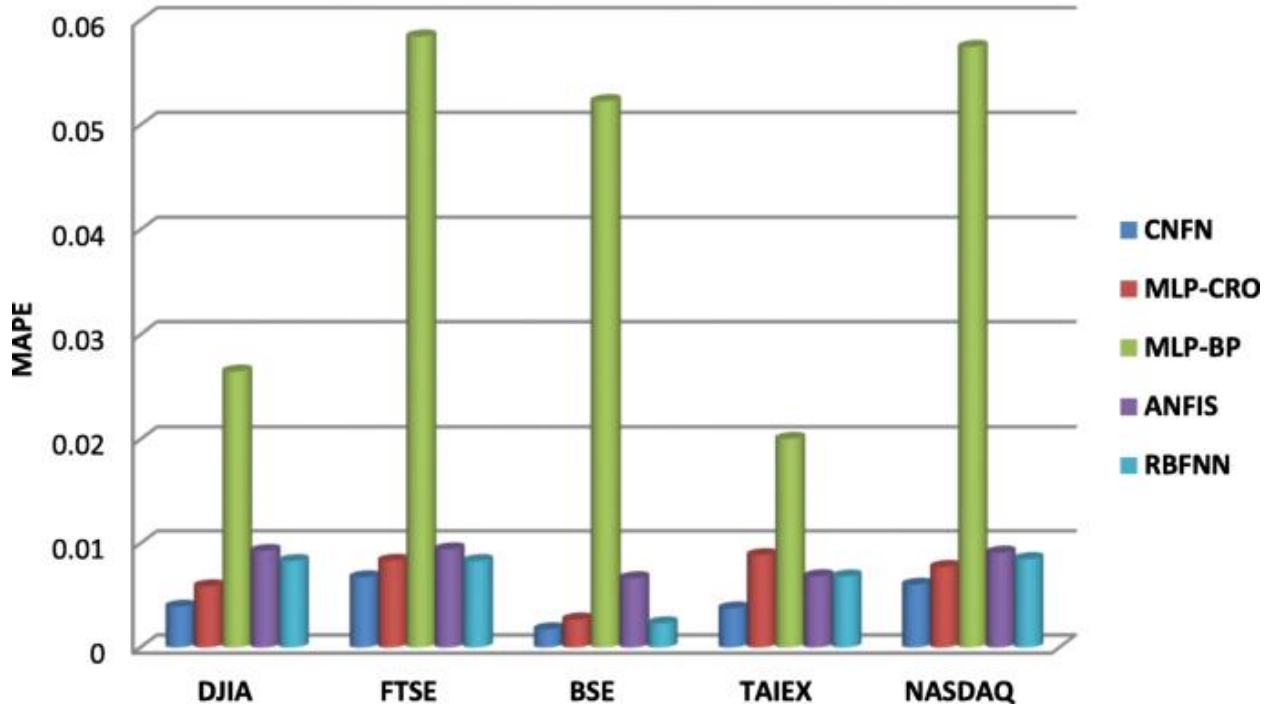


FIGURE 11
ARV GENERATED BY ALL MODELS FROM ALL DATASETS (ONE-DAY-AHEAD)

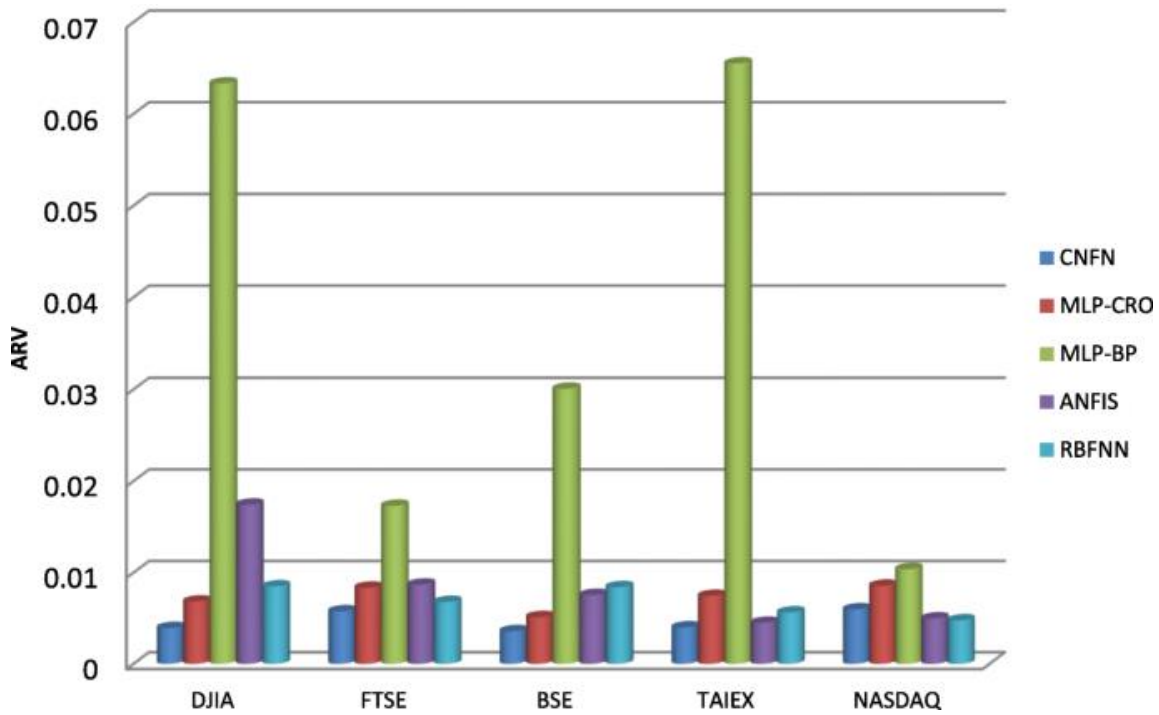


FIGURE 12
MAPE GENERATED BY ALL MODELS FROM ALL DATASETS (ONE-MONTH-AHEAD)

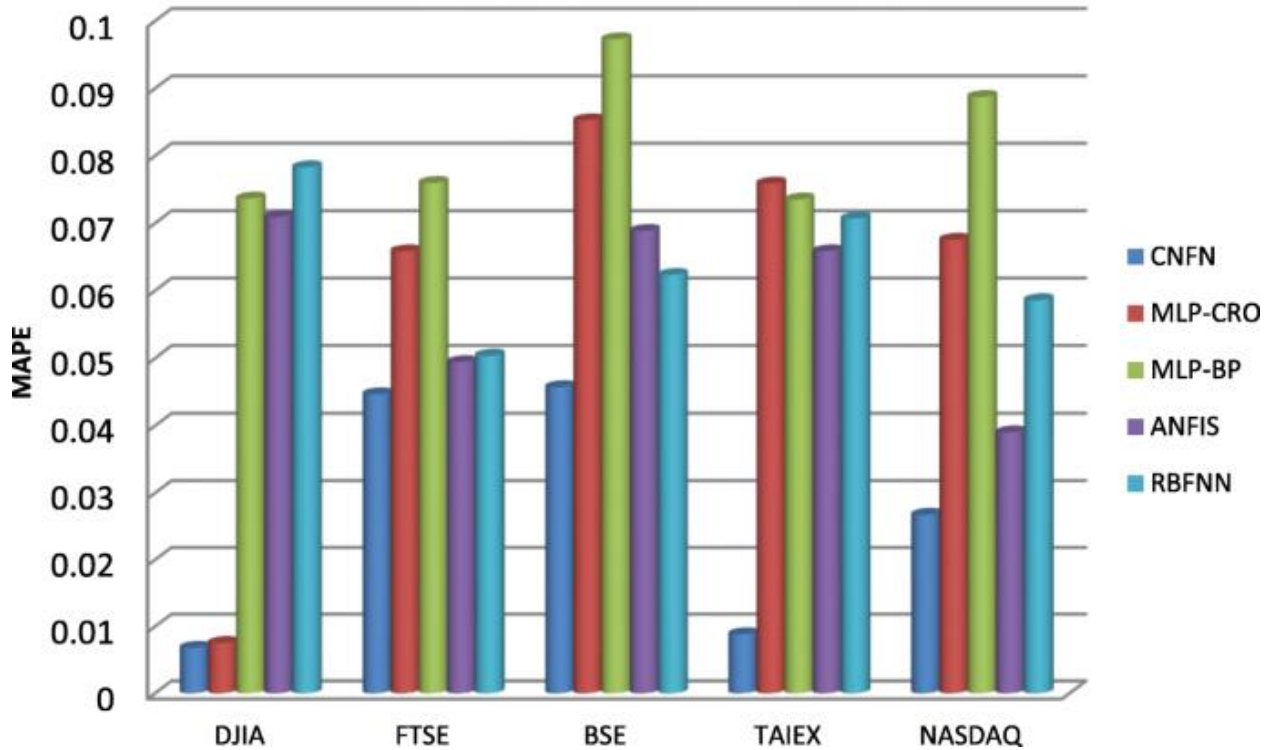


FIGURE 13
ARV GENERATED BY ALL MODELS FROM ALL DATASETS (ONE-MONTH-AHEAD)

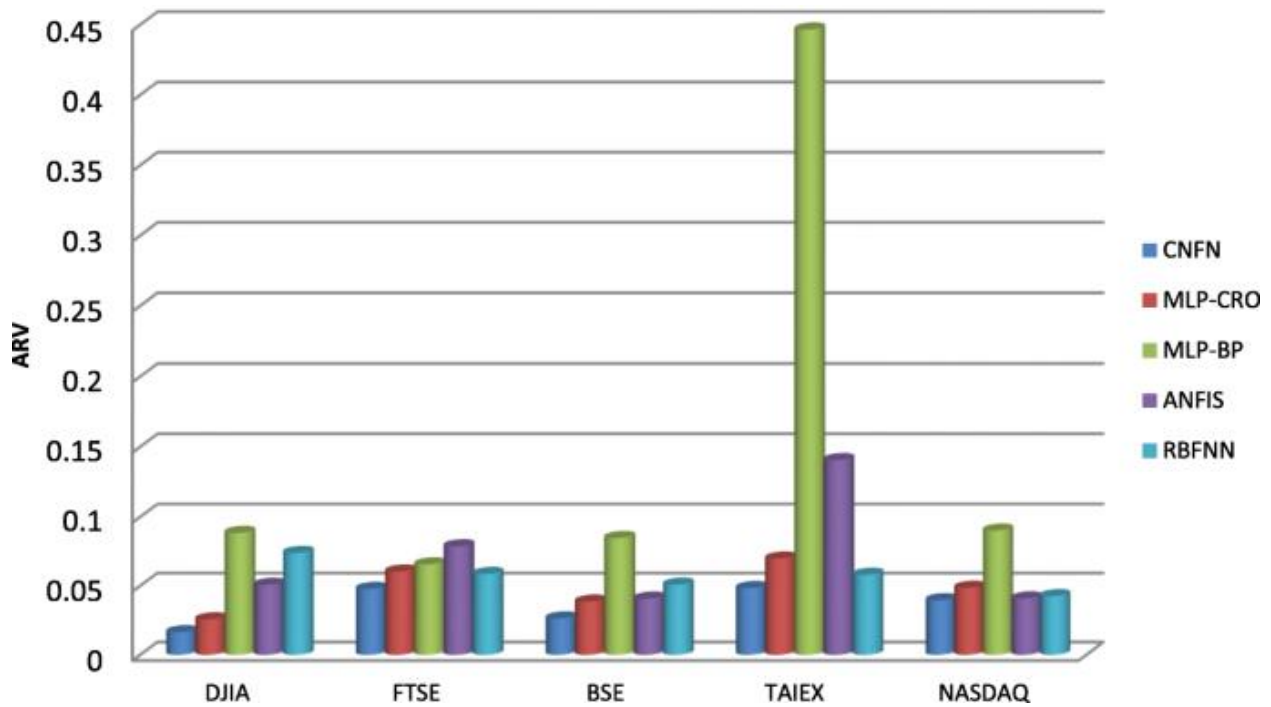


FIGURE 14
ESTIMATED V/S ACTUAL CLOSING PRICES BY CNFN FORECASTING MODEL FOR DJIA STOCK MARKET DATA

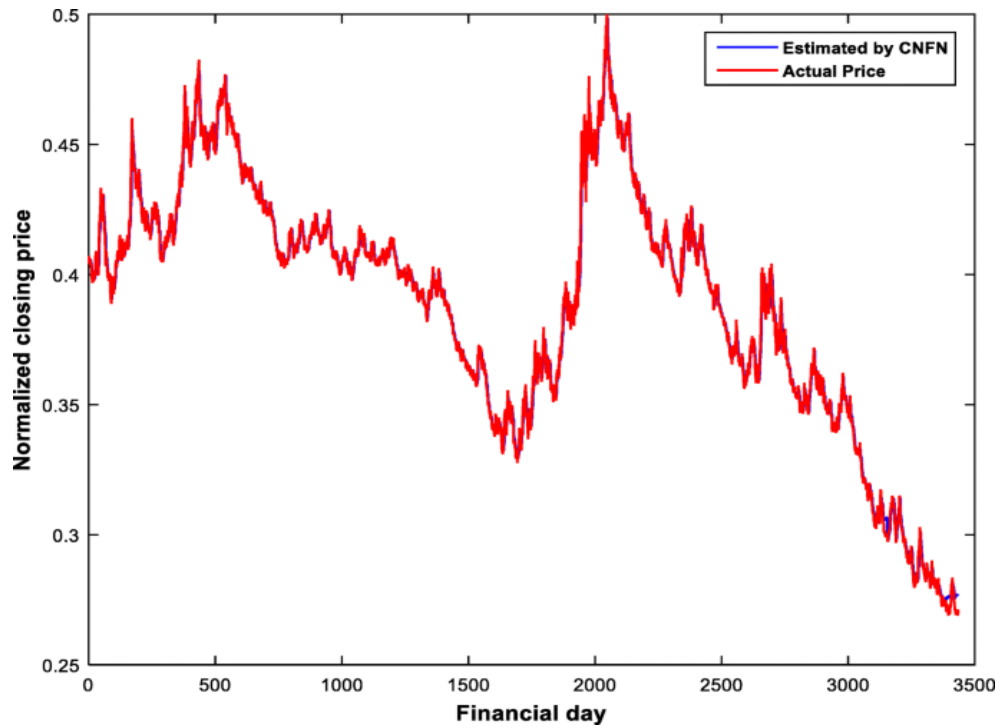


FIGURE 15
ESTIMATED V/S ACTUAL CLOSING PRICES BY CNFN FORECASTING MODEL FOR NASDAQ STOCK MARKET DATA

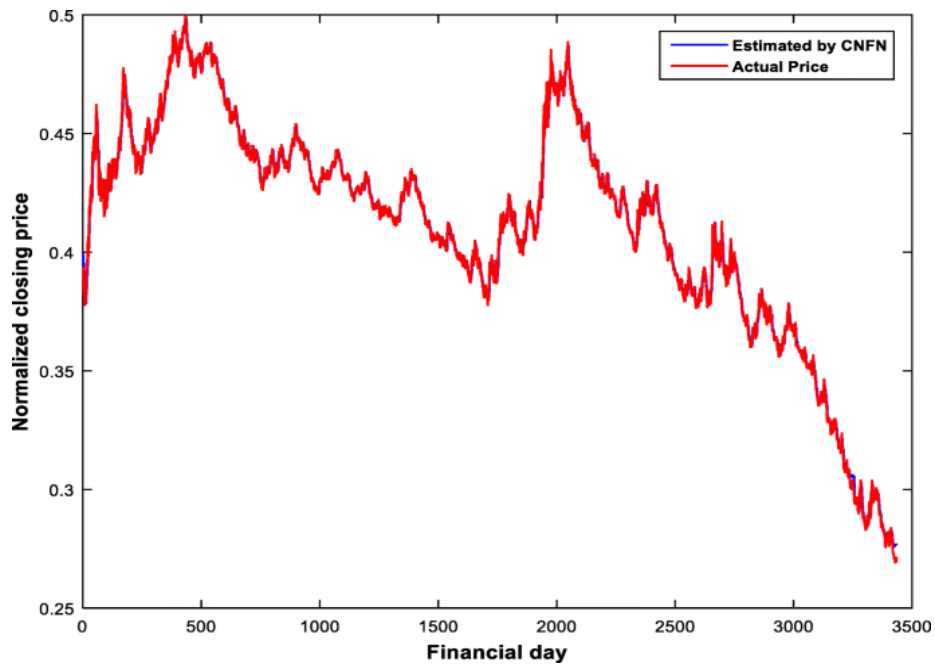


FIGURE 16
ESTIMATED V/S ACTUAL CLOSING PRICES BY CNFN FORECASTING MODEL FOR BSE STOCK MARKET DATA

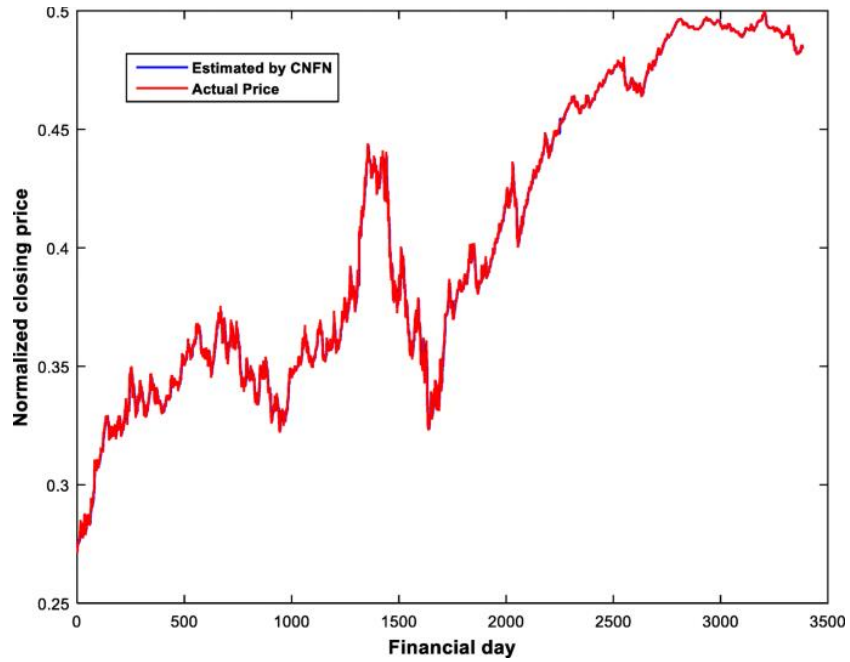


FIGURE 17
ESTIMATED V/S ACTUAL CLOSING PRICES BY CNFN FORECASTING MODEL FOR FTSE
STOCK MARKET DATA

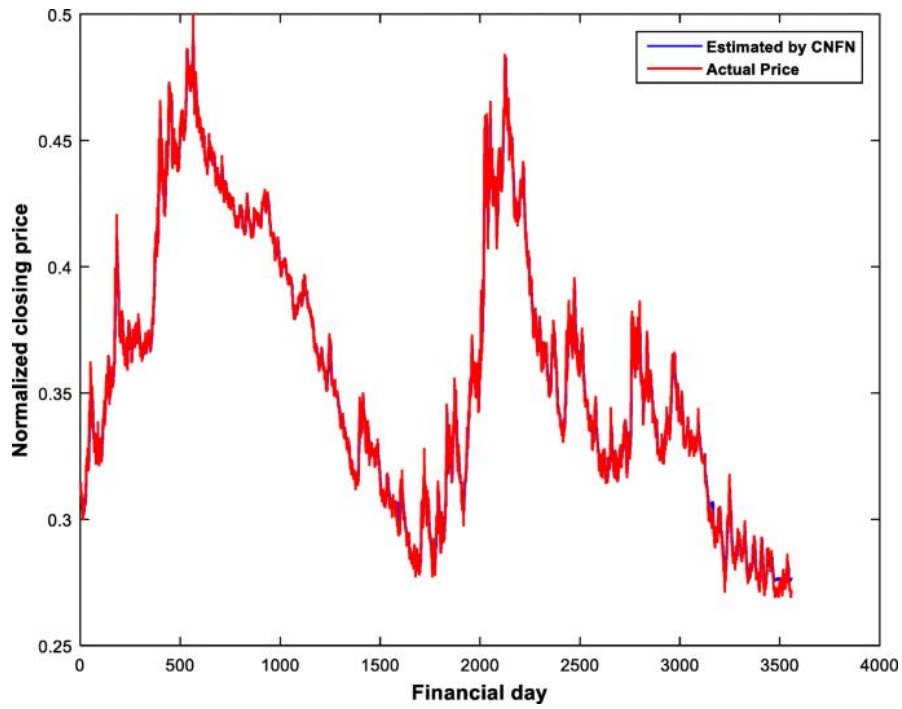
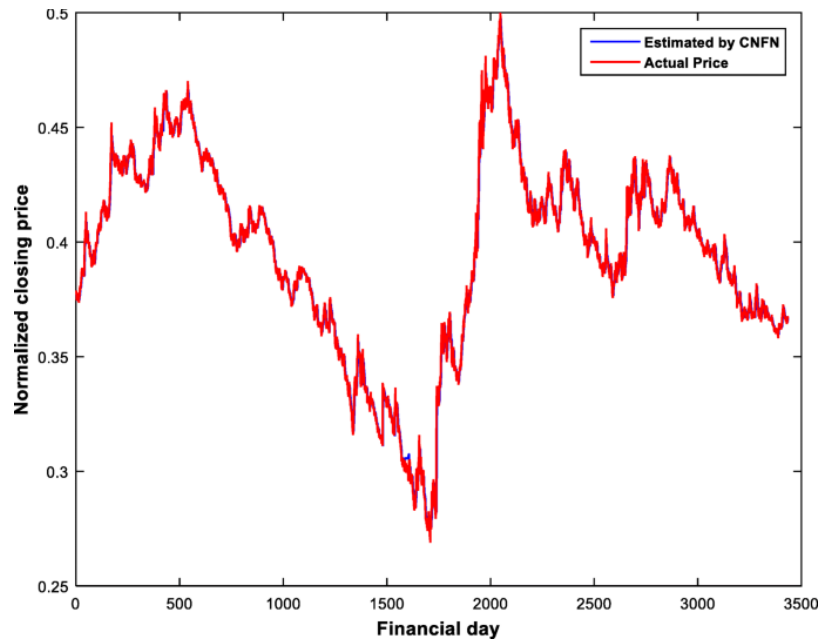


FIGURE 18
ESTIMATED V/S ACTUAL CLOSING PRICES BY CNFN FORECASTING MODEL FOR
TAIEX STOCK MARKET DATA



REFERENCES

- Abbasi E, Abouec A (2008) Stock price forecast by using neuro-fuzzy inference system. *Proceedings of World Academy of Science. Eng Technol* 36:320–323
- Abraham A, Nath B, Mahanti PK (2001) Hybrid intelligent systems for stock market analysis. In: *International Conference on Computational Science*. Springer, Berlin, pp 337–345
- Addo P, Guegan D, Hassani B (2018) Credit risk analysis using machine and deep learning models. *Risks* 6(2):38
- Adhikari R, Agrawal RK (2014) A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting. *Neural Comput Appl* 24(6):1441–1449
- Alalaya MM, Al Rawashdeh HA, Alkhateb A (2018) Combination Method between Fuzzy Logic and Neural Network Models to Predict Amman Stock Exchange. *Open J Bus Manag* 6(03):632
- Alatas B (2011) ACROA: artificial chemical reaction optimization algorithm for global optimization. *Expert Syst Appl* 38(10):13,170–13,180
- Alatas B (2012) A novel chemistry based metaheuristic optimization method for mining of classification rules. *Expert Syst Appl* 39(12):11,080–11,088
- Aminian F, Suarez ED, Aminian M, Walz DT (2006) Forecasting economic data with neural networks. *Comput Econ* 28(1):71–88
- Atsalakis GS, Valavanis KP (2009) Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Expert Syst Appl* 36(3):10,696–10,707
- Blinova TO (2007) Analysis of possibility of using neural network to forecast passenger traffic flows in Russia. *Aviation* 11(1):28–34
- Board, F. S. (2017). Artificial intelligence and machine learning in financial services. November, available at: <http://www.fsb.org/2017/11/artificialintelligence-and-machine-learning-in-financialservice/>(Accessed 30 Jan 2018).
- Boyacioglu MA, Avci D (2010) An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of Istanbul Stock Exchange. *Expert Syst Appl* 37:7908–7912
- Calderon TG, Cheh JJ (2002) A roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment. *Int J Account Inf Syst* 3(4):203–236

- Castellano G, Castiello C, Fanelli AM, Jain L (2007) Evolutionary neuro-fuzzy systems and applications. *Advances in evolutionary computing for system design, studies in computational intelligence*, vol 66. Springer, Verlag, pp 11–45
- Chandra DK, Ravi V, Bose I (2009) Failure prediction of dotcom companies using hybrid intelligent techniques. *Expert Syst Appl* 36(3):4830–4837
- Chow JC (2018) Analysis of Financial Credit Risk Using Machine Learning. arXiv preprint arXiv 1802:05326
- Darbellay GA, Slama M (2000) Forecasting the short-term demand for electricity: Do neural networks stand a better chance? *Int J Forecasting* 16(1):71–83
- Daubie M, Meskens N (2002) Business failure prediction: a review and analysis of the literature. In: *New trends in banking management*. Physica, Heidelberg, pp 71–86
- Diebold FX, Mariano RS (2002) Comparing predictive accuracy. *J Bus Econ Stat* 20(1):134–144
- Dubois D, Prade H (1980) *Fuzzy sets and systems: theory and applications*. Academic Press, New York, pp 255–348
- Ecer F (2013) Comparing the bank failure prediction performance of neural networks and support vector machines: The Turkish case. *Economic Research-Ekonomiska istraživanja* 26(3):81–98
- Enke D, Thawornwong S (2005) The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Syst Appl* 29:927–940
- Esfahanipour A, Aghamiri W (2010) Adapted Neuro-Fuzzy Inference System on indirect approach TSK fuzzy rule base for stock analysis, *Expert Systems with Applications*, vol 37, pp 4742–4748
- Fouladvand S, Salavati S, Masajedi P, Ghanbarzadeh A (2015) A modified neuro-evolutionary algorithm for mobile robot navigation: Using fuzzy systems and combination of artificial neural networks. *Int J Knowl Based Intell Eng Syst* 19(2):125–133
- Ghosh A, Shankar BU, Meher SK (2009) A novel approach to Neuro-fuzzy classification. *Neural Network* 22(1):100–109
- Gu S, Kelly B, Xiu D (2018) Empirical asset pricing via machine learning (No. w25398). National Bureau of Economic Research
- Guan H, Dai Z, Zhao A, He J (2018) A novel stock forecasting model based on High-order-fuzzy-fluctuation Trends and Back Propagation Neural Network. *PloS one* 13(2):e0192366
- Harvey D, Leybourne S, Newbold P (1997) Testing the equality of prediction mean squared errors. *Int J Forecasting* 13(2):281–291
- Hsu MW, Lessmann S, Sung MC, Ma T, Johnson JE (2016) Bridging the divide in financial market forecasting: machine learners vs. financial economists. *Expert Syst Appl* 61:215–234
- James JQ, Lam AY, Li VO (2011) Evolutionary artificial neural network based on chemical reaction optimization. In: *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*, pp 2083–2090 IEEE
- Keles_ A, Keles_ A (2013) Extracting fuzzy rules for diagnosis of breast cancer. *Turkish J Electrical Eng Comput Sci* 21(1):1495–1503
- Kotha KK, Sahu B (2016) Macroeconomic factors and the Indian stock market: Exploring long and short run relationships. *Int J Econ Financ Issues* 6(3):1081–1091
- Kou G, Chao X, Peng Y, Alsaadi FE, Herrera-Viedma E (2019) Machine learning methods for systemic risk analysis in financial sectors. *Technol Econ Dev Economy*:1–27
- Kou G, Peng Y, Wang G (2014) Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. *Inf Sci* 275:1–12
- Kuo RJ, Chen CH, Hwang YC (2001) An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy Sets Systems*, vol 118, pp 21–24
- Lam AY, Li VO (2010) Chemical reaction optimization for cognitive radio spectrum allocation. In: *2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM 2010*, pp 1–5 IEEE
- Lam AY, Li VO (2012) Chemical reaction optimization: A tutorial. *Memetic Computing* 4(1):3–17
- Lam AY, Li VO, James JQ (2012) Real-coded chemical reaction optimization. *IEEE Trans Evol Comput* 16(3):339–353

- Lam AY, Xu J, Li VO (2010) Chemical reaction optimization for population transition in peer-to-peer live streaming. In: IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp 1–8 IEEE
- Li G, Kou G, Peng Y (2016) A group decision making model for integrating heterogeneous information. *IEEE Transact Syst Man Cybern Syst* 48(6):982–992
- Liu B (2004) Uncertainty theory: an introduction to its axiomatic foundations. Springer, Berlin, pp 191–346
- Mostafa MM (2004) Forecasting the Suez Canal traffic: a neural network analysis. *Marit Policy Manag* 31(2):139–156
- Mostafa MM (2010) Forecasting stock exchange movements using neural networks: Empirical evidence from Kuwait. *Expert Syst Appl* 37(9):6302–6309
- Najafzadeh M, Barani GA, Hessami-Kermani MR (2015) Evaluation of GMDH networks for prediction of local scour depth at bridge abutments in coarse sediments with thinly armored beds. *Ocean Eng* 104:387–396
- Najafzadeh M, Bonakdari H (2016) Application of a neuro-fuzzy GMDH model for predicting the velocity at limit of deposition in storm sewers. *Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice* 8(1):06016003
- Najafzadeh M, Saberi-Movahed F (2018) GMDH-GEP to predict free span expansion rates below pipelines under waves. *Mar Georesources Geotechnol*:1–18
- Najafzadeh M, Saberi-Movahed F, Sarkamaryan S (2018) NF-GMDH-Based self-organized systems to predict bridge pier scour depth under debris flow effects. *Mar Georesources Geotechnol* 36(5):589–602
- Nayak J, Naik B, Behera HS (2015) A novel chemical reaction optimization based higher order neural network (CRO-HONN) for nonlinear classification. *Ain Shams Eng J* 6(3):1069–1091
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2012) Stock index prediction with neuro-genetic hybrid techniques. *Int J Comput Sci Inform* 2:27–34
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2013) Hybridizing chemical reaction optimization and artificial neural network for stock future index forecasting. In: 2013 1st International Conference on Emerging Trends and Applications in Computer Science, pp 130–134 IEEE
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2014) Impact of data normalization on stock index forecasting. *Int J Comp Inf Syst Ind Manag Appl* 6:357–369
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2016) Efficient forecasting of financial time-series data with virtual adaptive neuro-fuzzy inference system. *Int J Bus Forecasting Mark Intell* 2(4):379–402
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2017a) Artificial chemical reaction optimization of neural networks for efficient prediction of stock market indices. *Ain Shams Eng J* 8(3):371–390
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2017b) Artificial chemical reaction optimization based neural net for virtual data position exploration for efficient financial time series forecasting. *Ain Shams Eng J*
- Nayak SC, Misra BB, Behera HS (2018) ACFLN: artificial chemical functional link network for prediction of stock market index. *Evolving Systems*:1–26
- Niaki STA, Hoseinzade S (2013) Forecasting S&P 500 index using artificial neural networks and design of experiments. *J Ind Eng Int* 9(1):1
- Pan B, Lam AY, Li VO (2011) Network coding optimization based on chemical reaction optimization. In: 2011 IEEE Global Telecommunications Conference-GLOBECOM 2011, pp 1–5 IEEE
- Quek C (2005) Predicting the impact of anticipator action on US stock market – An event study using ANFIS (a neural fuzzy model). *Comput Intell* 23:117–141
- Rahman, P. A., Panchenko, A. A., & Safarov, A. M. (2017). Using neural networks for prediction of air pollution index in industrial city. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science (Vol. 87, No. 4, p. 042016). IOP Publishing.
- Romahi Y, Shen Q (2000) Dynamic financial forecasting with automatically induced fuzzy associations. In: Ninth IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE 2000, vol 1, pp 493–498 (Cat. No. 00CH37063). IEEE

- Shaverdi M, Fallahi S, Bashiri V (2012) Prediction of Stock Price of Iranian Petrochemical Industry using GMDH-Type Neural Network and Genetic Algorithm. *Appl Math Sci* 6(7):319–332
- Singh VK, Kumar P, Singh BP, Malik A (2016) A comparative study of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) and multiple linear regression (MLR) for rainfall-runoff modelling. *Int J Sci Nat* 7(4):714–723
- Tomczak JM, Zięba M (2015) Classification restricted Boltzmann machine for comprehensible credit scoring model. *Expert Syst Appl* 42(4):1789–1796
- Truong TK, Li K, Xu Y (2013) Chemical reaction optimization with greedy strategy for the 0–1 knapsack problem. *Applied Soft Comput* 13(4):1774–1780
- Turchenko, V., Beraldi, P., De Simone, F., & Grandinetti, L. (2011). Short-term stock price prediction using MLP in moving simulation mode. In *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (Vol. 2, pp. 666–671)*. IEEE.
- Ture M, Kurt I (2006) Comparison of four different time series methods to forecast hepatitis A virus infection. *Expert Syst Appl* 31:41–46
- Xu J, Lam AY, Li VO (2010) Chemical reaction optimization for the grid scheduling problem. In: 2010 IEEE International Conference on Communications, pp 1–5 IEEE
- Xu J, Lam AY, Li VO (2011a) Stock portfolio selection using chemical reaction optimization. In: *Proceedings of International Conference on Operations Research and Financial Engineering (ICORFE 2011)*, pp 458–463
- Xu J, Lam AY, Li VO (2011b) Chemical reaction optimization for task scheduling in grid computing. *IEEE Transact Parallel Distributed Syst* 22(10):1624–1631
- Yu L, Wang S, Lai KK (2009) A neural-network-based nonlinear metamodeling approach to financial time series forecasting. *Appl Soft Comput* 9(2):563–574
- Yunos ZM, Shamsuddin SM, Sallehuddin R (2008) Data Modeling for Kuala Lumpur Composite Index with ANFIS. In: *Second Asia international conference on modeling and simulation, AICMS 08, Kuala Lumpur*, pp 609–614
- Zadeh L (1965) A. Fuzzy sets. *Inf Control* 8(3):338–353
- Zhang GP (2003) Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing* 50(2003):159–175
- Zhang H, Kou G, Peng Y (2019) Soft consensus cost models for group decision making and economic interpretations. *Eur J Oper Res* 277(3):964–980
- Zhong X, Enke D (2017) Forecasting daily stock market return using dimensionality reduction. *Expert Syst Appl* 67:126–139
- Zhuo W, Li-Min J, Yong Q, Yan-Hui W (2007) Railway passenger traffic volume prediction based on neural network. *Appl Artif Intell* 21(1):1–10

TRANSLATED VERSION: SPANISH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUCIDA: ESPAÑOL

A continuación se muestra una traducción aproximada de las ideas presentadas anteriormente. Esto se hizo para dar una comprensión general de las ideas presentadas en el documento. Por favor, disculpe cualquier error gramatical y no responsabilite a los autores originales de estos errores.

INTRODUCCIÓN

La previsión del comportamiento del mercado de valores es bastante incierta debido a la alta volatilidad del mercado, la no linealidad, sus complejos sistemas dinámicos y la naturaleza variable del tiempo de los mercados. Además, los mercados responderán arbitrariamente a los cambios en el clima político actual y otros factores macroeconómicos (Hsu et al., 2016; Kotha & Sahu, 2016). Estas características del mercado de valores deben capturarse y contabilizarse en modelos para establecer técnicas inteligentes para la previsión de precios de mercado. Lograr la mejor precisión de previsión con el menor volumen de datos de entrada y la arquitectura de modelos menos complejos es el objetivo clave de los analistas de mercado, los analistas y los investigadores (Nayak et al., 2018). Los investigadores del mercado de valores se centran en el desarrollo de modelos/metodologías para pronosticar precios de manera efectiva, con el objetivo de maximizar los beneficios a través de estrategias comerciales adecuadas. Sin embargo, en realidad, este es un trabajo crítico, exigente y desafiante.

Los primeros enfoques para resolver de manera realista este problema mediante la observación de las leyes ocultas de los datos reales de los índices bursátiles se basaron en las veracidades de los modelos estadísticos y computacionales (Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014). En los últimos años, ha habido un enorme desarrollo en el campo de la inteligencia artificial y las metodologías de computación blanda, incluidas las redes neuronales artificiales (ANN), algoritmos evolutivos y sistemas difusos. Se han aplicado técnicas de minería de datos recientemente desarrolladas y avances en las capacidades de inteligencia computacional para construir sistemas de información inteligentes para modelar sistemas no lineales complejos, dinámicos y multivariantes (Nayak et al., 2018; Adhikari & Agrawal, 2014). En particular, las metodologías de computación blanda se han aplicado con éxito a áreas como la clasificación de datos (Alatas, 2011; Alatas, 2012; Nayak et al., 2015), previsión financiera (Nayak et al., 2018), calificación crediticia (Addo et al., 2018; Tomczak & Zisba, 2015; Chow, 2018), gestión de carteras (Xu et al., 2011a), predicción de fallos empresariales y evaluación del nivel de riesgo (Daubie & Meskens, 2002; Chandra et al., 2009), y se ha encontrado para producir resultados significativamente mejores. Los ANN han demostrado ser un procedimiento de modelado eficaz en la previsión del mercado de valores cuando el mapeo de entrada y salida contiene regularidades y excepciones (Nayak et al., 2018; Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014; Gu et al., 2018; Junta Directiva, 2017). Los ANN también permiten un ajuste adaptable del modelo, sus parámetros y la descripción no lineal del problema. Los mercados bursátiles, caracterizados por el caos y la incertidumbre, también se comportan con regularidades y excepciones en términos de datos. Las ventajas de las ANN los han convertido en el centro de atención para los investigadores que desarrollan modelos de predicción basados en redes neuronales para la predicción del mercado de valores.

Los perceptrones multicapa (MLP) son los modelos más fiables y utilizados entre las metodologías ANN. El procesamiento no lineal de elementos y la interconectividad masiva son las características más importantes de un MLP. Algunas aplicaciones exitosas de los MLP incluyen la previsión de series temporales financieras (Yu et al., 2009), el análisis de tendencias de mercado (Turchenko et al., 2011), la previsión de datos macroeconómicos (Aminian et al., 2006) y la predicción del movimiento bursátil (Mostafa, 2010). Estos estudios establecen la capacidad de generalización y la precisión de predicción mejorada de los métodos de predicción basados en MLP. Otras aplicaciones de los MLP también se encuentran en el tráfico ferroviario (Zhuo et al., 2007), el tráfico aéreo de pasajeros (Blinova, 2007) y la predicción del tráfico marítimo (Mostafa, 2004). De la literatura, también se puede observar que los MLP se han aplicado con éxito a la previsión de la demanda de consumo de carga eléctrica a corto plazo (Darbellay & Slama, 2000) y la contaminación del aire (Rahman et al., 2017). Los MLP generalmente se entrenan con la retropropagación de algoritmos de aprendizaje de errores. Sin embargo, el sufrimiento de la convergencia lenta, el apegarse a los mínimos locales y las complejidades computacionales son los inconvenientes bien conocidos de los MLP basados en el aprendizaje de backpropagation (Calderón & Cheh, 2002). En la actualidad, no existe un método formal para derivar una red MLP optimizada para una determinada tarea de clasificación o predicción (Ecer, 2013). Para superar los mínimos locales, se pueden agregar más nodos consecutivamente a las capas ocultas. Múltiples capas ocultas y más neuronas en cada capa pueden aumentar la complejidad computacional del modelo. Por lo tanto, no hay un método directo para decidir sobre la estructura óptima de MLP para resolver un problema en particular. El proceso de refinación puede sufrir de tiempo computacional alargado, realizado a través de pruebas iterativas de una

gama de parámetros arquitectónicos y la adopción de la arquitectura más exitosa. Definir la arquitectura y los parámetros óptimos para un MLP es una cuestión de experimentación, que es computacionalmente costosa. Con el fin de eludir las limitaciones del aprendizaje basado en el gradiente, se han desarrollado y aplicado con éxito varias técnicas de aprendizaje inspiradas en la naturaleza en la literatura. Sin embargo, su rendimiento depende esencialmente de ajustar con precisión varios parámetros de control específicos del algoritmo. Elegir los parámetros de control adecuados es una tarea difícil y requiere una intervención humana intensiva. La selección inapropiada de parámetros de algoritmo puede aumentar la carga computacional o aterrizar el modelo en óptima local. Por lo tanto, adoptar una técnica de optimización que requiera muy pocos parámetros de control sin perder rendimiento puede ser una mejor opción para resolver problemas del mundo real. A partir de una revisión de la investigación existente sobre la previsión del mercado de valores, se observa que 1) lograr una precisión de previsión superior mediante la adaptación de modelos menos complejos es un área importante de la investigación actual, y 2) con el objetivo de pronosticar mejor las precisiones, los investigadores están avanzando hacia la adopción de modelos híbridos de redes neuronales con un gran número de algoritmos de optimización de búsqueda evolutiva.

Los sistemas de lógica difusa (FL) son eficaces en el modelado de relaciones de parámetros de entrada-salida y en proceso. El concepto de lógica difusa fue introducido por Lotfi Zadeh (Zadeh, 1965) como una forma de procesar datos al permitir la pertenencia a conjuntos parciales en lugar de la membresía de conjuntos nítidos. La esencia de la teoría de conjuntos difusos radica en su capacidad para manejar información vaga, ambigua e imprecisa, a diferencia de las teorías clásicas establecidas y probabilísticas, que sólo pueden manejar información dicotómica o booleana. Tanto las ANN como la FL han sido ampliamente utilizadas por los investigadores en el modelado para describir el pensamiento humano y el razonamiento en un marco matemático (Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980). La integración de ANN y FL proporciona un efecto más sinérgico que cualquiera de los dos utilizados individualmente. La ventaja del aprendizaje ANN y las reglas difusas "if-then" con funciones de pertenencia adecuadas se hibridan para obtener un alto grado de precisión en la generación de relaciones de entrada y salida no lineales. Estos sistemas híbridos combinan la arquitectura de aprendizaje y conexión de las redes neuronales con la capacidad de razonamiento lógico similar a la humana de los sistemas difusos, aprovechando así ambos aspectos (Zadeh, 1965; Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980; Alalaya et al., 2018; Romahi & Shen, 2000; Abraham et al., 2001; Nayak et al., 2012; Nayak et al., 2016; Guan et al., 2018; Ghosh et al., 2009; Kuo et al., 2001; Esfahanipour & Aghamiri, 2010; Singh et al., 2016; Castellano et al., 2007; Keles_ & Keles_, 2013; Boyacioglu & Avci, 2010; Quek, 2005; Abbasi & Abouec, 2008; Yunos et al., 2008; Atsalakis & Valavanis, 2009; Fouladvand et al., 2015). Las aplicaciones de integraciones neuro-difusas en problemas de minería de datos se describen en la Sección 2.

El método de grupo de manejo de datos (GMDH) es otro enfoque destinado a identificar la estructura funcional de un modelo oculto dentro de los datos empíricos. Utiliza redes de avance de alimentación basadas en funciones de transferencia polinómica a corto plazo, cuyos coeficientes se obtienen mediante regresión, combinados con la emulación de la actividad autoorganizante detrás del aprendizaje de redes neuronales. Investigaciones anteriores muestran que es el modelo óptimo, y tiene una estructura más simple que los modelos neuronales tradicionales con una mayor precisión con conjuntos de datos inexactos, pequeños o ruidosos. Se ha aplicado una red neuronal de tipo GMDH basada en un algoritmo genético (GA) para predecir el índice de precios bursátiles de la industria petroquímica en Irán (Shaverdi et al., 2012). Los resultados obtenidos se encuentran para ser excelentes y altamente eficaz en la predicción de precios de stock. Se propusieron redes de GMDH neurofundotas utilizando algoritmos evolutivos en (Najafzadeh et al., 2018; Najafzadeh & Bonakdari, 2016), y se encontró que los modelos producían predicciones muy precisas. Las redes GMDH desarrolladas utilizando algoritmos de búsqueda gravitacional (GSA), así como algoritmos de optimización de enjambres de partículas (PSO) y de propagación posterior (BP) se han utilizado para predecir el barrido en pilares en camas blindadas, y han producido resultados de predicción precisos (Najafzadeh et al., 2015). Un modelo de programación de expresión génica GMDH (GMDH-GEP) tuvo un buen desempeño en la predicción de las tasas de expansión del intervalo libre por debajo de las tuberías bajo ondas (Najafzadeh & Saberi-Movahed, 2018).

La optimización de la reacción química (CRO) es una técnica de optimización evolutiva inspirada en la naturaleza de las reacciones químicas (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Este método de optimización no requiere una búsqueda local para mejorarlo e incluye capacidades de búsqueda local y global (Alatas, 2011; Alatas, 2012). A diferencia de otras técnicas de optimización, CRO no implica muchos parámetros que se deben especificar al principio. Sólo es necesario definir el número de reactivos iniciales antes de la implementación (Alatas, 2011; Alatas, 2012). A medida que los reactivos iniciales están dispersos en una extensión de búsqueda global factible, se pueden obtener soluciones óptimas con poca iteración; por lo tanto, se logra una reducción significativa en el tiempo computacional. CRO se ha aplicado para resolver muchos problemas con éxito, superando a muchos algoritmos evolutivos existentes. Ha habido algunas aplicaciones de CRO para la minería de datos, la detección de reglas de clasificación y otros dominios (Lam et al., 2012; Lam et al., 2010; Pan et al., 2011; Xu et al., 2010; Xu et al., 2011b; James et al., 2011; Lam & Li, 2010; Truong et al., 2013) así como en la previsión financiera (Nayak et al., 2013; Nayak et al., 2017a; Nayak et al., 2017b), que se discute en la Sección 2.

El objetivo de este estudio es desarrollar un modelo híbrido que pueda pronosticar eficazmente los precios de los índices bursátiles con una precisión más precisa. El modelo híbrido utiliza un MLP con una capa oculta como arquitectura base. Los vectores de entrada se fuzzifiedn aplicando una función de pertenencia gaussiana, y cada entrada está asociada con un grado de pertenencia a diferentes clases, lo que de hecho aumenta la dimensionalidad del vector de entrada. La función de pertenencia gaussiana proporciona una transición más suave entre miembros y no miembros en comparación con las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal. Una vez más, en comparación con una función de pertenencia a campana, tiene menos parámetros, lo que hace que sea más fácil de usar. La robusta capacidad de optimización de CRO, con su bajo número de parámetros de ajuste, nos motivó a adoptarla como técnica de aprendizaje. El CRO ajusta el vector de peso y sesgo del modelo MLP. El modelo de red neurofubiera (CNFN) basado en CRO propuesto se valida pronosticando los índices de cierre diario de los mercados de valores DJIA, BSE, FTSE, TAIEX y NASDAQ. El rendimiento del modelo propuesto se compara con otros modelos, como el MLP basado en CRO (MLPCRO), el MLP basado en la propagación posterior (MLP-BP), el sistema adaptativo de inferencia neurofudada (ANFIS) y la red neuronal funcional de base radial (RBFNN), que se entrenan de forma similar.

Las principales contribuciones de este artículo son las siguientes:

- Propuesta de un marco integrado de ANN y FL.
- Empleo de CRO para ajustar el peso y los vectores de entrada del modelo.
- Análisis de técnicas de última generación para la previsión a corto y largo plazo de los precios reales de cierre de las acciones.
- Riguroso análisis cuantitativo utilizando cinco de las últimas técnicas sobre datos de cinco mercados bursátiles durante un período de 13 años y 8 meses.
- Validación estadística de la hipótesis que indica una diferencia significativa entre los modelos propuestos y comparativos.
- Entrenamiento de modelos adaptable para reducir el costo computacional del modelo de previsión.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. La investigación relacionada se explora en la Sección 2. La CRO se discute a fondo en la Sección 3. La sección 4 presenta el enfoque propuesto del CNFN. Los resultados experimentales se resumen en la Sección 5, y se lleva a cabo un análisis claro para establecer el modelo propuesto. Por último, la Sección 6 concluye el documento.

CONCLUSIÓN

Este documento propuso un modelo inteligente de red neurofugidiza basada en la optimización de reacciones químicas (CNFN) para capturar la alta volatilidad del mercado, la no linealidad, el dinamismo complejo y la naturaleza variable en el tiempo de los datos del mercado de valores. Para aumentar la

dimensionalidad del espacio del patrón de entrada para una mejor generalización, las señales de entrada al modelo se fuzzifican. Se prueban diferentes métodos de fuzzificación y se encuentra que la función de pertenencia gaussiana es mejor. La función de pertenencia gaussiana permite transiciones más fluidas entre miembros y no miembros en comparación con las funciones de pertenencia triangular y trapezoidal, y tiene menos parámetros que la función de pertenencia a campanas. Cada patrón de entrada generado después de la fuzzificación se asocia con un grado de pertenencia a clases diferentes. El espacio de búsqueda óptimo de este modelo se explora a través de CRO, lo que requiere menos parámetros sintonizables. El modelo DE CNFN propuesto se ha empleado para predicciones a corto y largo plazo de los precios de cierre de cinco índices bursátiles reales durante un período de 13 años y 8 meses. El modelo es adaptable en la naturaleza y utiliza el menor número de precios de cierre de entrada, lo que reduce el tiempo de cálculo. Las motivaciones subyacentes para el uso de CRO en este estudio son superar los problemas de convergencia, configuración de parámetros y ajuste excesivo, así como pronosticar con precisión los datos de series temporales financieras incluso cuando los procesos del sistema subyacentes son típicamente no lineales. Se utilizaron cinco métricas de rendimiento para evaluar el rendimiento del modelo. El rendimiento del modelo también se comparó con el de otros cuatro modelos: los modelos MLP-CRO, MLP-BP, ANFIS y RBFNN, y se encontró que eran significativamente mejores. La prueba Deibold-Mariano también estableció la superioridad del modelo propuesto. El uso de MLP como modelo base en CNFN puede aumentar el cálculo y es una limitación de este modelo. La investigación futura puede incluir el uso de otros métodos difusos de pertenencia y probar la aplicabilidad del modelo propuesto en otros dominios.

TRANSLATED VERSION: FRENCH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUITE: FRANÇAIS

Voici une traduction approximative des idées présentées ci-dessus. Cela a été fait pour donner une compréhension générale des idées présentées dans le document. Veuillez excuser toutes les erreurs grammaticales et ne pas tenir les auteurs originaux responsables de ces erreurs.

INTRODUCTION

La prévision du comportement des marchés boursiers est assez incertaine en raison de la forte volatilité des marchés, de la non-linéarité, de leurs systèmes dynamiques complexes et de la nature variable dans le temps des marchés. En outre, les marchés réagiront arbitrairement aux changements du climat politique actuel et à d'autres facteurs macroéconomiques (Hsu et coll., 2016; Kotha et Sahu, 2016). Ces caractéristiques du marché boursier doivent être capturées et prises en compte dans les modèles afin d'établir des techniques intelligentes pour prévoir les prix du marché. Atteindre la meilleure précision de prévision avec le plus faible volume de données d'entrée et l'architecture de modèle la moins complexe est l'objectif clé des analystes de marché, des prévisionnistes et des chercheurs (Nayak et coll., 2018). Les chercheurs boursiers se concentrent sur l'élaboration de modèles/méthodologies pour prévoir efficacement les prix, dans le but de maximiser les bénéfices grâce à des stratégies de négociation appropriées. Toutefois, en réalité, il s'agit d'un travail critique, exigeant et stimulant.

Les premières approches pour résoudre de façon réaliste ce problème en observant les lois cachées des données réelles sur les indices boursiers étaient fondées sur des vérités dans les modèles statistiques et informatiques (Zhang, 2003; Adhikari et Agrawal, 2014). Ces dernières années, il y a eu un développement énorme dans le domaine de l'intelligence artificielle et des méthodologies informatiques douces, y compris les réseaux neuronaux artificiels (ANN), les algorithmes évolutifs et les systèmes flous. De nouvelles techniques d'exploration de données et des progrès dans les capacités d'intelligence computationnelle ont

été appliqués pour construire des systèmes d'information intelligents pour la modélisation de systèmes non linéaires complexes, dynamiques et multivariés (Nayak et coll., 2018; Adhikari et Agrawal, 2014). En particulier, des méthodologies d'informatique souple ont été appliquées avec succès à des domaines tels que la classification des données (Alatas, 2011; Alatas, 2012; Nayak et coll., 2015), prévisions financières (Nayak et coll., 2018), notation de crédit (Addo et coll., 2018; Tomczak et Zięba, 2015; Chow, 2018), gestion de portefeuille (Xu et coll., 2011a), prévision des défaillances d'entreprise et évaluation du niveau de risque (Daubie et Meskens, 2002; Chandra et coll., 2009), et on a constaté qu'elles produisent des résultats nettement améliorés. Les ANN se sont révélées être une procédure de modélisation efficace dans les prévisions boursières lorsque la cartographie intrants contient à la fois des régularités et des exceptions (Nayak et coll., 2018; Zhang, 2003; Adhikari et Agrawal, 2014; Gu et coll., 2018; conseil d'administration, 2017). Les ANN permettent également de peaufiner adaptativement le modèle, ses paramètres et la description non lignellaire du problème. Les marchés boursiers, caractérisés par le chaos et l'incertitude, se comportent également avec régularités et exceptions en termes de données. Les avantages des ANN en ont fait le centre d'attention des chercheurs qui élaborent des modèles de prévision basés sur le réseau neuronal pour la prévision boursière.

Les perceptrons multicouches (MLP) sont les modèles les plus fiables et les plus fréquemment utilisés parmi les méthodologies ANN. Le traitement non linéaire des éléments et l'interconnectivité massive sont les caractéristiques les plus importantes d'un MLP. Parmi les applications réussies des MLP, mentionnons la prévision des séries de temps financier (Yu et coll., 2009), l'analyse des tendances du marché (Turchenko et coll., 2011), les prévisions de données macroéconomiques (Aminian et coll., 2006) et la prévision des mouvements boursiers (Mostafa, 2010). Ces études établissent la capacité de généralisation et l'exactitude accrue des prévisions basées sur le MLP. D'autres applications des MLP se trouvent également dans le trafic ferroviaire (Zhuo et coll., 2007), le trafic passagers aérien (Blinova, 2007) et les prévisions de trafic maritime (Mostafa, 2004). D'après la littérature, on peut également observer que les MLP ont été appliqués avec succès à la prévision de la demande de consommation de charge électrique à court terme (Darbellay et Slama, 2000) et de la pollution atmosphérique (Rahman et coll., 2017). Les MLP sont généralement formés avec le backpropagation des algorithmes d'apprentissage des erreurs. Cependant, souffrir de la convergence lente, s'en tenir aux minima locaux, et des complexités computationnelles sont les inconvénients bien connus des MLP basés sur l'apprentissage de backpropagation (Calderon et Cheh, 2002). À l'heure actuelle, il n'existe pas de méthode officielle de dérivant d'un réseau MLP optimisé pour une tâche de classification ou de prédiction donnée (Ecer, 2013). Pour surmonter les minima locaux, plus de nœuds peuvent être ajoutés consécutivement aux couches cachées. Plusieurs couches cachées et plus de neurones dans chaque couche peuvent augmenter la complexité computationnelle du modèle. Par conséquent, il n'existe pas de méthode directe pour décider de la structure optimale MLP pour résoudre un problème particulier. Le processus de raffinement peut souffrir d'un temps de calcul allongé, accompli par des tests itératifs d'une gamme de paramètres architecturaux et l'adoption de l'architecture la plus réussie. Définir l'architecture et les paramètres optimaux d'un MLP est une question d'expérimentation, qui est coûteuse sur le plan informatique. Afin de contourner les limites de l'apprentissage basé sur la descente des gradients, plusieurs techniques d'apprentissage inspirées de la nature ont été développées et appliquées avec succès dans la littérature. Toutefois, leurs performances dépendent essentiellement de l'ajustement fin de plusieurs paramètres de contrôle spécifiques à l'algorithme. Le choix de paramètres de contrôle appropriés est une tâche difficile et nécessite une intervention humaine intensive. Une sélection inappropriée des paramètres de l'algorithme peut ajouter à la charge de calcul ou atterrir le modèle dans un optima local. Par conséquent, l'adoption d'une technique d'optimisation qui nécessite très peu de paramètres de contrôle sans perdre de performance peut être un meilleur choix pour résoudre des problèmes réels. À partir d'un examen de la recherche existante sur les prévisions boursières, on observe que 1) atteindre une précision de prévision supérieure en adaptant des modèles moins complexes est un domaine important de la recherche actuelle, et 2) dans le but de mieux prévoir l'exactitude, les chercheurs se dirigent vers l'adoption de modèles hybrides de réseau neuronal avec un grand nombre d'algorithmes d'optimisation de la recherche évolutive.

Les systèmes Fuzzy Logic (FL) sont efficaces dans la modélisation des relations entre les entrées et les paramètres en cours. Le concept de logique floue a été introduit par Lotfi Zadeh (Zadeh, 1965) comme un moyen de traiter les données en permettant l'adhésion partielle ensemble plutôt que l'adhésion nette ensemble. L'essence de la théorie des ensembles floue réside dans sa capacité à traiter des informations vagues, ambiguës et imprécises, contrairement aux théories classiques et probabilistes, qui ne peuvent traiter que des informations dichotomiques ou boolean. Les ANN et fl ont été largement utilisés par les chercheurs dans la modélisation pour décrire la pensée et le raisonnement humains dans un cadre mathématique (Liu, 2004; Dubois et Prade, 1980). L'intégration des ANN et fl fournit un effet plus synergétique que l'un ou l'autre utilisé individuellement. L'avantage de l'apprentissage ANN et des règles floues de « si-alors » avec des fonctions d'adhésion appropriées sont hybridées pour obtenir un degré élevé de précision dans la génération de relations intrants-sorties non linéaires. Ces systèmes hybrides combinent l'architecture d'apprentissage et de connectivité des réseaux neuronaux avec la capacité de raisonnement logique humaine des systèmes flous, profitant ainsi des deux aspects (Zadeh, 1965; Liu, 2004; Dubois et Prade, 1980; Alalaya et coll., 2018; Romahi et Shen, 2000; Abraham et coll., 2001; Nayak et coll., 2012; Nayak et coll., 2016; Guan et coll., 2018; Ghosh et coll., 2009; Kuo et coll., 2001; Esfahanipour et Aghamiri, 2010; Singh et coll., 2016; Castellano et coll., 2007; Keles_ & Keles_, 2013; Boyacioglu et Avci, 2010; Quek, 2005; Abbasi et Abouec, 2008; Yunos et coll., 2008; Atsalakis et Valavanis, 2009; Fouladvand et coll., 2015). Les applications des intégrations neuro-floues dans les problèmes d'exploration de données sont discutées dans la section 2.

La méthode de groupe de traitement des données (GMDH) est une autre approche visant à identifier la structure fonctionnelle d'un modèle caché dans les données empiriques. Il utilise des réseaux d'alimentation en avant basés sur des fonctions de transfert polynomial à court terme, dont les coefficients sont obtenus par régression, combinées à l'émulation de l'activité d'auto-organisation derrière l'apprentissage neuronal du réseau. Des recherches antérieures montrent que c'est le modèle optimal, et il a une structure plus simple que les modèles neuronaux traditionnels avec une plus grande précision avec des ensembles de données inexacts, petits ou bruyants. Un réseau neuronal de type GMDH basé sur un algorithme génétique (GA) a été appliqué pour prédire l'indice du cours des actions de l'industrie pétrochimique en Iran (Shaverdi et coll., 2012). Les résultats obtenus se sont révélés excellents et très efficaces dans la prévision du cours de l'action. Des réseaux GMDH neuro-flous utilisant des algorithmes évolutifs ont été proposés dans (Najafzadeh et coll., 2018; Najafzadeh & Bonakdari, 2016), et les modèles ont été trouvés pour produire des prédictions très précises. Les réseaux GMDH développés à l'aide d'algorithmes de recherche gravitationnelle (GSA), ainsi que d'algorithmes d'optimisation des essaims de particules (PSO) et de propagation du dos (BP) ont été utilisés pour prédire l'affouillement aux butées dans les lits blindés, et ils ont produit des résultats de prédiction précis (Najafzadeh et coll., 2015). Un modèle de programmation d'expression génique GMDH (GMDH-GEP) a bien fonctionné pour prédire les taux d'expansion de la travée libre sous les pipelines sous les vagues (Najafzadeh et Saberi-Movahed, 2018).

L'optimisation chimique de réaction (CRO) est une technique évolutive d'optimisation inspirée par la nature des réactions chimiques (Alatas, 2011 ; Alatas, 2012). Cette méthode d'optimisation ne nécessite pas de recherche locale pour l'améliorer, et elle inclut des capacités de recherche locales et mondiales (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Contrairement à d'autres techniques d'optimisation, cro n'implique pas beaucoup de paramètres qui doivent être spécifiés au début. Il suffit de définir le nombre de premiers répressifs avant la mise en œuvre (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Comme les premiers réagissants sont dispersés sur une étendue de recherche globale réalisable, des solutions optimales peuvent être obtenues avec peu d'itération; par conséquent, une réduction significative du temps de calcul est réalisée. CRO a été appliqué pour résoudre de nombreux problèmes avec succès, surpassant de nombreux algorithmes évolutifs existants. Il y a eu certaines applications du CRO à l'exploration de données, à la découverte de règles de classification et à d'autres domaines (Lam et coll., 2012; Lam et coll., 2010; Pan et coll., 2011; Xu et coll., 2010; Xu et coll., 2011b; James et coll., 2011; Lam et Li, 2010; Truong et coll., 2013) ainsi que dans les prévisions financières (Nayak et coll., 2013; Nayak et coll., 2017a; Nayak et coll., 2017b), dont il est question à la section 2.

L'objectif de cette étude est de développer un modèle hybride qui peut prévoir efficacement les prix des indices boursiers avec une précision plus précise. Le modèle hybride utilise un MLP avec une couche cachée comme architecture de base. Les vecteurs d'entrée sont fuzzifiés par l'application d'une fonction d'adhésion gaussienne, et chaque entrée est associée à un degré d'appartenance à différentes classes, ce qui augmente en fait la dimensionnalité du vecteur d'entrée. La fonction d'adhésion gaussienne assure une transition plus douce entre les membres et les non-membres par rapport aux fonctions d'adhésion triangulaires et trapézoïdes. Encore une fois, par rapport à une fonction d'adhésion de cloche, il a moins de paramètres, ce qui le rend plus facile à utiliser. La robuste capacité d'optimisation du CRO, avec son faible nombre de paramètres de réglage, nous a motivés à l'adopter comme technique d'apprentissage. Le CRO ajuste le vecteur de poids et de biais du modèle MLP. Le modèle de réseau neuro-flou (CNFN) proposé par CRO est validé en prévision des indices de clôture quotidiens des marchés boursiers DJIA, ES BSE, FTSE, TAIEX et NASDAQ. Les performances du modèle proposé sont comparées à d'autres modèles, tels que le MLP basé sur cro (MLPCRO), le MLP basé sur la propagation arrière (MLP-BP), le système adaptatif d'inférence neuro-floue (ANFIS), et le réseau neuronal fonctionnel de base radiale (RBFNN), qui sont formés de la même manière.

Les principales contributions de cet article sont les suivantes:

- Proposition d'un cadre intégré des ANN et fl.
- Emploi de CRO pour ajuster le poids et les vecteurs d'entrée du modèle.
- Analyse des techniques de pointe pour les prévisions à court et à long terme des cours réels de clôture des actions.
- Analyse quantitative rigoureuse utilisant cinq des dernières techniques sur les données de cinq marchés boursiers sur une période de 13 ans et 8 mois.
- Validation statistique de l'hypothèse indiquant une différence significative entre les modèles proposés et comparatifs.
- Formation adaptative du modèle pour réduire le coût de calcul du modèle de prévision.

Le reste de l'article est organisé comme suit. Les recherches connexes sont examinées dans la section 2. Le CRO fait l'objet d'une discussion approfondie à la section 3. L'article 4 présente l'approche proposée par le RCNF. Les résultats expérimentaux sont résumés à la section 5, et une analyse claire est effectuée pour établir le modèle proposé. Enfin, l'article 6 conclut le document.

CONCLUSION

Cet article proposait un modèle intelligent de réseau neuro-flou basé sur l'optimisation des réactions chimiques (RCNF) pour saisir la forte volatilité des marchés, la non-lélinearité, le dynamisme complexe et la nature variable dans le temps des données boursières. Pour augmenter la dimensionnalité de l'espace de modèle d'entrée pour une meilleure généralisation, les signaux d'entrée du modèle sont fuzzifiés. Différentes méthodes de fuzzification sont testées et la fonction d'adhésion gaussienne s'est trouvée meilleure. La fonction d'adhésion gaussienne permet des transitions plus fluides entre les membres et les non-membres par rapport aux fonctions d'adhésion triangulaires et trapézoïdes, et elle a moins de paramètres que la fonction d'adhésion de cloche. Chaque modèle d'entrée généré après fuzzification est associé à un degré d'adhésion à différentes classes. L'espace de recherche optimal de ce modèle est exploré à travers cro, ce qui nécessite moins de paramètres tunable. Le modèle proposé par le RCNF a été utilisé pour les prévisions à court et à long terme des cours de clôture de cinq indices boursiers réels sur une période de 13 ans et 8 mois. Le modèle est de nature adaptative et utilise le moins de prix de clôture des intrants, ce qui réduit le temps de calcul. Les motivations sous-jacentes pour l'utilisation du CRO dans cette étude sont de surmonter les problèmes de convergence, de paramètre et de surajustage ainsi que de prévoir avec précision les données des séries de temps financières, même lorsque les processus du système sous-jacents sont généralement non linéaires. Cinq mesures du rendement ont été utilisées pour évaluer le rendement du modèle. Les performances du modèle ont également été comparées à celles de quatre autres

modèles : les modèles MLP-CRO, MLP-BP, ANFIS et RBFNN, et se sont révélés nettement meilleures. Le test Deibold-Mariano a également établi la supériorité du modèle proposé. L'utilisation de MLP comme modèle de base dans CNFN peut augmenter le calcul et est une limitation de ce modèle. La recherche future pourrait inclure l'utilisation d'autres méthodes d'adhésion floues et la mise à l'essai de l'applicabilité du modèle proposé dans d'autres domaines.

TRANSLATED VERSION: GERMAN

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

ÜBERSETZTE VERSION: DEUTSCH

Hier ist eine ungefähre Übersetzung der oben vorgestellten Ideen. Dies wurde getan, um ein allgemeines Verständnis der in dem Dokument vorgestellten Ideen zu vermitteln. Bitte entschuldigen Sie alle grammatikalischen Fehler und machen Sie die ursprünglichen Autoren nicht für diese Fehler verantwortlich.

EINLEITUNG

Die Prognose des Börsenverhaltens ist aufgrund der hohen Marktvolatilität, der Nichtlinearität, ihrer komplexen dynamischen Systeme und der zeitverändernden Natur der Märkte ziemlich ungewiss. Darüber hinaus werden die Märkte willkürlich auf Veränderungen des aktuellen politischen Klimas und andere makroökonomische Faktoren reagieren (Hsu et al., 2016; Kotha & Sahu, 2016). Diese Merkmale des Aktienmarktes müssen erfasst und in Modellen berücksichtigt werden, um intelligente Techniken zur Vorhersage von Marktpreisen zu etablieren. Das Erreichen der besten Prognosegenauigkeit mit dem niedrigsten Volumen an Eingabedaten und der am wenigsten komplexen Modellarchitektur ist das Hauptziel von Marktanalysten, Prognostikern und Forschern (Nayak et al., 2018). Börsenforscher konzentrieren sich auf die Entwicklung von Modellen/Methoden, um Die Preise effektiv vorherzusagen, mit dem Ziel, Gewinne durch geeignete Handelsstrategien zu maximieren. In Wirklichkeit ist dies jedoch eine kritische, anspruchsvolle und herausfordernde Aufgabe.

Frühe Ansätze zur realistischen Lösung dieses Problems durch die Beobachtung der versteckten Gesetze realer Aktienindexdaten basierten auf Wahrheiten in statistischen und rechnerischen Modellen (Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014). In den letzten Jahren hat sich die Entwicklung auf dem Gebiet der künstlichen Intelligenz und Soft-Computing-Methoden enorm entwickelt, einschließlich künstlicher neuronaler Netzwerke (ANN), evolutionärer Algorithmen und Fuzzy-Systeme. Neu entwickelte Data Mining-Techniken und Fortschritte in der Computerintelligenz wurden angewendet, um intelligente Informationssysteme für die Modellierung komplexer, dynamischer und multivariater nichtlinearer Systeme zu erstellen (Nayak et al., 2018; Adhikari & Agrawal, 2014). Insbesondere wurden Soft-Computing-Methoden erfolgreich auf Bereiche wie die Datenklassifizierung angewendet (Alatas, 2011; Alatas, 2012; Nayak et al., 2015), Finanzprognosen (Nayak et al., 2018), Bonitätsbewertung (Addo et al., 2018; Tomczak & Ziaba, 2015; Chow, 2018), Portfoliomanagement (Xu et al., 2011a), Prognose für Unternehmensausfälle und Risikobewertung (Daubie & Meskens, 2002; Chandra et al., 2009), und es wurde festgestellt, dass sie deutlich verbesserte Ergebnisse liefern. Anns haben sich als effektives Modellierungsverfahren in der Börsenprognose erwiesen, wenn die Input-Output-Mapping sowohl Regelmäßigkeiten als auch Ausnahmen enthält (Nayak et al., 2018; Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014; Gu et al., 2018; Vorstand, 2017). Anns ermöglichen auch eine adaptive Feinabstimmung des Modells, seiner Parameter und der nichtlinearen Beschreibung des Problems. Auch die von Chaos und Unsicherheit geprägten Aktienmärkte verhalten sich mit Regelmäßigkeiten und Datenausnahmen. Die Vorteile von Anns

haben sie zum Mittelpunkt der Aufmerksamkeit für Forscher gemacht, die neuronal-netzwerk-basierte Prognosemodelle für die Börsenvorhersage entwickeln.

Multilayer-Perzeptrene (MLP) sind die zuverlässigsten und am häufigsten verwendeten Modelle unter den ANN-Methoden. Die nichtlineare Verarbeitung von Elementen und die massive Interkonnektivität sind die wichtigsten Merkmale eines MLP. Einige erfolgreiche Anwendungen von mlps umfassen Finanzzeitreihenprognosen (Yu et al., 2009), Markttrendanalyse (Turchenko et al., 2011), makroökonomische Datenprognosen (Aminian et al., 2006) und Die Vorhersage der Börsenbewegung (Mostafa, 2010). Diese Studien ermitteln die Verallgemeinerungsfähigkeit und verbesserte Vorhersagegenauigkeit von MLP-basierten Prognosemethoden. Weitere Anwendungen von mlps finden sich auch im Eisenbahnverkehr (Zhuo et al., 2007), im Passagierverkehr (Blinova, 2007) und in der Prognose des Seeverkehrs (Mostafa, 2004). Aus der Literatur kann auch beobachtet werden, dass mlps erfolgreich auf die Vorhersage der kurzfristigen Nachfrage nach elektrischem Lastverbrauch (Darbellay & Slama, 2000) und Luftverschmutzung (Rahman et al., 2017) angewendet wurden. Mlps werden in der Regel mit der Backpropagation von Fehlerlernalgorithmen trainiert. Allerdings sind die bekannten Nachteile der auf Rückpropagation basierenden mlps (Calderon & Cheh, 2002) die bekannten Nachteile der rückpropagationsbasierten mlps, die an der langsamen Konvergenz leiden, an lokalen Minima festzuhalten und Rechenkomplexitäten zu nutzen. Derzeit gibt es keine formale Methode zur Ableitung eines optimierten MLP-Netzwerks für eine bestimmte Klassifizierungs- oder Vorhersageaufgabe (Ecer, 2013). Um die lokale Minima zu überwinden, können den ausgeblendeten Layern nacheinander weitere Knoten hinzugefügt werden. Mehrere verborgene Schichten und mehr Neuronen in jeder Schicht können die rechnerische Komplexität des Modells erhöhen. Daher gibt es keine direkte Methode, um über die optimale MLP-Struktur zur Lösung eines bestimmten Problems zu entscheiden. Der Raffinationsprozess kann unter einer langgestreckten Rechenzeit leiden, die durch iterativetests einer Reihe von Architekturparametern und die Übernahme der erfolgreichsten Architektur erreicht wird. Die Definition der optimalen Architektur und Parameter für ein MLP ist eine Frage des Experimentierens, was rechnerisch teuer ist. Um die Grenzen des gradienten-abstiegsbasierten Lernens zu umgehen, wurden mehrere naturinspirierte Lerntechniken entwickelt und erfolgreich in der Literatur angewendet. Ihre Leistung hängt jedoch im Wesentlichen von der Feinabstimmung mehrerer algorithmenspezifischer Steuerungsparameter ab. Die Wahl geeigneter Kontrollparameter ist eine schwierige Aufgabe und erfordert intensives menschliches Eingreifen. Eine unangemessene Auswahl von Algorithmusparametern kann die Rechenlast erhöhen oder das Modell in lokalen Optimierungen landen. Daher kann die Einführung einer Optimierungstechnik, die nur sehr wenige Steuerungsparameter erfordert, ohne die Leistung zu verlieren, eine bessere Wahl für die Lösung realer Probleme sein. Aus einer Überprüfung der bestehenden Forschung über Börsenprognosen wird beobachtet, dass 1) die Erreichung einer überlegenen Prognosegenauigkeit durch die Anpassung weniger komplexer Modelle ein wichtiger Bereich der heutigen Forschung ist, und 2) mit dem Ziel, Genauigkeiten besser vorherzusagen, bewegen sich die Forscher auf die Annahme hybrider neuronaler Netzwerkmodelle mit einer großen Anzahl von evolutionären Suchoptimierungsalgorithmen zu.

Fuzzy Logic (FL)-Systeme sind effektiv bei der Eingabeausgabe und der prozessualen Parameterbeziehungsmodellierung. Das Konzept der Fuzzy-Logik wurde von Lotfi Zadeh (Zadeh, 1965) als eine Möglichkeit der Verarbeitung von Daten eingeführt, indem eine partielle Set-Mitgliedschaft statt einer knackigen Set-Mitgliedschaft zugelassen wurde. Das Wesen der Fuzzy-Set-Theorie liegt in ihrer Fähigkeit, vage, mehrdeutige und ungenaue Informationen zu handhaben, im Gegensatz zu klassischen Satz- und Probabilismustheorien, die nur dichotome oder boolesche Informationen verarbeiten können. Sowohl anns als auch FL wurden von Forschern ausgiebig in der Modellierung verwendet, um menschliches Denken und Denken in einem mathematischen Rahmen zu beschreiben (Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980). Die Integration von anns und FL bietet einen synergetischeren Effekt als einer einzeln. Der Vorteil von ANN-Lern- und Fuzzy-"if-then"-Regeln mit geeigneten Mitgliedschaftsfunktionen wird hybridisiert, um ein hohes Maß an Genauigkeit bei der Generierung nichtlinearer Input-Output-Beziehungen zu erhalten. Diese hybriden Systeme verbinden die Lern- und Vernetzungsarchitektur neuronaler Netzwerke mit der menschenähnlichen logischen Argumentationsfähigkeit von Fuzzy-Systemen und nutzen dabei beide Aspekte aus (Zadeh, 1965; Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980; Alalaya et

al., 2018; Romahi & Shen, 2000; Abraham et al., 2001; Nayak et al., 2012; Nayak et al., 2016; Guan et al., 2018; Ghosh et al., 2009; Kuo et al., 2001; Esfahanipour & Aghamiri, 2010; Singh et al., 2016; Castellano et al., 2007; Keles_ & Keles_, 2013; Boyacioglu & Avci, 2010; Quek, 2005; Abbasi & Abouec, 2008; Yunos et al., 2008; Atsalakis & Valavanis, 2009; Fouladvand et al., 2015). Die Anwendungen von neurofuzzy Integrationen in Data Mining-Problemen werden in Abschnitt 2 erläutert.

Die Gruppenmethode der Datenverarbeitung (GMDH) ist ein weiterer Ansatz, der darauf abzielt, die funktionstüchtige Struktur eines in den empirischen Daten verborgenen Modells zu identifizieren. Es verwendet Feed-Forward-Netzwerke auf der Grundlage kurzfristiger polynomiaaler Übertragungsfunktionen, deren Koeffizienten mittels Regression ermittelt werden, kombiniert mit der Emulation der selbstorganisierenden Aktivität hinter dem neuronalen Netzwerklernen. Frühere Untersuchungen zeigen, dass es das optimale Modell ist, und es hat eine einfachere Struktur als herkömmliche neuronale Modelle mit einer höheren Genauigkeit mit ungenauen, kleinen oder lauten Datensätzen. Ein neuronales gmdh-Netzwerk, das auf einem genetischen Algorithmus (GA) basiert, wurde angewendet, um den Aktienkursindex der petrochemischen Industrie im Iran vorherzusagen (Shaverdi et al., 2012). Die erzielten Ergebnisse sind ausgezeichnet und sehr effektiv bei der Vorhersage der Aktienkurse. Neurofuzzy GMDH-Netzwerke mit evolutionären Algorithmen wurden in (Najafzadeh et al., 2018; Najafzadeh & Bonakdari, 2016), und die Modelle wurden gefunden, um sehr genaue Vorhersagen zu produzieren. GMDH-Netzwerke, die mit Gravitationsalgorithmus (GSA) entwickelt wurden, sowie Partikelschwarmoptimierungs- (PSO) und BP-Algorithmen wurden verwendet, um Scheuer an Abutments in gepanzerten Betten vorherzusagen, und sie haben genaue Vorhersageergebnisse hervorgebracht (Najafzadeh et al., 2015). Ein GMDH-Genexpressionsprogramm (GMDH-GEP) modellierte gute Arbeit bei der Vorhersage von Expansionsraten der freien Spannweite unterhalb von Pipelines unter Wellen (Najafzadeh & Saberi-Movahed, 2018).

Chemische Reaktionsoptimierung (CRO) ist eine evolutionäre Optimierungstechnik, die von der Natur chemischer Reaktionen inspiriert ist (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Diese Optimierungsmethode erfordert keine lokale Suche, um sie zu verbessern, und sie umfasst sowohl lokale als auch globale Suchfunktionen (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Im Gegensatz zu anderen Optimierungstechniken enthält CRO nicht viele Parameter, die am Anfang angegeben werden müssen. Es ist nur notwendig, die Anzahl der anfänglichen Reaktanten vor der Umsetzung zu definieren (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Da die anfänglichen Reaktanten über eine machbare globale Suchfläche verstreut sind, können mit geringer Iteration optimale Lösungen erreicht werden; dadurch wird eine signifikante Reduzierung der Rechenzeit erreicht. CRO wurde angewendet, um viele Probleme erfolgreich zu lösen und viele bestehende evolutionäre Algorithmen zu übertreffen. Es gab einige Anwendungen von CRO für Data Mining, Klassifizierungsregelermittlung und andere Domänen (Lam et al., 2012; Lam et al., 2010; Pan et al., 2011; Xu et al., 2010; Xu et al., 2011b; James et al., 2011; Lam & Li, 2010; Truong et al., 2013) sowie in der Finanzprognose (Nayak et al., 2013; Nayak et al., 2017a; Nayak et al., 2017b), die in Abschnitt 2 erörtert wird.

Ziel dieser Studie ist es, ein Hybridmodell zu entwickeln, das die Aktienkurspreise präziser vorhersagen kann. Das Hybridmodell verwendet ein MLP mit einer verborgenen Ebene als Basisarchitektur. Die Eingabevektoren werden durch Anwenden einer Gaußschen Mitgliedschaftsfunktion verschwommen, und jede Eingabe ist mit einem Grad der Mitgliedschaft zu verschiedenen Klassen verbunden, was im Grunde die Dimensionalität des Eingabevektors erhöht. Die Gaußsche Mitgliedschaftsfunktion bietet einen reibungsloseren Übergang zwischen Mitgliedern und Nichtmitgliedern im Vergleich zu dreieckigen und trapezförmigen Mitgliedschaftsfunktionen. Auch hier, im Vergleich zu einer Glockenmitgliedschaftsfunktion, hat es weniger Parameter, was die Verwendung erleichtert. Die robuste Optimierungsfähigkeit von CRO mit seiner geringen Anzahl an Tuning-Parametern motivierte uns, es als Lerntechnik zu übernehmen. Der CRO passt den Gewichts- und Biasvektor des MLP-Modells an. Das vorgeschlagene CRO-basierte Neurofuzzy Network (CNFN)-Modell wird durch die Vorhersage der täglichen Schlussindizes der Aktienmärkte DJIA, BSE, FTSE, TAIEX und NASDAQ validiert. Die Leistung des vorgeschlagenen Modells wird mit anderen Modellen verglichen, wie CRO-basiertem MLP (MLPCRO), rückpropagationsbasiertem MLP (MLP-BP), adaptivem neurofuzzy Inferenzsystem (ANFIS) und radialen Basis-Funktionsneuralnetzwerken (RBFNN), die ähnlich trainiert werden.

Die wichtigsten Beiträge dieses Artikels sind wie folgt:

- Vorschlag für einen integrierten Rahmen von ANNs und FL.
- Einsatz von CRO, um die Gewichtung- und Eingabevektoren des Modells anzupassen.
- Analyse modernster Techniken zur kurz- und langfristigen Prognose der realen Aktienkurse.
- Strenge quantitative Analyse mit fünf der neuesten Techniken auf Daten von fünf Aktienmärkten über einen Zeitraum von 13 Jahren und 8 Monaten.
- Statistische Validierung der Hypothese, die auf einen signifikanten Unterschied zwischen den vorgeschlagenen und den vergleichenden Modellen hindeutet.
- Adaptive Modellschulung zur Senkung der Rechenkosten des Prognosemodells.

Der Rest des Artikels ist wie folgt organisiert. Die entsprechende Forschung wird in Abschnitt 2 untersucht. CRO wird in Abschnitt 3 ausführlich behandelt. In Abschnitt 4 wird der vorgeschlagene CNFN-Ansatz dargestellt. Die experimentellen Ergebnisse sind in Abschnitt 5 zusammengefasst, und es wird eine klare Analyse durchgeführt, um das vorgeschlagene Modell zu ermitteln. Schließlich schließt Abschnitt 6 das Papier ab.

SCHLUSSFOLGERUNG

Dieses Papier schlug ein intelligentes, auf chemisch-reaktionsbasiertem Neurofuzzy-Netzwerk (CNFN) basierendes Neuro-Fuzzy-Netzwerk-Modell vor, um die hohe Marktvolatilität, Nichtlinearität, komplexe Dynamik und zeitverändernde Natur von Börsendaten zu erfassen. Um die Dimensionalität des Eingabemusterraums für eine bessere Verallgemeinerung zu erhöhen, werden die Eingangssignale für das Modell verwogen. Verschiedene Fuzzifikationsmethoden werden getestet und die Gaußsche Mitgliedschaftsfunktion wird als besser befunden. Die Gaußsche Mitgliedschaftsfunktion ermöglicht reibungslosere Übergänge zwischen Mitgliedern und Nichtmitgliedern im Vergleich zu dreieckigen und trapezförmigen Mitgliedschaftsfunktionen und hat weniger Parameter als die Glockenmitgliedschaftsfunktion. Jedes Eingabemuster, das nach der Fuzzifikation generiert wird, ist mit einem Grad der Mitgliedschaft in verschiedenen Klassen verknüpft. Der optimale Suchraum dieses Modells wird über CRO erkundet, was weniger abstimmbare Parameter erfordert. Das vorgeschlagene CNFN-Modell wurde für kurz- und langfristige Vorhersagen von Schlusskursen für fünf reale Aktienindizes über einen Zeitraum von 13 Jahren und 8 Monaten verwendet. Das Modell ist adaptiv und verwendet die geringste Anzahl von Eingangsschlusspreisen, wodurch die Berechnungszeit reduziert wird. Die zugrunde liegenden Motivationen für die Verwendung von CRO in dieser Studie sind, die Probleme der Konvergenz, der Parametereinstellung und der Überanpassung zu überwinden sowie Finanzzeitreihendaten genau vorherzusagen, selbst wenn die zugrunde liegenden Systemprozesse in der Regel nicht linear sind. Fünf Leistungsmetriken wurden verwendet, um die Leistung des Modells zu bewerten. Die Leistung des Modells wurde auch mit der von vier anderen Modellen verglichen: den Modellen MLP-CRO, MLP-BP, ANFIS und RBFNN, und es wurde festgestellt, dass es deutlich besser war. Der Deibold-Mariano-Test stellte auch die Überlegenheit des vorgeschlagenen Modells fest. Die Verwendung von MLP als Basismodell in CNFN kann die Berechnung erhöhen und stellt eine Einschränkung dieses Modells dar. Die zukünftige Forschung kann die Verwendung anderer Fuzzy-Mitgliedschaftsmethoden und das Testen der Anwendbarkeit des vorgeschlagenen Modells in anderen Bereichen umfassen.

TRANSLATED VERSION: PORTUGUESE

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSÃO TRADUZIDA: PORTUGUÊS

Aqui está uma tradução aproximada das ideias acima apresentadas. Isto foi feito para dar uma compreensão geral das ideias apresentadas no documento. Por favor, desculpe todos os erros gramaticais e não responsabilize os autores originais responsáveis por estes erros.

INTRODUÇÃO

A previsão do comportamento do mercado de ações é bastante incerta devido à alta volatilidade do mercado, à não linearidade, aos seus complexos sistemas dinâmicos e à natureza variada dos mercados. Além disso, os mercados responderão arbitrariamente às mudanças no atual clima político e outros fatores macroeconômicos (Hsu et al., 2016; Kotha & Sahu, 2016). Essas características do mercado de ações devem ser capturadas e contabilizadas em modelos, a fim de estabelecer técnicas inteligentes para a previsão de preços de mercado. Alcançar a melhor precisão de previsão com o menor volume de dados de entrada e arquitetura de modelos menos complexos é o objetivo principal de analistas de mercado, previsões e pesquisadores (Nayak et al., 2018). Pesquisadores do mercado de ações se concentram no desenvolvimento de modelos/metodologias para prever preços efetivamente, com o objetivo de maximizar os lucros por meio de estratégias comerciais adequadas. No entanto, na realidade, este é um trabalho crítico, exigente e desafiador.

As abordagens iniciais para resolver esse problema de forma realista, observando as leis ocultas dos dados do índice de ações reais, baseavam-se em verdades em modelos estatísticos e computacionais (Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014). Nos últimos anos, houve um tremendo desenvolvimento no campo da inteligência artificial e metodologias de computação suave, incluindo redes neurais artificiais (ANN), algoritmos evolutivos e sistemas difusos. Técnicas e avanços recém-desenvolvidos em recursos de inteligência computacional têm sido aplicados para construir sistemas de informação inteligentes para modelagem de sistemas não lineares complexos, dinâmicos e multivariados (Nayak et al., 2018; Adhikari & Agrawal, 2014). Em particular, metodologias de computação suave têm sido aplicadas com sucesso em áreas como classificação de dados (Alatas, 2011; Alatas, 2012; Nayak et al., 2015), previsão financeira (Nayak et al., 2018), pontuação de crédito (Addo et al., 2018; Tomczak & Zięba, 2015; Chow, 2018), gestão de portfólio (Xu et al., 2011a), previsão de falha nos negócios e avaliação do nível de risco (Daubie & Meskens, 2002; Chandra et al., 2009), e eles foram encontrados para produzir resultados significativamente melhores. As ans provaram ser um procedimento eficaz de modelagem na previsão do mercado de ações quando o mapeamento de entrada-saída contém regularidades e exceções (Nayak et al., 2018; Zhang, 2003; Adhikari & Agrawal, 2014; Gu et al., 2018; Conselho, 2017). As ans também permitem ajuste fino adaptativo do modelo, seus parâmetros e a descrição não linear do problema. Os mercados de ações, caracterizados pelo caos e pela incerteza, também se comportam com regularidades e exceções em termos de dados. As vantagens das ans tornaram-nas o centro das atenções para pesquisadores que desenvolvem modelos de previsão baseados em redes neurais para a previsão do mercado de ações.

Os perceptrons multicamadas (MLP) são os modelos mais confiáveis e frequentemente utilizados entre as metodologias ANN. O processamento não linear de elementos e interconectividade maciça são as características mais importantes de um MLP. Algumas aplicações bem-sucedidas de mlps incluem previsão de séries de tempo financeiro (Yu et al., 2009), análise de tendências de mercado (Turchenko et al., 2011), previsão de dados macroeconômicos (Aminian et al., 2006) e previsão de movimento da bolsa de valores (Mostafa, 2010). Esses estudos estabelecem a capacidade de generalização e a precisão aprimorada da previsão dos métodos de previsão baseados em MLP. Outras aplicações de mlps também são encontradas no tráfego ferroviário (Zhuo et al., 2007), tráfego de passageiros de companhias aéreas (Blinova, 2007) e previsão de tráfego marítimo (Mostafa, 2004). A partir da literatura, também pode-se observar que os mlps foram aplicados com sucesso à previsão da demanda de consumo de carga elétrica de curto prazo (Darbellay & Slama, 2000) e poluição do ar (Rahman et al., 2017). Os mlps são geralmente treinados com a retropropagação de algoritmos de aprendizagem de erros. No entanto, sofrer de convergência lenta, aderir ao mínima local e complexidades computacionais são as conhecidas desvantagens dos mlps baseados em aprendizagem de backpropagation (Calderon & Cheh, 2002). Atualmente, não há um método formal de

derivação de uma rede MLP otimizada para uma determinada tarefa de classificação ou previsão (Ecer, 2013). Para superar o mínimo local, mais nós podem ser adicionados consecutivamente às camadas ocultas. Várias camadas ocultas e mais neurônios em cada camada podem aumentar a complexidade computacional do modelo. Portanto, não há um método direto para decidir sobre a estrutura MLP ideal para resolver um determinado problema. O processo de refino pode sofrer de tempo computacional alongado, realizado através de testes iterativos de uma gama de parâmetros arquitetônicos e adotando a arquitetura mais bem sucedida. Definir a arquitetura ideal e parâmetros para um MLP é uma questão de experimentação, que é computacionalmente cara. Para contornar as limitações da aprendizagem baseada em gradientes, várias técnicas de aprendizagem inspiradas na natureza foram desenvolvidas e aplicadas com sucesso na literatura. No entanto, seu desempenho depende essencialmente de ajuste fino de vários parâmetros de controle específicos do algoritmo. Escolher parâmetros de controle adequados é uma tarefa difícil e requer intervenção humana intensiva. A seleção inadequada de parâmetros de algoritmo pode adicionar à carga computacional ou pousar o modelo em um ótimo local. Portanto, adotar uma técnica de otimização que requer poucos parâmetros de controle sem perder desempenho pode ser melhor escolha para resolver problemas do mundo real. A partir de uma revisão da pesquisa existente sobre previsão do mercado de ações, observa-se que 1) alcançar uma precisão de previsão superior, adaptando modelos menos complexos é uma área importante da pesquisa atual, e 2) com o objetivo de melhorar as precisões de previsão, os pesquisadores estão caminhando para adotar modelos híbridos de rede neural com um grande número de algoritmos de otimização de pesquisa evolutiva.

Os sistemas Fuzzy Logic (FL) são eficazes na modelagem de relacionamento de entrada e parâmetros em processo. O conceito de lógica difusa foi introduzido por Lotfi Zadeh (Zadeh, 1965) como uma forma de processar dados, permitindo a adesão parcial definida em vez de uma adesão de conjunto nítido. A essência da teoria dos conjuntos difusos reside em sua capacidade de lidar com informações vagas, ambíguas e imprecisas, ao contrário do conjunto clássico e teorias probabilísticas, que podem lidar apenas com informações dicotômicas ou booleanas. Tanto as redes quanto a FL têm sido amplamente utilizadas por pesquisadores na modelagem para descrever o pensamento e o raciocínio humano em uma estrutura matemática (Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980). A integração das redes e FL fornece um efeito mais sinérgico do que qualquer uma usada individualmente. A vantagem do aprendizado de rede e das regras difusas de "sentença" com funções de associação adequadas são hibridizadas para obter um alto grau de precisão na geração de relações de entrada-saída não lineares. Esses sistemas híbridos combinam a arquitetura de aprendizagem e conectividade das redes neurais com a capacidade de raciocínio lógico humano de sistemas difusos, aproveitando assim ambos os aspectos (Zadeh, 1965; Liu, 2004; Dubois & Prade, 1980; Alalaya et al., 2018; Romahi & Shen, 2000; Abraham et al., 2001; Nayak et al., 2012; Nayak et al., 2016; Guan et al., 2018; Ghosh et al., 2009; Kuo et al., 2001; Esfahanipour & Aghamiri, 2010; Singh et al., 2016; Castellano et al., 2007; Keles_ e Keles_, 2013; Boyacioglu & Avci, 2010; Quek, 2005; Abbasi & Abouec, 2008; Yunos et al., 2008; Atsalakis & Valavanis, 2009; Fouladvand et al., 2015). As aplicações de integrações neuro-difusas em problemas de mineração de dados são discutidas na Seção 2.

O método de manipulação de dados do grupo (GMDH) é outra abordagem destinada a identificar a estrutura funcional de um modelo escondido dentro dos dados empíricos. Ele usa redes de avanço de alimentação baseadas em funções de transferência polinomial de curto prazo, cujos coeficientes são obtidos usando regressão, combinados com a emulação da atividade auto-organizadora por trás da aprendizagem da rede neural. Pesquisas anteriores mostram que é o modelo ideal, e tem uma estrutura mais simples do que os modelos neurais tradicionais com maior precisão com conjuntos de dados imprecisos, pequenos ou barulhentos. Uma rede neural do tipo GMDH baseada em um algoritmo genético (GA) foi aplicada para prever o índice de preços das ações da indústria petroquímica no Irã (Shaverdi et al., 2012). Os resultados obtidos são considerados excelentes e altamente eficazes na previsão de preços das ações. Foram propostas redes GMDH neuro-difusas usando algoritmos evolutivos em (Najafzadeh et al., 2018; Najafzadeh & Bonakdari, 2016), e os modelos foram encontrados para produzir previsões muito precisas. Redes GMDH desenvolvidas usando algoritmos de busca gravitacional (GSA), bem como algoritmos de otimização de enxames de partículas (PSO) e propagação traseira (BP) foram utilizadas para prever a varredura em abutments em camas blindadas, e produziram resultados precisos de previsão (Najafzadeh et al., 2015). Um

modelo de programação de expressão genética GMDH (GMDH-GEP) teve um bom desempenho na previsão de taxas de expansão de extensão livre abaixo de dutos sob ondas (Najafzadeh & Saberi-Movahed, 2018).

A otimização de reação química (CRO) é uma técnica de otimização evolutiva inspirada na natureza das reações químicas (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Este método de otimização não requer uma pesquisa local para melhorá-lo, e inclui recursos de pesquisa locais e globais (Alatas, 2011; Alatas, 2012). Ao contrário de outras técnicas de otimização, o CRO não implica muitos parâmetros que devem ser especificados no início. Só é necessário definir o número de reagentes iniciais antes da implementação (Alatas, 2011; Alatas, 2012). À medida que os reagentes iniciais estão espalhados por uma possível expansão de pesquisa global, soluções ideais podem ser obtidas com pouca iteração; portanto, uma redução significativa no tempo computacional é alcançada. O CRO tem sido aplicado para resolver muitos problemas com sucesso, superando muitos algoritmos evolutivos existentes. Houve algumas aplicações de CRO para mineração de dados, descoberta de regras de classificação e outros domínios (Lam et al., 2012; Lam et al., 2010; Pan et al., 2011; Xu et al., 2010; Xu et al., 2011b; James et al., 2011; Lam & Li, 2010; Truong et al., 2013) bem como em previsão financeira (Nayak et al., 2013; Nayak et al., 2017a; Nayak et al., 2017b), que é discutido na Seção 2.

O objetivo deste estudo é desenvolver um modelo híbrido que possa efetivamente prever os preços do índice de ações com precisão mais precisa. O modelo híbrido usa um MLP com uma camada oculta como sua arquitetura base. Os vetores de entrada são fuzzificados aplicando uma função de associação gaussiana, e cada entrada está associada a um grau de adesão a classes diferentes, o que, na verdade, aumenta a dimensionalidade do vetor de entrada. A função de associação gaussiana proporciona uma transição mais suave entre membros e não-membros em comparação com funções de membros triangulares e trapezoidais. Novamente, quando comparado com uma função de associação de sino, ele tem menos parâmetros, o que torna mais fácil de usar. A robusta capacidade de otimização do CRO, com seu baixo número de parâmetros de sintonia, nos motivou a adotá-lo como técnica de aprendizagem. O CRO ajusta o peso e o vetor de viés do modelo MLP. O modelo de rede neuro-fuzzy baseado em CRO (CNFN) proposto é validado pela previsão dos índices diários de fechamento dos mercados de ações DJIA, BSE, FTSE, TAIEX e NASDAQ. O desempenho do modelo proposto é comparado a outros modelos, como MLP (MLPCRO), MLP baseado em propagação traseira (MLP-BP), sistema de inferência neuro-fuzzy adaptável (ANFIS) e rede neural funcional de base radial (RBFNN), que são treinados da mesma forma.

As principais contribuições deste artigo são as seguintes:

- Proposta de estrutura integrada de anos e FL.
- Emprego de CRO para ajustar o peso e os vetores de entrada do modelo.
- Análise de técnicas de última geração para previsões de curto e longo prazo de preços reais de fechamento de ações.
- Análise quantitativa rigorosa utilizando cinco das mais recentes técnicas em dados de cinco bolsas de valores durante um período de 13 anos e 8 meses.
- Validação estatística da hipótese indicando diferença significativa entre os modelos propostos e comparativos.
- Treinamento de modelo adaptativo para reduzir o custo computacional do modelo de previsão.

O resto do artigo é organizado da seguinte forma. A pesquisa relacionada é explorada na Seção 2. O CRO é exhaustivamente discutido na Seção 3. A Seção 4 apresenta a abordagem proposta pela CNFN. Os resultados experimentais são resumidos na Seção 5, e uma análise clara é realizada para estabelecer o modelo proposto. Finalmente, a Seção 6 conclui o papel.

CONCLUSÃO

Este artigo propôs um modelo inteligente de rede neuro-fuzzy baseada em reações químicas inteligentes (CNFN) para capturar a alta volatilidade do mercado, a não linearidade, o dinamismo complexo e a natureza

de variação temporal dos dados do mercado de ações. Para aumentar a dimensionalidade do espaço padrão de entrada para uma melhor generalização, os sinais de entrada para o modelo são fuzzificados. Diferentes métodos de fuzzificação são testados e a função de associação gaussiana é considerada melhor. A função de associação gaussiana permite transições mais suaves entre membros e não-membros em comparação com funções de associação triangular e trapezoidal, e tem menos parâmetros do que a função de associação de sino. Cada padrão de entrada gerado após a fuzzificação está associado a um grau de adesão a classes diferentes. O espaço de busca ideal deste modelo é explorado através do CRO, que requer menos parâmetros tunable. O modelo cnfn proposto tem sido empregado para previsões de curto e longo prazo de preços de fechamento para cinco índices reais de ações durante um período de 13 anos e 8 meses. O modelo é de natureza adaptativa e utiliza o menor número de preços de fechamento de insumos, o que reduz o tempo de computação. As motivações subjacentes para o uso do CRO neste estudo são superar as questões de convergência, configuração de parâmetros e sobre a montagem, bem como prever com precisão os dados da série de tempo financeiro, mesmo quando os processos do sistema subjacente são tipicamente não lineares. Foram utilizadas cinco métricas de desempenho para avaliar o desempenho do modelo. O desempenho do modelo também foi comparado ao de outros quatro modelos: os modelos MLP-CRO, MLP-BP, ANFIS e RBFNN, e foi encontrado significativamente melhor. O teste Deibold-Mariano também estabeleceu a superioridade do modelo proposto. O uso de MLP como modelo base na CNFN pode aumentar a computação e é uma limitação desse modelo. A pesquisa futura pode incluir o uso de outros métodos de adesão difusos e testar a aplicabilidade do modelo proposto em outros domínios.