

Influential Article Review - An Influential Modern Predictive Model Based on Markov Chain FCM Thresholds for the Study of Stock Exchange Capacity

Jose Cobb

Tammy Flowers

Ollie Rios

This paper examines financial market.. We present insights from a highly influential paper. Here are the highlights from this paper: This paper explores the power of stock trading trend using an integrated New Threshold Fuzzy Cognitive Maps (NTFCMs) Markov chain model. This new model captures the positive as well as the negative jumps and predicts the trend for different stocks over 4 months which follow an uptrend, downtrend and a mixed trend. The mean absolute per cent error (MAPE) tolerance limits, the root mean square error (RMSE) tolerance limits are determined for various stock indices over a multi-timeframe period and observed for the existing methods lying within the defined limits. The results show for every 'n' number of predictions made, the predicted close value of the day's stock price was within tolerance limit with 0 % error and with 100% accuracy in predicting the future trend. For our overseas readers, we then present the insights from this paper in Spanish, French, Portuguese, and German.

Keywords: : Financial markets, Prediction intervals, Price forecasting, Comparative studies, Decision making, Fuzzy cognitive maps (FCMs), Markov chain

SUMMARY

- As a general strategy, it is best to trade with trends, indicating the need for caution when the general trend of the market is headed up. The caution relates to taking any positions that rely on the trend going in the opposite direction. A Bull Market Trend is an Upward Trend associated with a long term climb with increasing investor confidence, and increased investment in anticipation of future price increases. It symbolizes charging ahead with excessive confidence.
- Various stocks like: a IBM stock showing an uptrend b UNG stock showing a downtrend c APPLE INC stock showing a sideways or mixed trend using jump analysis method. The stock prices for IBM, APPLE INC, UNG sectors at the close of every day for a period of one month are collected from the historical dataset available in www.finance.yahoo.com. In order to study the moving trend, the daily close value of the stock price of the IBM data set for a period of 1

month is collected. One day difference in close value is found out. The lower bound of the given range is found out. The upper bound of the given range is also found out by using the formula $h=b-an$. For the dataset considered, it is found out to be .

- The forecasting accuracy is measured in terms of the Root mean square error , Mean absolute per cent error .
- In the above defined formulas, 'n' denotes the total number of test data sequence; Actualclose_i indicates the actual close value of the stock price on day i; Predictedmini and Predictedmaxi indicates the predicted minimum close value, predicted maximum close value of the stock price on day i.
- Stock prices of firms in the IT sector have been used for demonstrating the authenticity of the proposed model: the daily stock price of Apple Computer Inc., International Business Machines Corporation and Dell Inc., collected from www.finance.yahoo.com.
- Table 7 shows the comparison of the current method with other existing methods for a time frame of 4 months.
- A stock market moving trend is a tendency of a financial market to move in a specific direction over time. Buyers and sellers move markets based on expectations and emotions . In this current study, a NTFCMs interrelated model and integrated NTFCMs Markov chain model in which hidden threshold values have been used in the very construction of the nodes of the dynamic system of the FCMs. The study of the movements in the stock markets is based upon the use of this model. The current model has helped with the prediction of the trend indicating its lower bound, upper bound and the exact threshold values giving the best expected most optimal solution.

HIGHLY INFLUENTIAL ARTICLE

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

Ganesan, K., Annamalai, U., & Deivanayagampillai, N. (2019). An integrated new threshold FCMs Markov chain based forecasting model for analyzing the power of stock trading trend. *Financial Innovation*, 5(1), 1–19.

This is the link to the publisher's website:

<https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-019-0150-4>

INTRODUCTION

Stock market is a place where uncertainty, vagueness, ambiguity, inconsistency and unpredictability prevail and persist. Price movements are observed daily in our day to day life. The behavior of stock prices appears to be rather odd. However, the price movements are not totally random in nature. Stock values are numerical values having uncertainty. Building a model for a problem involving uncertainty is no easy task. There are numerous forecasting tools and techniques available for predicting the stock market prices. Statistical models do not employ all available data for manipulation. The problem arises in handling unequally spaced, available historical high frequency data. Hence to address and resolve all the above challenges arising out of uncertainty and to achieve a better prediction accuracy, robust algorithms based on Markov chain and Fuzzy logic have been developed. Incidents of jumps are determined from the observations of the stock market data. This being an integrated model, it is more robust than the classical one and is well suited for analysis of high frequency data of observations.

A Markov chain is a stochastic process characterized by memoryless property. According to Markov chain concept, the probability distribution of the future state depends only on the present state and not on the sequence of happenings that precedes it. Markov chains are used in the area of finance

to model a variety of different phenomena including stock indices and market crashes. In 1974, Markov chains were used for modeling finance market behavior. Later, in 1989, they were used for modeling switches between periods of high volatility and low volatility of asset returns. A recent development is a Markov switching multi fractal model using Markov chains. In addition to these, Fuzzy logic analysis can be a very efficient tool in predicting stock market trend. Fuzzy models have the capability to analyze the datasets of linguistic values. Fuzzy set is a versatile tool for both linguistic and numerical modeling. For a randomly changing dynamic system, prediction of state of a Markov chain at a given point in the future is noted for uncertainty. In order to overcome this difficulty, the current model merges fuzzy logic tool with Markov concept for prediction and analysis.

The main purpose of this study is to integrate two major models, viz., the Markov chain model and the fuzzy model in an efficient way to obtain a solution for ambiguous situations like external factors affecting the stock market. A fuzzy approach has been developed, for analysis and study of the moving trends of the stock market leading to a generalized mathematical model called NTFCMs interrelated model and an integrated NTFCMs Markov chain model with internal threshold indicating the lower bound, upper bound and the exact threshold value, to enable palpable benefits to investors.

The model predicts the MAPE and RMSE tolerance limit for various stock indices. Comparisons are made with the other existing models measuring the effectiveness of the model for a multi-timeframe approach. The advantage of the model lies in the study of the positive, negative and mixed jumps for prediction analysis and for considering the most ambiguous situations in getting optimum solutions. Ambiguous situations are made possible for consideration since the historical price data are numerical values preprocessed and used for addressing the error tolerance effect and predicting the trend in the developed model. The interest here is to develop a low complexity, accurate prediction model which is better suited for real life situations. This study focuses on construction of an optimum solution using the interval partition in the Universe of discourse. Knowledge of the error tolerance limit, helps in taking reliable decisions predicting the trend of stock price index over varying timeframe. The estimates can be quite different depending on the frequency of the dataset.

This paper contains five sections. The First section provides the introduction. The Second section presents a review of literature. In the third and fourth sections, Markov chain and Fuzzy interrelated jump analysis prediction model, an integrated NTFCMs Markov chain model are defined respectively. Section 5 deals with applications of integrated NTFCMs Markov chain model to stock market moving trend analysis. Section 6 provides conclusions.

CONCLUSION

A stock market moving trend is a tendency of a financial market to move in a specific direction over time. Buyers and sellers move markets based on expectations and emotions (fear and greed). In this current study, a NTFCMs interrelated model and integrated NTFCMs Markov chain model in which hidden threshold values have been used in the very construction of the nodes of the dynamic system of the FCMs. The study of the movements in the stock markets is based upon the use of this model. The current model has helped with the prediction of the trend indicating its lower bound, upper bound and the exact threshold values giving the best expected most optimal solution. The main objective is to illustrate the efficacy of the current model with extensive analysis of three different stocks namely IBM, UNG, APPLE INC which followed an upward trend, a downward trend and a mixed trend respectively. The contribution of the current research work is finding the error tolerance limit for various errors like MAPE, RMSE errors for various stock indices using a multi-timeframe approach. The predicted minimum and predicted maximum of the errors help in enhancement of the decision making process for achievement of reliable forecasts. All the existing methods reveal the error as being within the range of tolerance limits. Results showed the predicted value within tolerance limit for every 'n' number of

predictions made with nil error and 100% accuracy. Even if many more tools and techniques are developed in future to enhance forecast accuracy, all those developed would still have an error within this tolerance range. There is no possibility for deviation from the defined range. Predicting the close price for next one day, one week, one month, two months, and four months ahead can never be so accurate and satisfactory. We therefore ensure accurate prediction of the range of tolerance predicting the minimum and maximum error giving an optimum solution and thereby enhancing successful trend prediction model. The future research work and plan is to develop a system for improvement of accuracy in the error tolerance limit.

APPENDIX

FIGURE 1
RESEARCH DESIGN INTEGRATING MARKOV CHAIN AND FUZZY MODEL

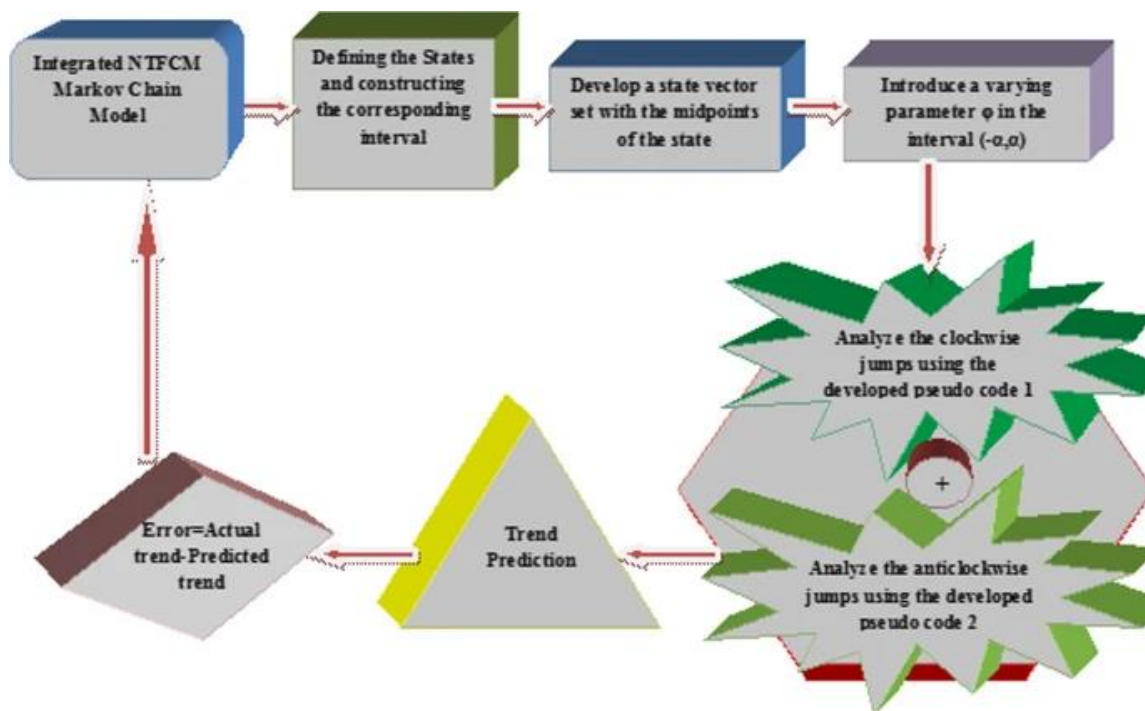


FIGURE 2

VARIOUS STOCKS LIKE: A IBM STOCK SHOWING AN UPTREND B UNG STOCK SHOWING A DOWNTREND C APPLE INC STOCK SHOWING A SIDEWAYS OR MIXED TREND USING JUMP ANALYSIS METHOD

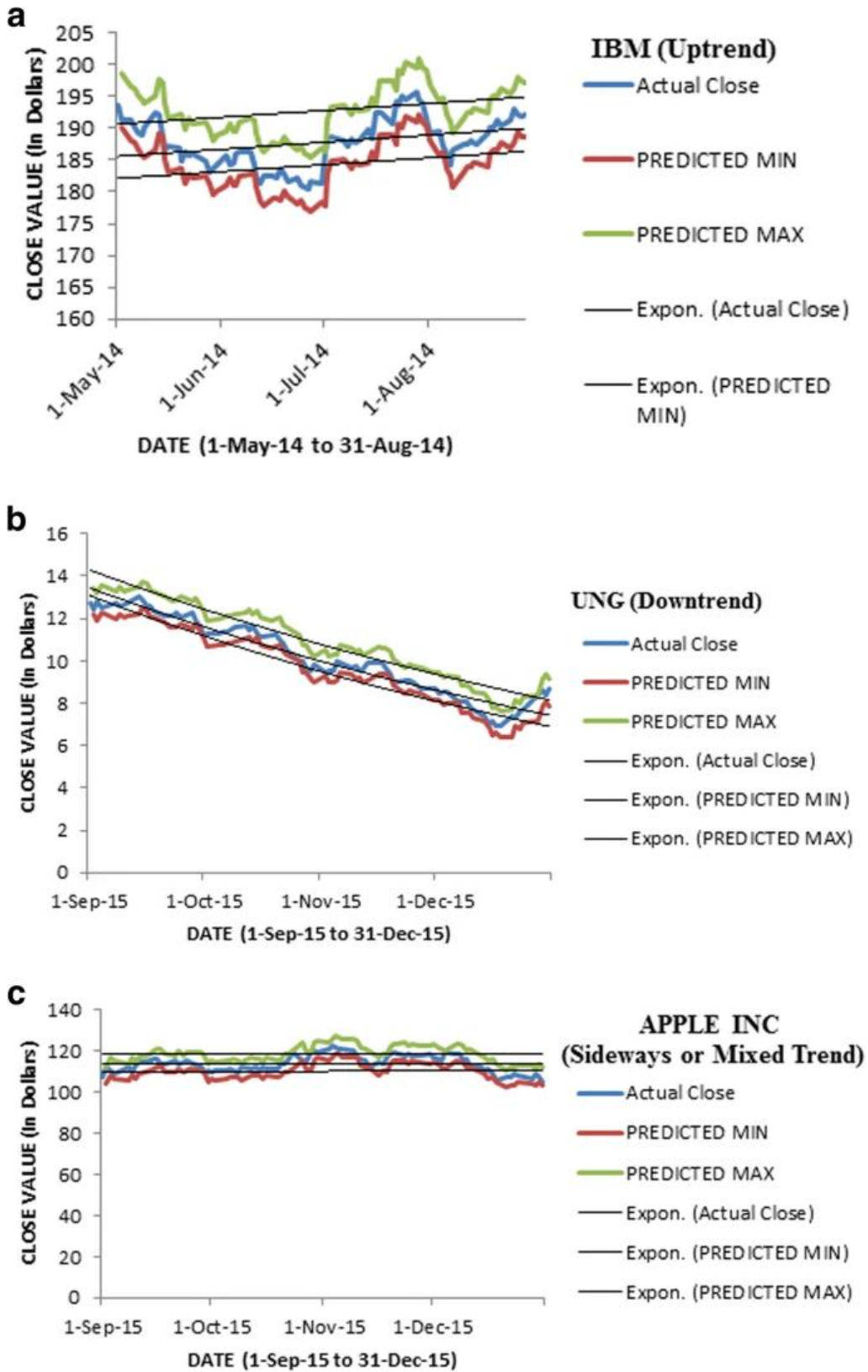


FIGURE 3

THRESHOLDING AND UPDATION OF VECTORS

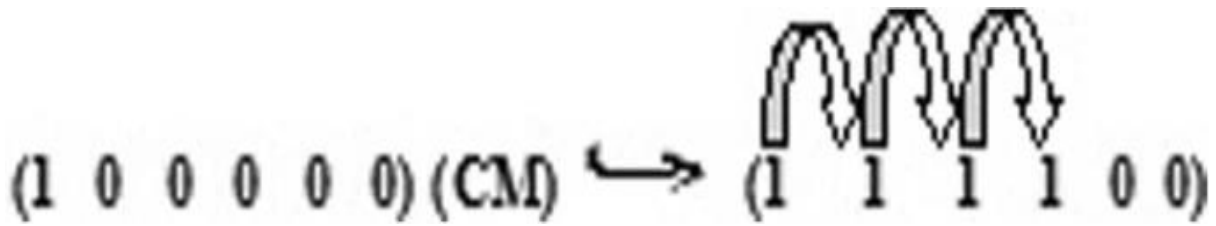


FIGURE 4

A EXISTING METHODS OF HASSAN, SHOWING MAPE TOLERANCE FOR DATASET OF VARIOUS STOCKS B OUTCOME OF THE CURRENT JUMP ANALYSIS METHOD SHOWING MAPE TOLERANCE FOR DATASET OF VARIOUS STOCKS STUDIED BY HASSAN

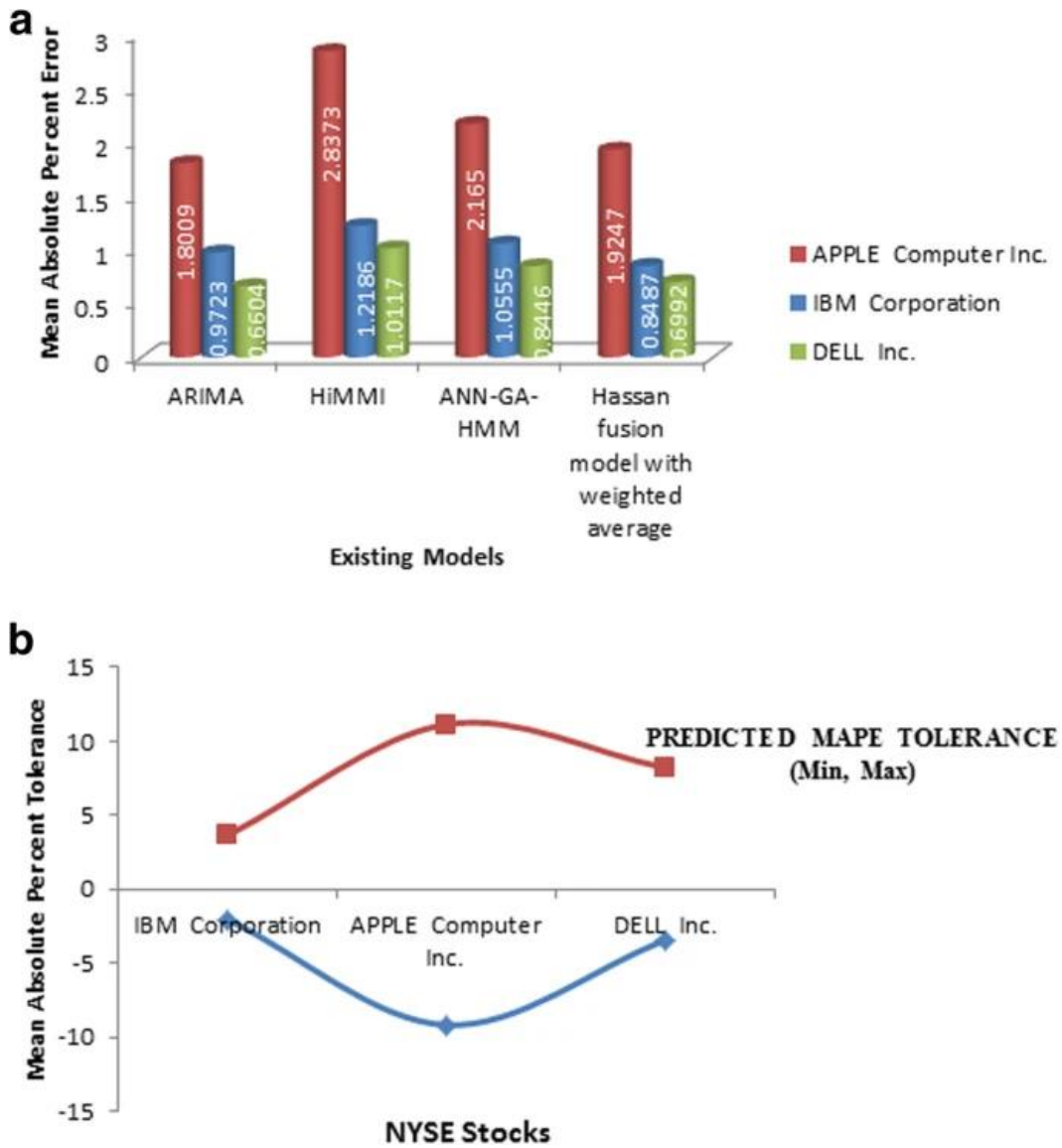
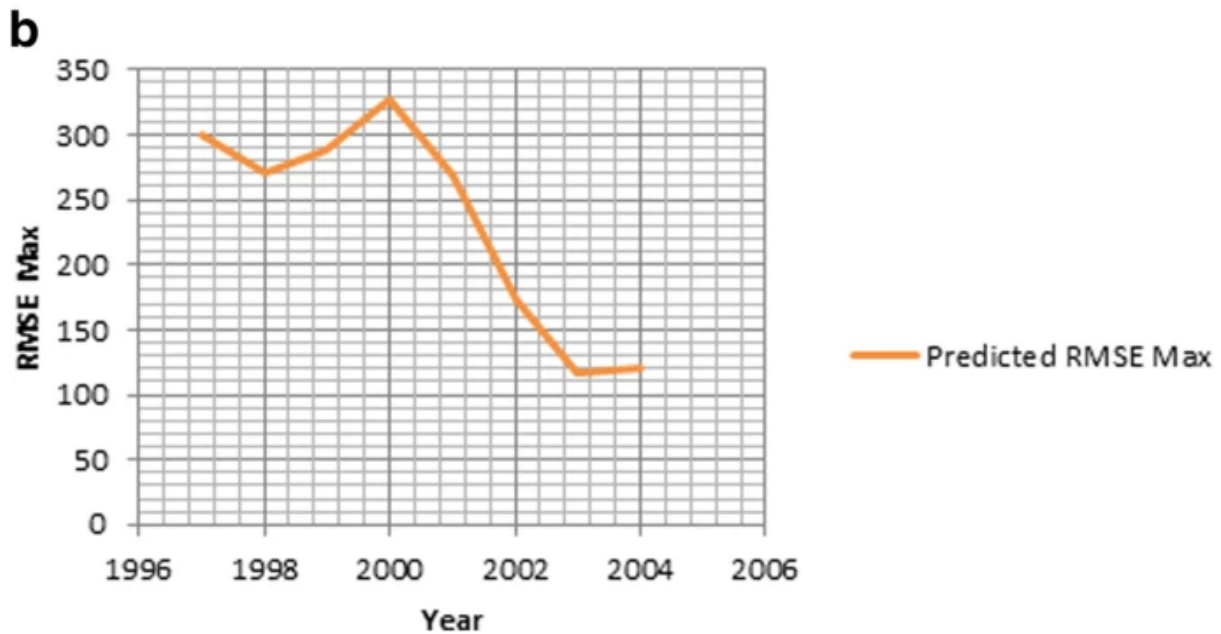
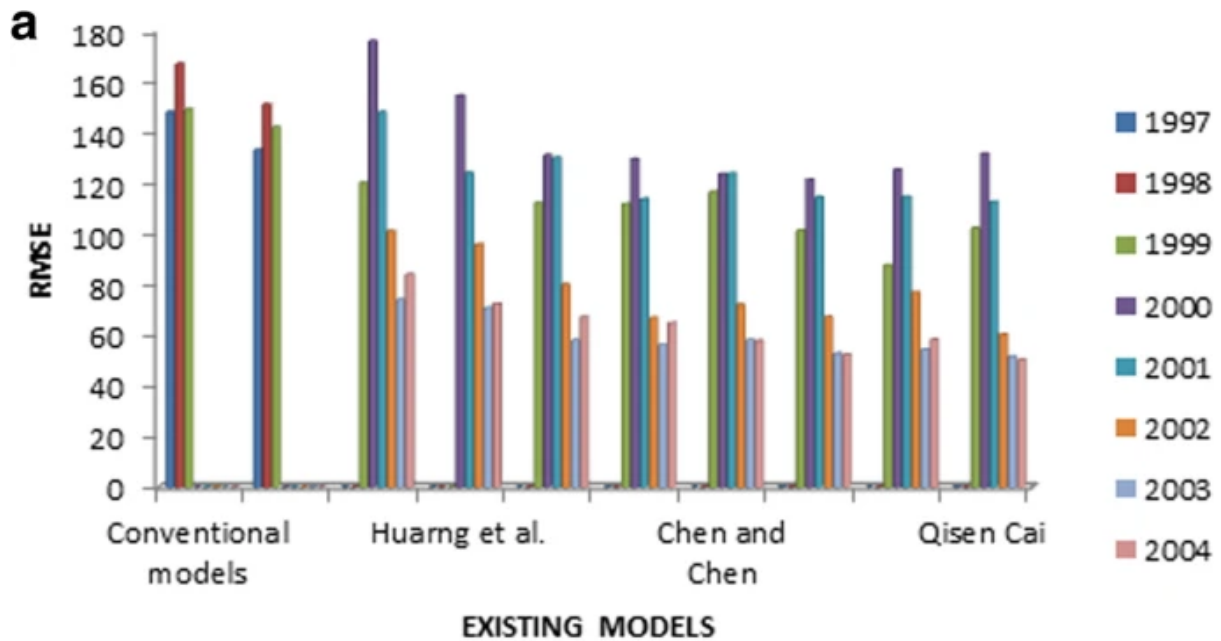


FIGURE 5

A EXISTING MODELS YEAR WISE COMPARISON SHOWING RMSE FOR DATASET OF TAIEX INDEX FROM 1997-2004 B OUTCOME OF THE CURRENT TUNING MODEL YEAR WISE COMPARISON SHOWING RMSE FOR DATASET OF TAIEX INDEX FROM 1997-2004



**TABLE 1
STATES AND THE CORRESPONDING INTERVALS OF THE JUMP ANALYSIS METHOD**

States	Corresponding Intervals
S_1	(a_1, a_2)
S_2	(a_2, a_3)
S_3	(a_3, a_4)
.	.
.	.
.	.
S_n	(a_n, a_{n+1})

**TABLE 2
RANGE, RANK AND NATURE OF THE SOLUTION**

Range		Rank	Nature of the Solution
Solution ' $S_j - S_j'$ '	Reverse solution ' $S_j - S_j'$ '		
r	$\leq r-2$	5	Most optimal solution
$r-1$	$r-1$	4	Optimal solution
$\leq r-1$	r	3	Just optimal solution
$r+1$	$r+1$	2	Ambiguous or rigged
$\geq r+2$	$\geq r+2$	1	Most ambiguous
$j=i$	$i=j$	0	Stationarity

**TABLE 3
TREND, RANK AND GROWTH ARROW FOR $MC < 0$ AND $MC \geq 0$**

mc value	Trend	Rank	Growth Arrow
≤ -4	Very less stable	1	↓
-3	Less stable	2	↓
-2	High stable	3	↓
-1	Very high stable	4	↓
0	Most stable	5	↑
1	Very high stable	4	↑
2	High stable	3	↑
3	Less stable	2	↑
≥ 4	Very less stable	1	↑

**TABLE 4
IBM STOCK CLOSE VALUE DATASET**

Closevalue	C diff	Closevalue	C diff
\$77.91	-	\$79.07	0.51
\$77.39	-0.52	\$77.40	-1.67
\$76.50	-0.89	\$77.28	-0.12
\$75.86	-0.64	\$77.95	0.67
\$77.45	1.59	\$77.33	-0.62
\$79.33	1.88	\$76.70	-0.63
\$79.51	0.18	\$77.73	1.03
\$79.15	-0.36	\$77.07	-0.66
\$79:95	0.8	\$77.90	0.83
\$78.56	-1.39	\$75.70	-2.2

TABLE 5
SAMPLE RESULT FOR IBM STOCK DATASET USING JUMP ANALYSIS METHOD

Sample Threshold Values of ' ϕ '	Output Pattern 'Y'	Final Vector	Rank	Output Pattern 'Y'	Final Vector	Rank
	for N=6	for (1 0 0 0 0)	5-0	for N=8	for (1 0 0 0 0 0 0)	5-0
0.0078125	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0 0 0)	4
-0.0078125	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0 0 0)	4
0.1	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0 0 0)	4
-0.1	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 0 0 0)	5
0.1875	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0 0 0)	4
-0.1875	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0)	5	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 0 0 0)	5
0.375	{↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 0 0 0)	4	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0 0 0)	4
-0.375	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑}	(1 1 1 1 0 0)	5	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 0 0 0)	5
1.0625	{↓ ↓ ↑ ↑ ↑ ↑}	(1 1 0 0 0 0)	3	{↓ ↓ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑}	(1 1 0 0 0 0 0 0)	3
-1.0625	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 0)	2	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 1 0 0)	2
2	{↑ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 1)	1	{↑ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑ ↑}	(1 1 1 1 1 1 1 1)	1
-2	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓}	(1 1 1 1 1 1)	1	{↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓}	(1 1 1 1 1 1 1 1)	1

TABLE 6
SAMPLE DATA FOR ACTUAL CLOSE VALUE, PREDICTED CLOSE VALUE, TOLERANCE, OBSERVED TREND, EXISTING TREND AND ERROR FOR VARIOUS STOCKS USING MARKOV CHAIN AND FUZZY INTERRELATED MODEL

Stock Name	Actual close value	Predicted close value		Close value tolerance limit	Observed trend	Existing trend	Error	The Proposed model MAPE tolerance limit
		Predicted minimum close value	Predicted maximum close value					
IBM	\$186.35	\$184.7	\$190.22	(-1.65, 3.87)	Up trend	Up trend	Zero	
UNG	\$12.61	\$12.17	\$12.8	(-0.44, 0.19)	Down trend	Down trend	Zero	(-4.9,7.9)
APPLE INC	\$124.25	\$122.16	\$127.1	(-2.09, 2.85)	Sideways or Mixed trend	Sideways or Mixed trend	Zero	

TABLE 7
COMPARISON OF THE OUTCOME OF THE MARKOV CHAIN AND FUZZY INTERRELATED METHOD WITH OTHER EXISTING METHODS

Stock Name	Mean absolute per cent error (MAPE) in forecast for test dataset					Observed trend	Existing trend	Error
	ARIMA	HiMMI	ANN-GA-HMM Interpolation	Hassan fusion model with weighted average	The proposed model MAPE tolerance limit			
IBM Corp.	0.9723	1.2186	1.0555	0.8487	(-2.03, 3.68)	S/M trend	S/M trend	Zero
APPLE Comp. Inc.	1.8009	2.8373	2.1650	1.9247	(-9.15, 11.14)	Uptrend	Uptrend	Zero
DELL Inc.	0.6604	1.0117	0.8446	0.6992	(-3.42, 8.22)	S/M trend	S/M trend	Zero

Train dataset collected from 10.2.2003 to 10.9.2004

Test dataset collected from 13.9.2004 to 21.1.2005

S/M Sideways or mixed

TABLE 8
YEAR WISE COMPARISON FOR TAIEX INDEX FROM 1997 TO 2004

		1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004
Conventional models	Existing RMSE	148	167	149	-	-	-	-	-
Weighted models		133	151	142	-	-	-	-	-
Yu and Huarng		-	-	120	176	148	101	74	84
Huarng et al.		-	-	N/A	154.42	124.02	95.73	70.76	72.35
Yu et al.		-	-	112	131	130	80	58	67
Chen and Chang		-	-	111.70	129.42	113.67	66.82	56.10	64.76
Chen and Chen		-	-	116.64	123.62	123.85	71.98	58.06	57.73
Chen et al.		-	-	101.33	121.27	114.48	67.18	52.72	52.27
Chen and Kao		-	-	87.63	125.34	114.57	76.86	54.29	58.17
Qisen Cai		-	-	102.22	131.53	112.59	60.33	51.54	50.33
The proposed model tolerance limit	Predicted RMSE	(0, 300.72)	(0, 269.93)	(0, 287.83)	(0, 326.31)	(0, 268.35)	(0, 173.46)	(0, 115.98)	(0, 119.68)
	Error	Zero	Zero	Zero	Zero	Zero	Zero	Zero	Zero
	Predicted MAPE	(-5.14, 3.35)	(-2.90, 3.53)	(-4.15, 3.43)	(-9.21, 5.54)	(-5.00, 5.19)	(-3.11, 3.46)	(-2.21, 1.75)	(-4.01, 2.16)
	Predicted Trend	S/M trend	S/M trend	S/M trend	Down trend	Up trend	S/M trend	Down trend	S/M trend

S/M Sideways or mixed

REFERENCES

- Cai Q, Zhang D, Zheng W, Stephen CH, Leung (2015) A new fuzzy time series forecasting model combined with ant colony optimization and auto-regression. *Knowl-Based Syst* 74:61–68
- Ceska M, Jansen N, Junges S, Kataoen J-P (2019) Shepherding hordes of Markov chains. In: *Advances in knowledge discovery and data mining*. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-17465-1-10>
- Chao X, Kou G, Peng Y, Alsaadi FE (2019) Behavior monitoring methods for trade-based money laundering integrating macro and micro prudential regulation: a case from China. *Technol Econ Dev Econ*:1–16. <https://doi.org/10.3846/tede.2019.9383>
- Chen MY, Chen BT (2015) A hybrid fuzzy time series model based on granular computing for stock price forecasting. *Inform Sci* 294:227–241
- Chen SM, Chang YC (2010) Multi-variable fuzzy forecasting based on fuzzy clustering and fuzzy rule interpolation techniques. *Inform Sci* 180:4772–4783
- Chen SM, Chen CD (2011) TAIEX forecasting based on fuzzy time series and fuzzy variation groups. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 19:1–12
- Chen SM, Chu HP, Sheu TW (2012) TAIEX forecasting using fuzzy time series and automatically generated weights of multiple factors. *IEEE Trans Syst Man Cybern Part A Syst Hum* 42:1485–1495

- Chen SM, Kao PY (2013) TAIEX forecasting based on fuzzy time series. Particle swarm optimization techniques and support vector machines. *Inform Sci* 247:62–71
- Cheng YC, Li ST (2012) Fuzzy time series forecasting with a probabilistic smoothing hidden Markov model. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 20:291–304
- Crone SF, Hibon M, Nikolopoulos K (2011) Corrigendum to ad-vances in forecasting with neural networks? Empirical evidence from the NN3 competition on time series prediction. *Int J Forecast* 27:635–660
- Denkena B, Nemeti A (2013) Stock market related pricing mechanisms for the tool and mould manufacturing industry. In: *Procedia CIRP* 12, eighth CIRP conference on intelligent computing in manufacturing engineering, pp 414–419
- Gharehchopogh FS, Bonab TH, Khaze SR (2013) A linear regression approach to prediction of stock market trading volume: a case study. *Int J Manag Value Supply Chains* 4(3):25
- Gray SA, Gray S, de Kok J-L et al (2015) Using fuzzy cognitive mapping as a participatory approach to analyze change, preferred states, and perceived resilience of social-ecological systems. *Ecol Soc* 20(2). <https://doi.org/10.5751/ES-07396-200211>
- Guo Z, Wang H, Yang J, Miller DJ (2015) A stock market forecasting model combining two-directional two-dimensional principal component analysis and radial basis function neural network. *PLoS One* 10(4):e0122385. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0122385>
- Hassan MR, Nath B (2005) Stock market forecasting using hidden Markov model: a new approach. In: *Proc. of the 2005 5th international conference on intelligent systems, design and applications*, 0-7695-2286-06/05, IEEE
- Hassan MR, Nath B, Kirley M (2007) A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting. *Expert Syst Appl* 33(1):171–180
- Hassan R (2009) A combination of hidden Markov model and fuzzy model for stock market forecasting. *Neurocomputing* 72:3439–3446
- Hassan S, Jaafar J, Samir BB, Jilani TA (2012) A hybrid fuzzy time series model for forecasting. *Eng Lett* 20:1 EL-20-1-11
- Huang KH, Yu THK, Hsu YW (2007) A multivariate heuristic model for fuzzy time-series forecasting. *IEEE Trans Syst Man Cybern B Cybern* 37:836–846
- Hung J-C (2011) Applying a combined fuzzy systems and GARCH model to adaptively forecast stock market volatility. *Appl Soft Comput* 11:3938–3945
- Iyer S, Kamdar NR, Soparkar B (2015) Stock market prediction using digital signal processing models. *Int J Comput Appl* 6:35–39
- Kosko B (1986) Fuzzy Cognitive Maps. *Int J Man Mach Stud* 24:65–75
- 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 Econ*:1–27. <https://doi.org/10.3846/tede.2019.8740>
- Li G, Kou G, Peng Y (2016) A group decision making model for integrating heterogeneous information. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst Hum* PP(99):1–11. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2627050>
- Li S-T, Kuo S-C, Cheng Y-C, Chen C-C (2010) Deterministic vector long-term forecasting for fuzzy time series. *Fuzzy Sets Syst* 161:1852–1870
- Madhoushi M, Aliabadi AN (2012) Forecasting stock exchange market using hybrid neuro fuzzy model. In: *The sixth international conference on fuzzy Informations and engineering*, pp 1–7
- Makridakis S, Hibon M (2000) The M3-competition: c xv results, conclusions and implications. *Int J Forecast* 16:451–476
- Park S, Lee J, Son Y (2016) Predicting market impact costs using nonparametric machine learning models. *PLoS One* 11(2):e0150243. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0150243>

- Pritpal S, Bhogeswar B (2013) High-order fuzzy-neuro expert system for time series forecasting. *Knowl-Based Syst* 46:12–21
- Rabiner L (1993) A tutorial on HMM and selected applications in speech recognition. *Proc IEEE* 77:267–296
- Rabiner L, Juang B (1993) *Fundamentals of speech recognition*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs
- Rafiul H, Baikunth N, Kirley M (2006) HMM based fuzzy model for time series prediction. In: *IEEE international conference on fuzzy systems*, pp 2120–2126
- Vasantha Kandasamy WB, Smarandache F (2003) *Book on fuzzy cognitive maps and Neutrosophic cognitive maps*. American Research Press, Xiquan. arXiv:math/0311063[math.GM].
- Wahab AF, Zulkiy M'd IE, Rahim HA, Akaria R (2013) Interval type-2 fuzzy logic system model in measuring the index value of underground economy in Malaysia. *Appl Math Sci* 102:5011–5084
- Wei LY, Cheng CH, Wu HH (2014) A hybrid ANFIS based on n-period moving average model to forecast TAIEX stock. *Appl Soft Comput* 19:86–92
- Weron R (2014) Electricity price forecasting: a review of the state- of the-art with a look into the future. *Int J Forecast* 30:1030–1081
- Xue Y, Liu Z, Luo J, Ma Z, Zhang M, Hu X, Kuang Q (2015) Stock market trading rules discovery based on biclustering method. *Math Probl Eng* 2015:13. Article ID 849286. <https://doi.org/10.1155/2015/849286>.
- Yu HK (2005) Weighted fuzzy time series models for TAIEX forecasting. *Physica A* 349:609–624
- Yu THK, Huarng KH (2008) A bivariate fuzzy time series model to forecast the TAEIX. *Expert Syst Appl* 34:2945–2952
- Yu THK, Huarng KH (2010) Corrigendum to “A bivariate fuzzy time series model to forecast the TAIEX”. [*Expert Systems with Applications* 34 (4), 2945-2952 (2010)]. *Expert Syst Appl* 37:5529
- 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
- Zhang W, Zhang X, Sun Y (2017) A new fuzzy cognitive map learning algorithm for speech emotion recognition. *Math Probl Eng* 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/4127401>

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

El mercado de valores es un lugar donde la incertidumbre, la vaguedad, la ambigüedad, la incoherencia y la imprevisibilidad prevalecen y persisten. Los movimientos de precios se observan diariamente en nuestro día a día. El comportamiento de los precios de las acciones parece ser bastante extraño. Sin embargo, los movimientos de los precios no son totalmente aleatorios en la naturaleza. Los

valores de stock son valores numéricos que tienen incertidumbre. Construir un modelo para un problema que implique incertidumbre no es tarea fácil. Existen numerosas herramientas y técnicas de previsión disponibles para predecir los precios del mercado de valores. Los modelos estadísticos no emplean todos los datos disponibles para la manipulación. El problema surge en el manejo de datos históricos de alta frecuencia espaciados de manera desigual. Por lo tanto, para abordar y resolver todos los desafíos anteriores derivados de la incertidumbre y para lograr una mejor precisión de predicción, se han desarrollado algoritmos robustos basados en la cadena Markov y la lógica difusa. Los incidentes de saltos se determinan a partir de las observaciones de los datos del mercado de valores. Al ser un modelo integrado, es más robusto que el clásico y es muy adecuado para el análisis de datos de alta frecuencia de observaciones.

Una cadena Markov es un proceso estocástico caracterizado por una propiedad sin memoria. Según el concepto de cadena Markov, la distribución de probabilidad del estado futuro depende sólo del estado actual y no de la secuencia de acontecimientos que lo precede. Las cadenas Markov se utilizan en el área de las finanzas para modelar una variedad de fenómenos diferentes, incluyendo índices bursátiles y desplomes del mercado. En 1974, las cadenas Markov se utilizaron para modelar el comportamiento del mercado financiero. Más tarde, en 1989, se utilizaron para modelar interruptores entre períodos de alta volatilidad y baja volatilidad de los rendimientos de los activos. Un desarrollo reciente es un modelo multi fractal de conmutación Markov utilizando cadenas Markov. Además de estos, el análisis de lógica difusa puede ser una herramienta muy eficiente para predecir la tendencia del mercado de valores. Los modelos difusos tienen la capacidad de analizar los conjuntos de datos de los valores lingüísticos. El conjunto difuso es una herramienta versátil para el modelado tanto lingüístico como numérico. Para un sistema dinámico que cambia aleatoriamente, la predicción del estado de una cadena Markov en un momento dado en el futuro se observa por la incertidumbre. Para superar esta dificultad, el modelo actual combina la herramienta de lógica difusa con el concepto Markov para la predicción y el análisis.

El objetivo principal de este estudio es integrar dos modelos principales, a saber, el modelo de cadena Markov y el modelo difuso de una manera eficiente para obtener una solución para situaciones ambiguas como factores externos que afectan al mercado de valores. Se ha desarrollado un enfoque difuso, para el análisis y estudio de las tendencias móviles del mercado de valores que conducen a un modelo matemático generalizado llamado modelo interrelacionado de las MNAM y un modelo de cadena Markov de las MNAM integrada con umbral interno que indica el límite inferior, el límite superior y el valor umbral exacto, para permitir beneficios palpables a los inversores.

El modelo predice el límite de tolerancia MAPE y RMSE para varios índices de stock. Las comparaciones se realizan con los otros modelos existentes que miden la eficacia del modelo para un enfoque multi-timeframe. La ventaja del modelo radica en el estudio de los saltos positivos, negativos y mixtos para el análisis de predicción y para considerar las situaciones más ambiguas en la obtención de soluciones óptimas. Las situaciones ambiguas son posibles para su consideración, ya que los datos históricos del precio son valores numéricos preprocesados y utilizados para abordar el efecto de tolerancia a errores y predecir la tendencia en el modelo desarrollado. El interés aquí es desarrollar un modelo de predicción de baja complejidad y precisión que se adapte mejor a las situaciones de la vida real. Este estudio se centra en la construcción de una solución óptima utilizando la partición de intervalo en el Universo del discurso. El conocimiento del límite de tolerancia de errores, ayuda a tomar decisiones confiables que predicen la tendencia del índice de precios de acciones en un plazo variable. Las estimaciones pueden ser muy diferentes dependiendo de la frecuencia del conjunto de datos.

Este documento contiene cinco secciones. La primera sección proporciona la introducción. La Segunda sección presenta una revisión de la literatura. En las secciones tercera y cuarta, la cadena Markov y el modelo de predicción de análisis de salto interrelacionado Fuzzy, se define un modelo de cadena Markov integrado de ntfcms, respectivamente. La Sección 5 se ocupa de las aplicaciones del

modelo de cadena markov de las ntfems integradas para el análisis de tendencias en movimiento del mercado de valores. La Sección 6 proporciona conclusiones.

CONCLUSIÓN

Una tendencia de movimiento del mercado de valores es una tendencia de un mercado financiero a moverse en una dirección específica a lo largo del tiempo. Los compradores y vendedores mueven mercados basados en expectativas y emociones (miedo y codicia). En este estudio actual, un modelo interrelacionado de las MNAM y el modelo de cadena integrado de MMM Markov en el que se han utilizado valores de umbral ocultos en la construcción misma de los nodos del sistema dinámico de las FCM. El estudio de los movimientos en los mercados bursátiles se basa en el uso de este modelo. El modelo actual ha ayudado con la predicción de la tendencia indicando su límite inferior, límite superior y los valores de umbral exactos dando la mejor solución más óptima esperada. El objetivo principal es ilustrar la eficacia del modelo actual con un análisis exhaustivo de tres poblaciones diferentes, a saber, IBM, UNG, APPLE INC, que siguió una tendencia al alza, una tendencia a la baja y una tendencia mixta respectivamente. La contribución del trabajo de investigación actual es encontrar el límite de tolerancia a errores para varios errores como MAPE, errores RMSE para varios índices bursátiles utilizando un enfoque multi-timeframe. El máximo previsto y previsto de los errores ayuda a mejorar el proceso de toma de decisiones para la consecución de previsiones fiables. Todos los métodos existentes revelan el error como dentro del rango de límites de tolerancia. Los resultados mostraron el valor previsto dentro del límite de tolerancia para cada número 'n' de predicciones realizadas con error nulo y precisión del 100%. Incluso si muchas más herramientas y técnicas se desarrollan en el futuro para mejorar la precisión del pronóstico, todos los desarrollados todavía tendrían un error dentro de este rango de tolerancia. No hay posibilidad de desviación del rango definido. Predecir el precio de cierre para un día siguiente, una semana, un mes, dos meses y cuatro meses por delante nunca puede ser tan preciso y satisfactorio. Por lo tanto, garantizamos una predicción precisa del rango de tolerancia que predice el error mínimo y máximo, dando una solución óptima y mejorando así el modelo de predicción de tendencias exitoso. El futuro trabajo y plan de investigación es desarrollar un sistema para mejorar la precisión en el límite de tolerancia al error.

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

Le marché boursier est un endroit où l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté, l'incohérence et l'imprévisibilité prévalent et persistent. Les mouvements de prix sont observés quotidiennement dans notre vie quotidienne. Le comportement des cours des actions semble plutôt étrange. Cependant, les mouvements de prix ne sont pas totalement aléatoires dans la nature. Les valeurs boursières sont des valeurs numériques incertaines. Construire un modèle pour un problème d'incertitude n'est pas une tâche facile. Il existe de nombreux outils et techniques de prévision disponibles pour prédire les cours boursiers. Les modèles statistiques n'utilisent pas toutes les données disponibles pour la manipulation. Le problème se pose dans la manipulation inégalement espacée, disponibles données historiques à haute fréquence. Par conséquent, pour relever et résoudre tous les défis ci-dessus découlant de l'incertitude et pour atteindre une meilleure précision de prédiction, des algorithmes robustes basés sur la chaîne Markov et la logique floue ont été développés. Les incidents de sauts sont déterminés à partir des observations des données boursières. Il s'agit d'un modèle intégré, plus robuste que le modèle classique et bien adapté à l'analyse des données d'observations à haute fréquence.

Une chaîne Markov est un processus stochastique caractérisé par des biens sans mémoire. Selon le concept de la chaîne Markov, la répartition des probabilités de l'état futur ne dépend que de l'état actuel et non de la séquence des événements qui le précèdent. Les chaînes Markov sont utilisées dans le domaine de la finance pour modéliser une variété de phénomènes différents, y compris les indices boursiers et les krachs boursiers. En 1974, les chaînes Markov ont été utilisées pour modéliser le comportement du marché financier. Plus tard, en 1989, ils ont été utilisés pour modéliser les commutateurs entre les périodes de forte volatilité et la faible volatilité des rendements des actifs. Un développement récent est un modèle multifractal de commutation de Markov utilisant des chaînes de Markov. En plus de ceux-ci, l'analyse logique floue peut être un outil très efficace pour prédire la tendance boursière. Les modèles flous ont la capacité d'analyser les ensembles de données des valeurs linguistiques. Fuzzy set est un outil polyvalent pour la modélisation linguistique et numérique. Pour un système dynamique en évolution aléatoire, la prédiction de l'état d'une chaîne Markov à un moment donné dans l'avenir est notée pour l'incertitude. Afin de surmonter cette difficulté, le modèle actuel fusionne l'outil logique floue avec le concept Markov pour la prédiction et l'analyse.

Le but principal de cette étude est d'intégrer deux modèles majeurs, à savoir, le modèle de la chaîne Markov et le modèle flou d'une manière efficace pour obtenir une solution à des situations ambiguës comme des facteurs externes affectant le marché boursier. Une approche floue a été développée, pour l'analyse et l'étude des tendances mobiles du marché boursier conduisant à un modèle mathématique généralisée appelé modèle interdépendant ntfcms et un modèle intégré de chaîne markov ntfcms avec seuil interne indiquant la limite inférieure, limite supérieure et la valeur limite exacte, pour permettre des avantages palpables pour les investisseurs.

Le modèle prédit la limite de tolérance MAPE et RMSE pour divers indices boursiers. Des comparaisons sont faites avec les autres modèles existants mesurant l'efficacité du modèle pour une approche à plusieurs délais. L'avantage du modèle réside dans l'étude des sauts positifs, négatifs et mixtes pour l'analyse des prédictions et pour tenir compte des situations les plus ambiguës dans l'obtention de solutions optimales. Des situations ambiguës peuvent être prises en considération puisque les données historiques sur les prix sont des valeurs numériques prétraitées et utilisées pour traiter l'effet de tolérance aux erreurs et prédire la tendance du modèle développé. L'intérêt ici est de développer un modèle de prédiction de faible complexité et précis qui est mieux adapté aux situations de la vie réelle. Cette étude se concentre sur la construction d'une solution optimale en utilisant la partition d'intervalle dans l'Univers du discours. La connaissance de la limite de tolérance aux erreurs aide à prendre des décisions fiables prévoyant la tendance de l'indice du cours des actions sur une période variable. Les estimations peuvent être très différentes selon la fréquence de l'ensemble de données.

Cet article contient cinq sections. La première section fournit l'introduction. La deuxième section présente un examen de la littérature. Dans les troisième et quatrième sections, la chaîne Markov et le modèle de prédiction de l'analyse de saut interdépendant Fuzzy, un modèle intégré de la chaîne Markov de ntfcms, sont définis respectivement. La section 5 porte sur les applications du modèle intégré de la chaîne Markov des ntfcms à l'analyse des tendances en mouvement boursier. L'article 6 fournit des conclusions.

CONCLUSION

Une tendance à l'évolution des marchés boursiers est une tendance d'un marché financier à aller dans une direction spécifique au fil du temps. Les acheteurs et les vendeurs déplacent les marchés en fonction des attentes et des émotions (peur et cupidité). Dans cette étude actuelle, un modèle interdépendant des ntfcms et un modèle intégré de chaîne Markov de ntfcms dans lequel des valeurs seuils cachées ont été utilisées dans la construction même des nœuds du système dynamique des MCFC. L'étude des mouvements sur les marchés boursiers est basée sur l'utilisation de ce modèle. Le modèle actuel a aidé à la prédiction de la tendance indiquant sa limite inférieure, limite supérieure et les valeurs de seuil exactes donnant la meilleure solution optimale attendue. L'objectif principal est d'illustrer l'efficacité du modèle actuel avec une analyse approfondie de trois stocks différents, à savoir IBM, UNG, APPLE INC qui ont suivi une tendance à la hausse, une tendance à la baisse et une tendance mitigée respectivement. La contribution des travaux de recherche actuels consiste à trouver la limite de tolérance aux erreurs pour diverses erreurs comme mape, erreurs RMSE pour divers indices boursiers en utilisant une approche multi-temps. Le maximum prévu et prévu des erreurs aide à améliorer le processus décisionnel pour la réalisation de prévisions fiables. Toutes les méthodes existantes révèlent que l'erreur se trouve dans la gamme des limites de tolérance. Les résultats ont montré la valeur prévue dans la limite de tolérance pour chaque « n » nombre de prédictions faites avec une erreur nulle et 100% de précision. Même si beaucoup plus d'outils et de techniques sont développés à l'avenir pour améliorer l'exactitude des prévisions, tous ceux qui sont développés auraient encore une erreur dans cette plage de tolérance. Il n'y a aucune possibilité de déviation par rapport à la plage définie. Prédire le prix de clôture pour un jour, une semaine, un mois, deux mois et quatre mois à l'avance ne peut jamais être aussi précis et satisfaisant. Nous assurons donc une prédiction précise de la gamme de tolérance prévoyant l'erreur minimale et maximale donnant une solution optimale et améliorant ainsi le modèle de prévision des tendances réussie. Les travaux et le plan de recherche futurs sont d'élaborer un système d'amélioration de l'exactitude de la limite de tolérance aux erreurs.

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

Der Aktienmarkt ist ein Ort, an dem Unsicherheit, Unbestimmtheit, Mehrdeutigkeit, Inkonsistenz und Unberechenbarkeit vorherrschen und fortbestehen. Preisbewegungen werden täglich in unserem täglichen Leben beobachtet. Das Verhalten der Aktienkurse scheint ziemlich seltsam zu sein. Die Preisbewegungen sind jedoch nicht völlig zufällig. Aktienwerte sind numerische Werte mit Unsicherheit. Es ist keine leichte Aufgabe, ein Modell für ein Problem mit Unsicherheit zu erstellen. Es gibt zahlreiche Prognosewerkzeuge und -techniken zur Vorhersage der Börsenkurse. Statistische Modelle verwenden nicht alle verfügbaren Daten für Manipulationen. Das Problem entsteht beim Umgang mit ungleichen, verfügbaren historischen Hochfrequenzdaten. Daher wurden robuste Algorithmen entwickelt, die auf der Markov-Kette und der Fuzzy-Logik basieren, um alle oben genannten Herausforderungen zu lösen und eine bessere Vorhersagegenauigkeit zu erreichen. Zwischenfälle von Sprüngen werden aus den Beobachtungen der Börsendaten ermittelt. Dies ist ein integriertes Modell, es ist robuster als das klassische und eignet sich gut für die Analyse von hochfrequenten Daten von Beobachtungen.

Eine Markov-Kette ist ein stochastischer Prozess, der sich durch speicherlose Eigenschaft auszeichnet. Nach dem Markov-Kettenkonzept hängt die Wahrscheinlichkeitsverteilung des zukünftigen Zustandes nur vom gegenwärtigen Zustand ab und nicht von der Abfolge der Ereignisse, die ihm vorausgeht. Markov-Ketten werden im Finanzbereich verwendet, um eine Vielzahl verschiedener Phänomene zu modellieren, einschließlich Aktienindizes und Marktcrashes. 1974 wurden Markov-Ketten zur Modellierung des Finanzmarktverhaltens eingesetzt. Später, 1989, wurden sie für die Modellierung von Wechseln zwischen Perioden hoher Volatilität und geringer Volatilität der Vermögensrenditen verwendet. Eine neuere Entwicklung ist ein Markov-Wechsel-Multi-Fraktal-Modell mit Markov-Ketten. Darüber hinaus kann die Fuzzy-Logikanalyse ein sehr effizientes Werkzeug bei der Vorhersage des Börsentrends sein. Fuzzy-Modelle können die Datensets von sprachlich bewerteten Werten analysieren. Fuzzy Set ist ein vielseitiges Werkzeug für die linguistische und numerische Modellierung. Für ein sich zufällig veränderndes dynamisches System ist die Vorhersage des Zustands einer Markov-Kette an einem bestimmten Punkt in der Zukunft für Unsicherheit bekannt. Um diese Schwierigkeit zu überwinden, verschmilzt das aktuelle Modell fuzzy Logic Tool mit Markov Konzept für Vorhersage und Analyse.

Der Hauptzweck dieser Studie besteht darin, zwei hauptartige Modelle, z. B. Das Kettenmodell Markov und das Fuzzy-Modell, effizient zu integrieren, um eine Lösung für mehrdeutige Situationen wie externe Faktoren zu finden, die den Aktienmarkt beeinflussen. Es wurde ein fuzzy Ansatz entwickelt, um die sich bewegenden Trends des Aktienmarktes zu analysieren und zu untersuchen, was zu einem verallgemeinerten mathematischen Modell namens ntfcms-Interrelated-Modell und einem integrierten ntfcms Markov-Kettenmodell mit interner Schwelle führt, die die untere Grenze, die obere Grenze und den genauen Schwellenwert angibt, um den Anlegern spürbare Vorteile zu ermöglichen.

Das Modell prognostiziert die toleranzgrenze VON MAPE und RMSE für verschiedene Aktienindizes. Es werden Vergleiche mit den anderen vorhandenen Modellen angestellt, die die Effektivität des Modells für einen Multi-Timeframe-Ansatz messen. Der Vorteil des Modells liegt in der Untersuchung der positiven, negativen und gemischten Sprünge für die Vorhersageanalyse und für die Berücksichtigung der zweideutigsten Situationen bei der Erzielung optimaler Lösungen. Mehrdeutige Situationen sind berücksichtigt, da die historischen Preisdaten numerische Werte sind, die vorverarbeitet und zur Behebung des Fehlertoleranzeffekts und zur Vorhersage des Trends im entwickelten Modell verwendet werden. Hier geht es darum, ein datennahes, präzises Vorhersagemodell zu entwickeln, das besser für reale Situationen geeignet ist. Diese Studie konzentriert sich auf die Konstruktion einer optimalen Lösung unter Verwendung der Intervallpartition im Universum des Diskurses. Die Kenntnis der Fehlertoleranzgrenze hilft bei der Entscheidungsfindung,

die den Trend des Aktienkursindex über einen unterschiedlichen Zeitraum vorhersagt. Die Schätzungen können je nach Häufigkeit des Datensets sehr unterschiedlich sein.

Dieses Papier enthält fünf Abschnitte. Der erste Abschnitt enthält die Einführung. Der zweite Abschnitt gibt einen Überblick über die Literatur. Im dritten und vierten Abschnitt, Markov Chain und Fuzzy interrelated jump analysis prediction model, wird ein integriertes ntfcms Markov Kettenmodell definiert. Abschnitt 5 befasst sich mit Anwendungen des integrierten ntfcms Markov Kettenmodells zur Kursverschiebung summierender Trendanalysen an der Börse. Abschnitt 6 enthält Schlussfolgerungen.

SCHLUSSFOLGERUNG

Ein sich an der Börse bewegendes Trend ist die Tendenz eines Finanzmarktes, sich im Laufe der Zeit in eine bestimmte Richtung zu bewegen. Käufer und Verkäufer bewegen Märkte auf der Grundlage von Erwartungen und Emotionen (Angst und Gier). In dieser aktuellen Studie, ein ntfcms miteinander verknüpftmodell und integrierte ntfcms Markov Kettenmodell, in dem versteckte Schwellenwerte wurden in der Konstruktion der Knoten des dynamischen Systems der fcms verwendet. Die Untersuchung der Bewegungen an den Aktienmärkten basiert auf der Verwendung dieses Modells. Das aktuelle Modell hat bei der Vorhersage des Trends geholfen, der seine Untergrenze, Obergrenze und die genauen Schwellenwerte angibt, die die am besten erwartete optimale Lösung bieten. Das Hauptziel besteht darin, die Wirksamkeit des aktuellen Modells mit einer umfassenden Analyse von drei verschiedenen Aktien zu veranschaulichen: IBM, UNG, APPLE INC, die einem Aufwärtstrend, einem Abwärtstrend bzw. einem gemischten Trend folgten. Der Beitrag der aktuellen Forschungsarbeit besteht darin, die Fehlertoleranzgrenze für verschiedene Fehler wie MAPE, RMSE-Fehler für verschiedene Aktienindizes mit einem Multi-Timeframe-Ansatz zu finden. Das vorhergesagte Minimum und das vorhergesagte Maximum der Fehler helfen bei der Verbesserung des Entscheidungsprozesses für die Erreichung zuverlässiger Prognosen. Alle vorhandenen Methoden zeigen, dass sich der Fehler im Bereich der Toleranzgrenzen befindet. Die Ergebnisse zeigten den vorhergesagten Wert innerhalb der Toleranzgrenze für jede 'n' Anzahl von Vorhersagen, die mit Nullfehler und 100% Genauigkeit gemacht wurden. Auch wenn in Zukunft noch viel mehr Werkzeuge und Techniken entwickelt werden, um die Prognosegenauigkeit zu verbessern, hätten alle entwickelten Werkzeuge immer noch einen Fehler innerhalb dieses Toleranzbereichs. Es besteht keine Möglichkeit, vom definierten Bereich zu abweichen. Die Vorhersage des Schlusskurses für den nächsten Tag, eine Woche, einen Monat, zwei Monate und vier Monate im Voraus kann niemals so genau und zufriedenstellend sein. Wir sorgen daher für eine genaue Vorhersage des Toleranzbereichs, der den minimalen und maximalen Fehler vorhersagt, was zu einer optimalen Lösung führt und damit das erfolgreiche Trendvorhersagemodell verbessert. Die zukünftige Forschungsarbeit und Plan ist die Entwicklung eines Systems zur Verbesserung der Genauigkeit in der Fehlertoleranzgrenze.

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

O mercado bolsista é um local onde prevalecem e persistem a incerteza, a imprecisão, a ambiguidade, a inconsistência e a imprevisibilidade. Os movimentos de preços são observados diariamente no nosso dia-a-dia. O comportamento dos preços das ações parece ser bastante estranho. No entanto, os movimentos de preços não são totalmente aleatórios. Os valores das ações são valores numéricos que têm incerteza. Construir um modelo para um problema que envolva incerteza não é tarefa fácil. Existem numerosas ferramentas e técnicas de previsão disponíveis para a previsão dos preços da bolsa. Os modelos estatísticos não empregam todos os dados disponíveis para manipulação. O problema surge no manuseamento desigual de dados históricos de alta frequência. Assim, para abordar e resolver todos os desafios acima decorrentes da incerteza e para obter uma melhor precisão de previsão, foram desenvolvidos algoritmos robustos baseados na cadeia Markov e na lógica Fuzzy. Os incidentes de saltos são determinados a partir das observações dos dados da bolsa. Sendo este um modelo integrado, é mais robusto do que o clássico e é adequado para a análise de dados de alta frequência de observações.

Uma cadeia Markov é um processo estocástico caracterizado por propriedade sem memória. De acordo com o conceito de cadeia Markov, a distribuição de probabilidades do estado futuro depende apenas do estado presente e não da sequência de acontecimentos que o precedem. As cadeias Markov são usadas na área das finanças para modelar uma variedade de fenômenos diferentes, incluindo índices de ações e quebras de mercado. Em 1974, as cadeias Markov foram usadas para modelar o comportamento do mercado financeiro. Mais tarde, em 1989, foram utilizados para modelar interruptores entre períodos de alta volatilidade e baixa volatilidade dos retornos de ativos. Um desenvolvimento recente é um modelo de multi fractal markov que troca vários fractais usando correntes Markov. Além destes, a análise lógica fuzzy pode ser uma ferramenta muito eficiente na previsão da tendência do mercado bolsista. Os modelos fuzzy têm a capacidade de analisar os conjuntos de dados dos valores linguísticos. O conjunto fuzzy é uma ferramenta versátil tanto para modelagem linguística como numérica. Para um sistema dinâmico em mudança aleatória, a previsão do estado de uma cadeia Markov num dado ponto no futuro é notada pela incerteza. Para ultrapassar esta dificuldade, o modelo atual funde a ferramenta lógica difusa com o conceito Markov para previsão e análise.

O principal objetivo deste estudo é integrar dois grandes modelos, o viz., o modelo da cadeia Markov e o modelo fuzzy de forma eficiente para obter uma solução para situações ambíguas como fatores externos que afetam o mercado bolsista. Foi desenvolvida uma abordagem difusa, para análise e estudo das tendências móveis do mercado bolsista, conduzindo a um modelo matemático generalizado chamado modelo interrelacionado de ntfcms e um modelo integrado de cadeia ntfcms Markov com limiar interno que indique o limite inferior, o limite superior e o valor exato do limiar, a fim de permitir benefícios palpáveis aos investidores.

O modelo prevê o limite de tolerância MAPE e RMSE para vários índices de stock. São feitas comparações com os outros modelos existentes que medem a eficácia do modelo para uma abordagem de vários prazos. A vantagem do modelo reside no estudo dos saltos positivos, negativos e mistos para a análise da previsão e para considerar as situações mais ambíguas na obtenção de soluções ideais. As situações ambíguas são possíveis de considerar, uma vez que os dados históricos dos preços são valores numéricos pré-processados e utilizados para abordar o efeito de tolerância ao erro e prever a tendência do modelo desenvolvido. O interesse aqui é desenvolver um modelo de previsão de baixa complexidade e precisão que seja mais adequado para situações reais. Este estudo centra-se na construção de uma

solução ideal utilizando a partição de intervalos no Universo do discurso. O conhecimento do limite de tolerância ao erro ajuda a tomar decisões fiáveis que prevejam a tendência do índice de preços das ações ao longo de um período de tempo variável. As estimativas podem ser bastante diferentes dependendo da frequência do conjunto de dados.

Este trabalho contém cinco secções. A primeira secção prevê a introdução. A Segunda Secção apresenta uma revisão da literatura. Nas terceira e quarta secções, a cadeia Markov e o modelo de previsão de análise de salto interrelacionado da Fuzzy, um modelo integrado de cadeia ntfcms Markov são definidos respectivamente. A secção 5 trata das aplicações do modelo integrado da cadeia ntfcms Markov para a análise da tendência em movimento do mercado bolsista. A secção 6 apresenta conclusões.

CONCLUSÃO

Uma tendência de movimentação da bolsa é uma tendência de um mercado financeiro avançar numa direção específica ao longo do tempo. Os compradores e vendedores movimentam mercados com base em expectativas e emoções (medo e ganância). Neste estudo atual, um modelo de ntfcms interrelacionado e modelo integrado de cadeia ntfcms Markov em que foram utilizados valores limiares ocultos na própria construção dos nós do sistema dinâmico das tfcms. O estudo dos movimentos nos mercados bolsistas baseia-se na utilização deste modelo. O modelo atual ajudou com a previsão da tendência indicando os seus valores de limiar mais baixos, superiores e os valores de limiar exatos que dão a melhor solução ideal. O principal objetivo é ilustrar a eficácia do modelo atual com uma análise aprofundada de três diferentes stocks, nomeadamente a IBM, UNG, APPLE INC, que acompanharam uma tendência ascendente, uma tendência descendente e uma tendência mista, respectivamente. O contributo do atual trabalho de investigação é encontrar o limite de tolerância a erros para vários erros como MAPE, erros de RMSE para vários índices de stock utilizando uma abordagem de vários prazos. O mínimo previsto e o máximo previsto dos erros ajudam a melhorar o processo de tomada de decisão para a realização de previsões fiáveis. Todos os métodos existentes revelam o erro como estando dentro do alcance dos limites de tolerância. Os resultados mostraram o valor previsto dentro do limite de tolerância para cada número 'n' de previsões feitas com erro nulo e precisão de 100%. Mesmo que no futuro sejam desenvolvidas muitas mais ferramentas e técnicas para aumentar a precisão das previsões, todas as desenvolvidas continuariam a ter um erro dentro desta gama de tolerância. Não existe possibilidade de desvio do intervalo definido. Prever o preço próximo para o próximo dia, uma semana, um mês, dois meses e quatro meses de antecedência nunca pode ser tão preciso e satisfatório. Por conseguinte, asseguramos uma previsão precisa da gama de tolerância que prevê o erro mínimo e máximo, proporcionando uma solução ideal e, assim, melhorando o modelo de previsão de tendências bem-sucedido. O futuro trabalho de investigação e plano é desenvolver um sistema de melhoria da precisão no limite da tolerância a erros.